



Imam Khomeini International University

Vol. 9, No. 3, Autumn 2024



نشریه مهندسی منابع معدنی

Journal of Mineral Resources Engineering  
(JMRE)

## Research Paper

# Identifying the Promising Areas of Zailik Gold Mineralization in the Northwest of Iran Using Fuzzy Overlay of Information Method

Mohammadzadeh M.J.<sup>1\*</sup>, Rajaei M.M.<sup>2</sup>

1- Associate Professor, Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

2- Ph.D student, Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

Received: 09 Jan. 2022

Accepted: 19 May 2022

**Abstract:** This research aims to simultaneously use geochemical modeling and geological parameters for gold grade estimation to identify promising zones of epithermal gold mineralization in the Zailik region, northwest of Iran. For this purpose, the employed geological evidence includes lithology and alterations like silicification, iron oxides, phyllic, and propylitic. For geochemical modeling two methods were utilized: 1) artificial neural network (ANN), 2) integrating ANN with the Firefly algorithm. Geological evidence after quantification, along with the estimated amounts of gold in artificial intelligence methods, was entered into the hierarchical system in Expert Choice software for weighting. In this method, the weighting and determination of the degree of relative importance of geological parameters were attempted after consulting geological and exploration experts. Subsequently, artificial intelligence methods were also compared with each other using quantitative criteria such as the coefficient of determination and the root mean square error function. The results showed that the combined method of artificial neural networks with the Firefly algorithm provides better results due to the higher coefficient of determination ( $R^2=0.643$ ) and lower error function ( $RMSE=0.754$ ). Therefore, it has a higher degree of importance to identify promising areas for mineralization. Finally, all the above parameters were combined with each other in the Arc GIS software using the fuzzy overlay method, and the optimal exploration targets were detected in the north and northeast of the region, enabling to continue the exploration targets along the root of gold mineralization in the neighboring areas according to the introduced model.

**Keywords:** Artificial neural network, Firefly algorithm, AHP, Fuzzy overlay, Zailik gold.

### How to cite this article

Mohammadzadeh, M. J., and Rajaei, M. M. (2024). "Identifying the promising areas of Zailik gold mineralization in the northwest of Iran using fuzzy overlay of information method". Journal of Mineral Resources Engineering, 9(3): 1-22.

DOI: [10.30479/JMRE.2023.18495.1631](https://doi.org/10.30479/JMRE.2023.18495.1631)

\*Corresponding Author Email: [mohammadzadeh@sut.ac.ir](mailto:mohammadzadeh@sut.ac.ir)

### COPYRIGHTS



©2024 by the authors. Published by Imam Khomeini International University.

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

## INTRODUCTION

The set of processes, including the investigation of exploration data, the extraction of mineralization predictive witness patterns, and finally the combination and integration of these evidences, in order to identify promising mineralization areas, is called mineral resource modeling. In new methods, it will not be possible to achieve optimal modeling without 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 in the form of artificial intelligence methods (machine learning algorithms and meta-heuristic optimization algorithms), modeling of mineral resources is done with minimal errors. Among the most important machine learning algorithms is the artificial neural network method [1]. The common feature of meta-innovative optimization algorithms is to draw inspiration from biological systems to solve optimization problems, and today these methods are very attractive for mining exploration engineering [2]. One of the most important of these algorithms is the firefly algorithm, which is applied to solve optimization problems and is able to discover better solutions than other algorithms in solving the most difficult optimization problems [3]. In this research, the combination of artificial neural network method (machine learning algorithm) and Firefly algorithm method (meta-heuristic optimization algorithm) was used [4]. The main purpose of this research is to generate a robust two-dimensional surface modeling using the above integrated techniques and the fuzzy overlay method, in order to identify promising zones for gold mineralization and to detect reliable surface anomalies in the Zailik region in the northwest of Iran. Notably, this type of modeling is being used in the early stages of exploration as one of the tools for determining the location of drilling boreholes. For this purpose, two types of data were used, one data-base and the other knowledge-base data. In the data-base method, first, all known quantitative indices and the relationships between these indices are compared with geological evidence and patterns; Then, points that are similar to these indices, present in those areas, are searched. In this case, areas with similar characteristics are considered as promising and suitable areas for exploration targets. This type of modeling is strongly influenced by several factors such as the sufficiency of the input training data, the frequency of predictor variables, as well as the precise determination of the parameters involved in machine learning algorithms and meta-heuristic optimizer algorithms for model training. On the other hand, the experiences of carrying out exploration operations and investigations of the relationship between known mineral deposits and geological patterns are considered as the basis of the knowledge-base method in preparing mineral resource modeling. The general process of conducting this research is as follows:

- 1- Analyzing lithogeochemical data and performing necessary pre-processing on gold elements and related paragenes,
- 2- Predicting and estimating gold using ANN and ANN-FFA methods,
- 3- Comparing 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 types of alteration such as argillic, propylitic, siliceous, and iron oxide,
- 5- Determining relative and comparative importance coefficients in artificial intelligence methods and geological parameters in Expert Choise software, and
- 6- Determining the promising areas of gold mineralization using the fuzzy overlay method in Arc GIS software.

## METHODS

One of the most important artificial intelligence methods is the artificial neural network (ANN) method, which usually uses the multilayer perceptron (MLP) structure and its most important application is the prediction and estimation of functions. To improve the results obtained from ANN training, the accuracy of ANN can be increased by changing the initial initialization, repeating the training of the network, changing the number of neurons and changing the training, transfer and training functions. But one of the best solutions to obtain appropriate results is to optimize ANN parameters (weights and bias) using meta-heuristic algorithms such as Firefly algorithm (FFA). FFA has many similarities to other swarm intelligence algorithms such as particle swarm optimization, bee colony, and ant colony; But, FFA is much simpler and more precise in both concept and implementation [5]. Also, in this research, the AHP, a subset of the MCDM [6], is used to weigh the evidence based on comparison and expert judgment. In general, this

process is a theory based on relative measurement. In this type of measurement, the focus is not on the exact measurement of values, but the ratios between them are checked. This process, by quantifying the weight of the decision-making criteria, then making pairwise comparisons (pair by pair) between these criteria, ranks them and provides the possibility of making a correct decision with the presence of qualitative, quantitative or combined criteria. The implementation of this method is carried out in four phases: building a hierarchical tree, performing pairwise comparisons, calculating weights, and determining the compatibility rate of the system. There are various methods such as the Boolean method, the index superposition method, the statistical weight of evidence method, and the fuzzy logic method to combine information layers. In fuzzy systems, uncertain phenomena are better described by obtaining expert opinions and information from two important sources, one is from experts who describe their knowledge and information about the system in a descriptive manner, and the other is obtained from measurements and mathematical models. The important issue is the combination of these two types of information in the design of fuzzy systems. The main language of these systems is fuzzy type mathematics (instead of using classical mathematics). In this type of mathematics, in order to combine layers of information, various types of “fuzzy and” operators, “fuzzy or” operators, fuzzy algebraic product, fuzzy addition, and gamma operator are used [7]. In this paper, the fuzzy overlay method with the “and” operator was used to combine information layers, to determine promising areas, and to model Zailik mineralization.

### DISCUSSION AND RESULTS

In order to determine the geochemical layers, modeling with ANN and ANN-FFA methods was used in which the input parameters to the modeling structure, the grade of Au paragenes (Ag, As, Mo, Sb, Pb), and the Au output parameter were defined. In ANN-FFA method, after initialization, FFA was used to optimize ANN weights and bias. According to Table 1, the comparison of error values, and coefficient of determination in the modeling, it was found that the ANN-FFA method has the highest coefficient of determination and the lowest error function compared to the ANN method, so it has the highest correlation with the real data and the modeling has higher accuracy. In order to create the final modeling of vein mineralization in the Zailik range, the fuzzy map of all geochemical and geological layers with the AND fuzzy operator (taking into account that several witnesses are needed simultaneously to prove the hypothesis) was combined with each other by the fuzzy overlay method in Arc GIS software, and the predictive map of the promising areas of mineralization was obtained in order to continue the exploration operations (proposal of drilling points) in the form of Figure 1.

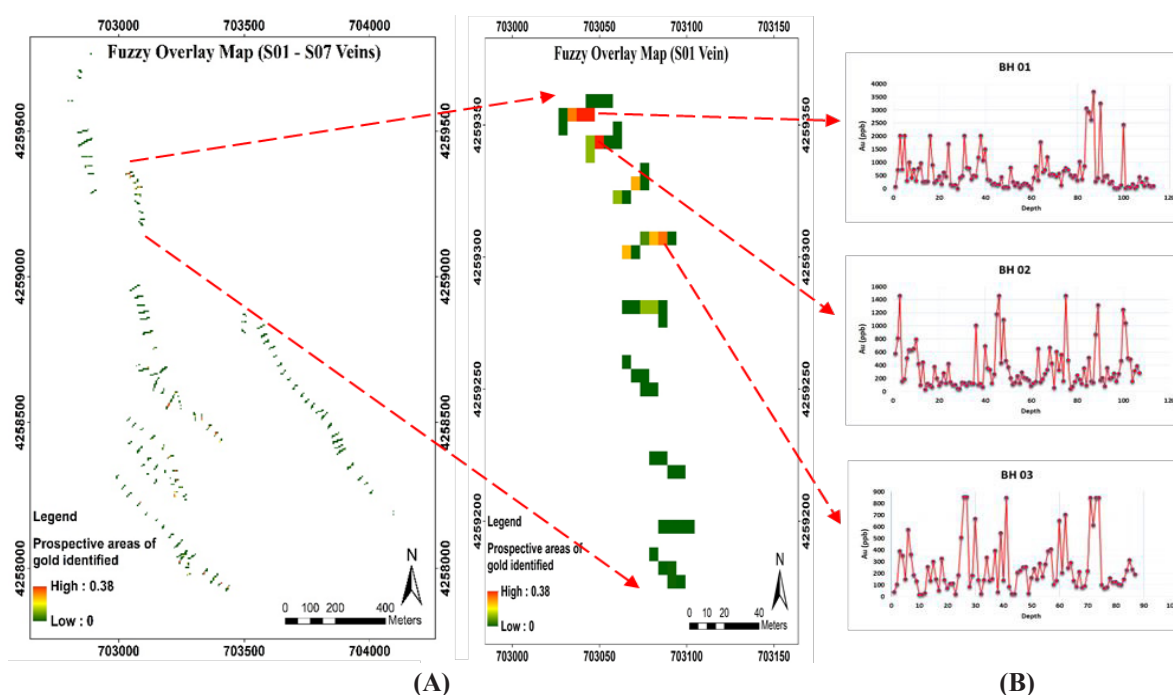
**Table 1.** Comparison of correlation values and error functions

Model	Train data		Test data	
	R2	RMSE	R2	RMSE
ANN	0.572	0.782	0.533	0.835
ANN-FFA	0.602	0.763	0.643	0.754

### CONCLUSIONS

In this paper, in order to identify promising areas for Au mineralization and to detect surface anomalies in Zailik region of northwest Iran, two-dimensional surface modeling was attempted using the fuzzy overlay method. This type of modeling was used as a tool to determine the location of earlier drilling boreholes. The data used were geological parameters such as lithology, argillic, propylitic, siliceous and iron oxide changes, as well as the results of geochemical modeling using ANN and ANN-FFA artificial intelligence methods. In order to validate geochemical modeling using artificial intelligence, by quantitatively comparing the accuracy evaluation criteria, it was shown that the ANN-FFA method had the highest coefficient of determination ( $R^2=0.643$ ) and the lowest error function ( $RMSE=0.754$ ) compared to the ANN method. Also, the location of the estimated values were in good agreement with each other and the lithology and alterations related to Au mineralization. The geological evidences used are lithology, argillic, propylitic, siliceous, and iron oxide alterations, which after converting these parameters into mathematical numbers,

along with the estimated values in artificial intelligence methods, were entered into the hierarchical system in Expert Choise software for weighting. According to the expert judgments in the geological evidence, the lithological parameter was more important in the final decision to determine the promising mineralization areas. All the estimated values in artificial intelligence methods as well as geological parameters as witness layers were integrated using the fuzzy overlay method in ArcGIS software. As a result of the two-dimensional surface modeling, the Au promising zones were specifically determined and suggested as reliable points for exploratory drilling. In order to check the accuracy of the final modeling map, the results of 3 suggested boreholes based on this model were analysed. These exploratory boreholes were drilled in the proposed Au mineralization areas in the north and eastern parts of the S01 vein, which showed high Au grade values, indicating the prosperity of the introduced model by confirming the accuracy of the proposed gold mineralization areas.



**Figure 1. A:** Combined map using the fuzzy overlay method for determining the final promising zones of S01-S07 veins, **B:** Drilling points

## REFERENCES

- [1] Mahmoudabadi, H., Izadi, M., and Menhaj, M. B. (2009). "A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural networks". *Computational Geosciences*, 13: 91-101.
- [2] Soltani-Mohammadi, S., Hoseinian, F. S., Abbaszadeh, M., and 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.
- [3] Ghezlbash, R., Daviran, M., Maghsoudi, A., Ghaeminejad, H., and Niknezhad, M. (2023). "Incorporating the genetic and firefly optimization algorithms into K-means clustering method for detection of porphyry and skarn Cu-related geochemical footprints in Baft district, Kerman, Iran". *Applied Geochemistry*, 148: 105538.
- [4] Nayak, J., Naik, B., Pelusi, D., and Krishna, A. V. (2020). "A Comprehensive Review and Performance Analysis of Firefly Algorithm for Artificial Neural Networks". In: Yang, X. S., He, X. S. (Eds.), *Nature-Inspired Computation in Data Mining and Machine Learning. Studies in Computational Intelligence*, Vol. 855, Springer, Cham, 137-159. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-28553-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-28553-1_7).
- [5] Yousefi, A., and Amirshahi, B. (2015). "A hybrid meta-heuristic algorithm based on ABC and Firefly algorithms". *Journal of Advances in Computer Engineering and Technology*, 1(4): 53-58.

- [6] Ghezelbash, R., and 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.
- [7] Boadi, B., Sunder Raju, P. V., and 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.



## شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی طلای زایلیک شمال غرب ایران با روش برهم‌نهی فازی اطلاعات

محمدجعفر محمدزاده<sup>۱\*</sup>، محمدمهدی رجایی<sup>۲</sup>

۱- دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز

۲- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز

پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۰۱

دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۱۱

### چکیده

هدف از این پژوهش، استفاده هم‌زمان از عیار طلای به دست آمده از مدل‌سازی‌های ژئوشیمیایی و پارامترهای زمین‌شناسی، جهت شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی طلای اپی‌ترمال منطقه زایلیک در شمال غرب ایران است. شواهد زمین‌شناسی مورد استفاده در این منطقه، سنگ‌شناسی و دگرسانی‌های آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن بوده و در مدل‌سازی‌های ژئوشیمیایی نیز از دو روش هوش مصنوعی (۱) شبکه عصبی مصنوعی و (۲) تلفیق آن با الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده شد. شواهد زمین‌شناسی پس از کمی شدن، به همراه مقادیر تخمین زده شده طلا در روش‌های هوش مصنوعی، برای وزن‌دهی به سیستم سلسله مراتبی در نرم‌افزار Expert Choise وارد شدند. در این نرم‌افزار وزن‌دهی و تعیین درجه اهمیت نسبی پارامترهای زمین‌شناسی پس از مشورت با متخصصان زمین‌شناسی و اکتشاف صورت پذیرفته و روش‌های هوش مصنوعی نیز با استفاده از معیارهای کمی مانند ضریب تعیین و تابع جذر میانگین مربعات خطا با یکدیگر مقایسه شدند که روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم کرم شب‌تاب، با توجه به بیشتر بودن ضریب تعیین ( $R^2=0.643$ ) و کمتر بودن تابع خطا ( $RMSE=0.754$ )، نتایج بهتری را نشان داد، بنابراین از درجه اهمیت بیشتر، جهت تشخیص مناطق امیدبخش کانی‌زایی برخوردار شد. در نهایت تمامی پارامترهای یاد شده در نرم‌افزار Arc GIS به وسیله روش برهم‌نهی فازی با یکدیگر تلفیق شده و مناطق بهینه اکتشافی در شمال و شمال شرق منطقه ثبت و ادامه اکتشاف ریشه کانی‌زایی طلا با توجه به مدل معرفی شده در مناطق هم‌جوار میسر شد.

### کلمات کلیدی

شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم کرم شب‌تاب، سلسله‌مراتبی، برهم‌نهی فازی، طلای زایلیک.

### استناد به این مقاله

محمدزاده، م. ج.، رجایی، م. م.؛ ۱۴۰۳؛ "شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی طلای زایلیک شمال غرب ایران با روش برهم‌نهی فازی اطلاعات". نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره نهم، شماره ۳، ص ۲۲-۱.

DOI: 10.30479/JMRE.2023.18495.1631



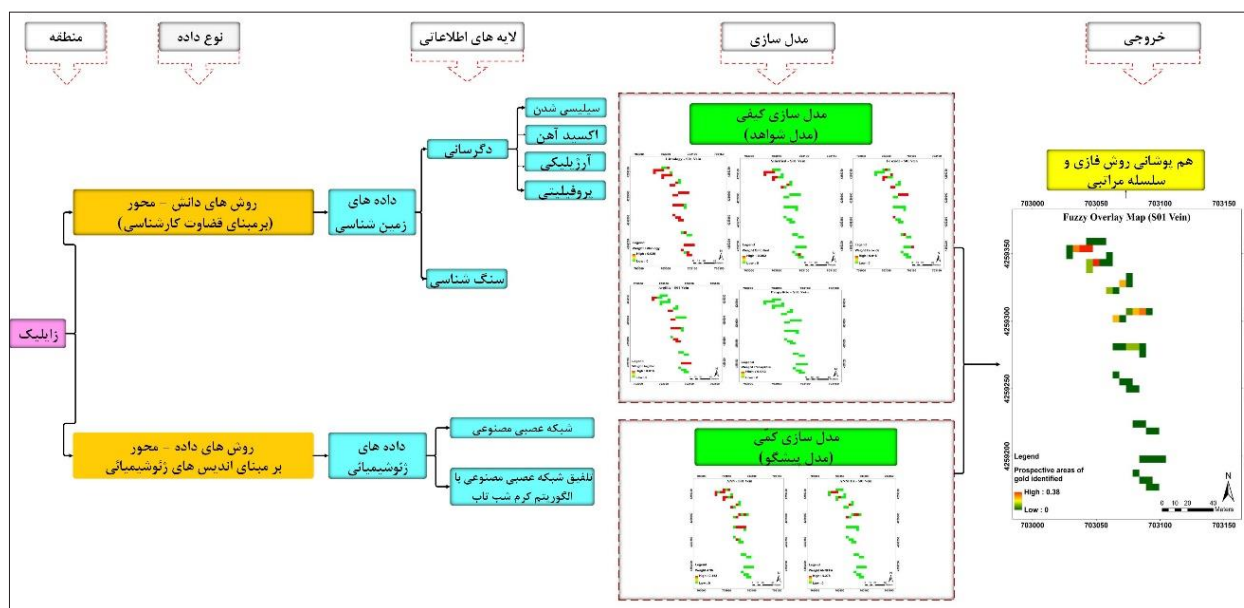


## ۱- مقدمه

به علت محدودیت‌های هزینه‌ای و زمان جهت انجام نمونه‌برداری‌های معدنی [۱]، از روش‌های مدل‌سازی و تخمین عیار استفاده می‌شود که به علت پیچیدگی شرایط زمین‌شناسی، این روش‌ها بسیار مهم هستند [۲]. مجموعه فرآیندها، شامل بررسی داده‌های اکتشافی، استخراج الگوهای شاهد پیش‌گوی کانی‌سازی و در نهایت ترکیب و تلفیق این شواهد، برای شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی، مدل‌سازی منابع معدنی نامیده می‌شود. این نوع مدل‌سازی به دو دسته کلی مدل‌سازی سطحی دوبعدی و مدل‌سازی عمقی سه‌بعدی تقسیم می‌شود. هدف از مدل‌سازی سطحی دوبعدی، تشخیص آنومالی‌های سطحی از زمینه بوده که معمولاً در مراحل اولیه اکتشاف به عنوان یکی از ابزارهای تعیین محل گمانه‌های حفاری استفاده می‌شود. 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 [۳-۶]. به عنوان مثال در روش زمین‌آماري کریجینگ، باید پیش‌فرض‌هایی لحاظ شود که سبب بروز خطاهایی در تخمین عیار می‌شد [۷]. در روش‌های جدید رسیدن به مدل‌سازی مطلوب، بدون به کارگیری هم‌زمان علوم 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 اکتکاری)، مدل‌سازی منابع معدنی با کمترین خطا انجام می‌پذیرد. از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین جنگل تصادفی<sup>۱</sup> [۸]، نروفازی<sup>۲</sup> [۱۰،۹]، ماشین بردار پشتیبان<sup>۳</sup> [۱۱] و از متداول‌ترین و مشهورترین این الگوریتم‌ها روش شبکه عصبی مصنوعی<sup>۴</sup> [۱۲] 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 هستند. 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 اکتکاری، الهام گرفتن

از سیستم‌های بیولوژیکی برای حل مسایل بهینه‌سازی بوده که این روش‌ها امروزه جذابیت زیادی برای مهندسی اکتشاف معدن دارد [۲۳-۱۳]. از مهم‌ترین این الگوریتم‌ها، الگوریتم کرم شب‌تاب<sup>۵</sup> (FFA) بوده که برای حل مسایل بهینه‌سازی اعمال شده و قادر به کشف راه‌حل‌های بهتر نسبت به سایر الگوریتم‌ها در حل سخت‌ترین مسایل مربوط به بهینه‌سازی است [۳۷-۲۴]. در این پژوهش از تلفیق روش شبکه عصبی مصنوعی (الگوریتم یادگیری ماشین) و روش الگوریتم کرم شب‌تاب (الگوریتم بهینه‌ساز فرا اکتکاری) [۳۹،۳۸]، استفاده شد. به طور کلی هدف اصلی از نگارش این مقاله، مدل‌سازی سطحی دوبعدی با استفاده از روش‌های تلفیقی فوق و روش برهم‌نهی فازی<sup>۶</sup>، برای شناسایی مناطق امیدبخش کانی‌زایی طلا و تشخیص آنومالی‌های سطحی از زمینه در منطقه زایلیک در شمال‌غرب ایران بوده که این نوع مدل‌سازی در مراحل اولیه اکتشاف به عنوان یکی از ابزارهای تعیین محل گمانه‌های حفاری استفاده شد. 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 می‌شود، سپس نقاطی جستجو می‌شود که مشابه این اندیس‌ها، در آن مناطق حضور دارند. در این حالت مناطقی که خصوصیات مشابه دارند، به عنوان مناطق امیدبخش و مناسب برای ادامه عملیات اکتشاف در نظر گرفته می‌شود. 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 اکتکاری برای آموزش مدل تاثیر می‌پذیرد، بنابراین انتخاب نوع الگوریتم مورد استفاده در این نوع مدل‌سازی بسیار مهم است. 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. 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



شکل ۱: فلوچارت روش‌های ارائه شده

پسین نیز، با کانی‌سازی طلا همراه است [۴۱]. این محدوده به وسیله 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 چرخه‌های گرمایی که متعاقب نفوذ این دایک‌ها رخ داده، باعث ایجاد انواع دگرسانی‌ها و کانی‌سازی‌های مرتبط با آن شده و کانی‌سازی طلا به صورت رگه‌های سیلیسی و زون‌های سیلیسی شده مشاهده می‌شود. در محدوده اکتشافی زایلک، شواهد سنگ‌شناسی و دگرسانی‌های آرژلیکی، پروپلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن که در مدل برهم‌نهی فازی، برای تشخیص مناطق امیدبخش کانی‌زایی طلا استفاده شده، به شرح زیر است:

#### 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 است. دایک‌های بازیک در فاز نهایی ماگماتیسم محدوده در داخل واحدهای قدیمی تزریق شده‌اند که عمدتاً مافیک هستند. این محدوده شامل سنگ‌های آذرآواری با ترکیب آندزیت پورفیری پروپلیتیکی شده با

و ANN-FFA

۳) مقایسه معیارهای ارزیابی کمی مانند ضریب تعیین  $(R^2)$  و تابع جذر میانگین مربعات خطا  $(RMSE)$

۴) کمی کردن شواهد زمین‌شناسی مانند سنگ‌شناسی<sup>۸</sup> و انواع دگرسانی<sup>۹</sup> مانند آرژلیکی، پروپلیتیکی، سیلیسی<sup>۱۰</sup> و اکسید آهن

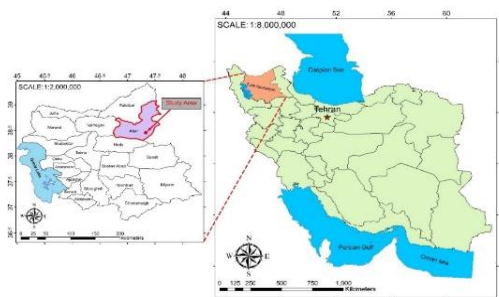
۵) تعیین ضرایب اهمیت نسبی و مقایسه‌ای در روش‌های هوش مصنوعی و پارامترهای زمین‌شناسی در نرم‌افزار Expert Choise

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

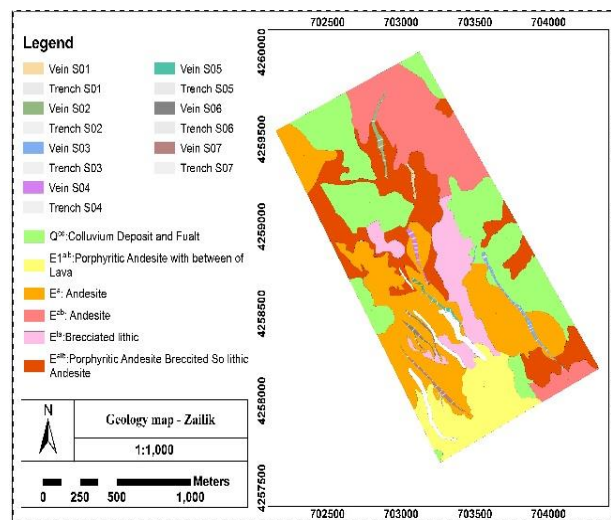
#### ۲- زمین‌شناسی و متالورژی منطقه مورد مطالعه

محدوده زایلک 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 [۴۰] واقع است. شکل ۲- الف موقعیت تقریبی محدوده زایلک را در شمال غرب ایران نشان می‌دهد. در این پهنه انواع کانه‌زایی مس پورفیری، اسکارن‌های مس و آهن و طلاي اپی‌ترمال تشکیل شده و توده‌های آتشفشانی میوسن پیشین، کانسارهای بزرگی از نوع مس و مولیدن پورفیری- اسکارنی وابسته به توده‌های نفوذی را تشکیل داده و توده‌های آتشفشانی میوسن





(الف)



(ب)

شکل ۲: محدوده اکتشافی زایلک؛ الف) موقعیت تقریبی محدوده مورد مطالعه، ب) نقشه زمین‌شناسی

بسیار بالاست چرا که سیلیسی شدن یا افزایش مقدار درصد کوارتز و اکسیدهای سیلیسی (چرت، اوپال و کلسدونی) به وسیله محلول‌های ماگمایی یا گرمایی، حاکی از کانی‌سازی طلا به ویژه در ذخایر اپی‌ترمال است. در محدوده زایلک، دو زون کانی‌زایی طلا به صورت رگچه‌های برشی سیلیسی در جنوب 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 زایلک نیز همراه با زون‌ها و رگه‌های سیلیسی بوده که با فرآیندهای اکسیداسیون، احیا و کانی‌های سولفیدی اکسید شده مرتبط است. میزان و شدت اکسیدهای آبدار آهن (هماتیت، گوتیت، لیمونیت و نظایر آن) در حد متوسط و شدید بوده که همراهی آن با دگرسانی سیلیسی، ارتباط بسیار نزدیکی با کانی‌سازی طلا در سیستم اپی‌ترمال محدوده دارد. شکل ۳ تصاویر تعدادی از دگرسانی‌ها، واحدهای سنگی و مقاطع نازک در محدوده اکتشافی زایلک را نشان می‌دهد.

میان‌لایه‌های آندزیت لیتیک‌دار با سیمای برشی ( $E^{alb}$ )، لیتیک توف آندزیتی تا برش ولکانیکی ( $E^{la}$ )، آندزیت پورفیری با میان‌لایه‌هایی از لاوا ( $E^{alb}$ )، گدازه‌های آندزیتی ( $E^a$ )، آندزیت بازالت ( $E^{ab}$ )، رسوبات کواترنری ( $Q^{cd}$ )، همچنین دایک‌هایی با ترکیب بازالت-الیوین بازالت است (شکل ۲).

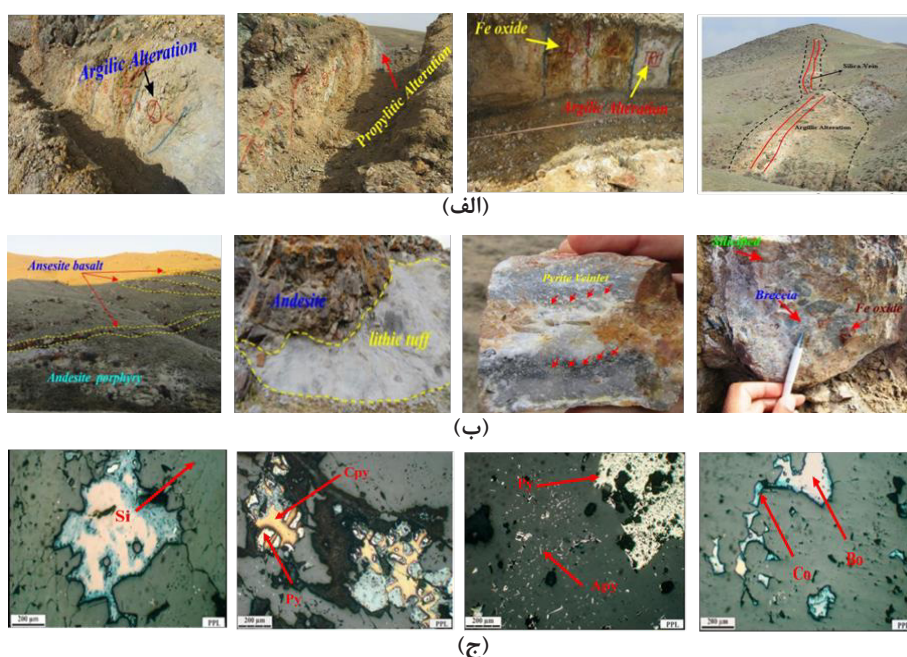
## ۲-۲- دگرسانی

بخش عمده دگرسانی این محدوده، دگرسانی آرژلیک با شدت‌های مختلف در حاشیه رگه‌های سیلیسی بوده که با نزدیک‌تر شدن به رگه بر شدت این دگرسانی افزوده شده است. دگرسانی پروپلیتیک نیز به دلیل وجود کانی‌های سبز رنگی مانند کلریت، به رنگ سبز بوده و کانی‌های مافیک مانند پیروکسن بیشتر 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

### ۳- مواد و روش‌ها

در محدوده اکتشافی زایلیک، با توجه به گسترش و عرض ماده معدنی در داخل ترانشه‌های حفر شده، نمونه‌برداری به صورت غیرسیستماتیک با فواصل و طول‌های متغیر انجام شد (شکل ۴). تجزیه این نمونه‌ها در آزمایشگاه برای عنصر طلا، با استفاده از روش FA<sup>۱۱</sup> 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 ۵ مشخصات یکی از ترانشه‌های رگه S01 و جدول ۱ پارامترهای آماری نمونه‌های برداشت شده را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج ماتریس ضرایب همبستگی (جدول ۲) و بررسی خوشه اول در آنالیز خوشه‌ای (شکل ۶-الف) و همچنین نتایج مولفه دوم در آنالیز مولفه اصلی (شکل ۶-ب)، مجموعه عناصر Ag, As, Sb, Pb, Mo به عنوان مهم‌ترین پاراژنز کانی‌سازی طلا در محدوده معرفی شدند.

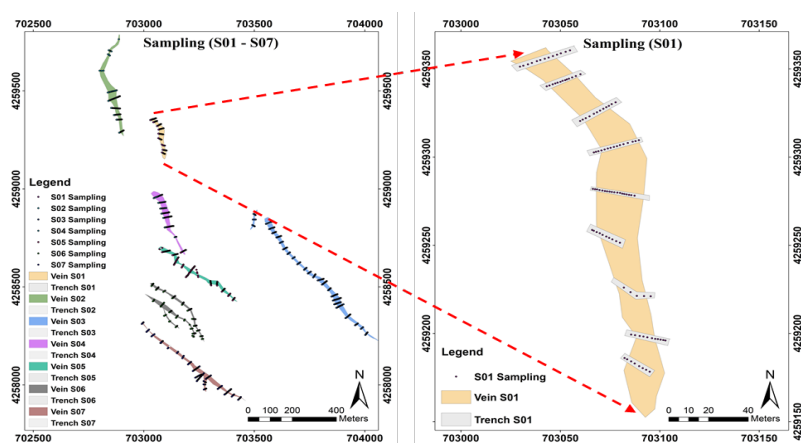


(الف)

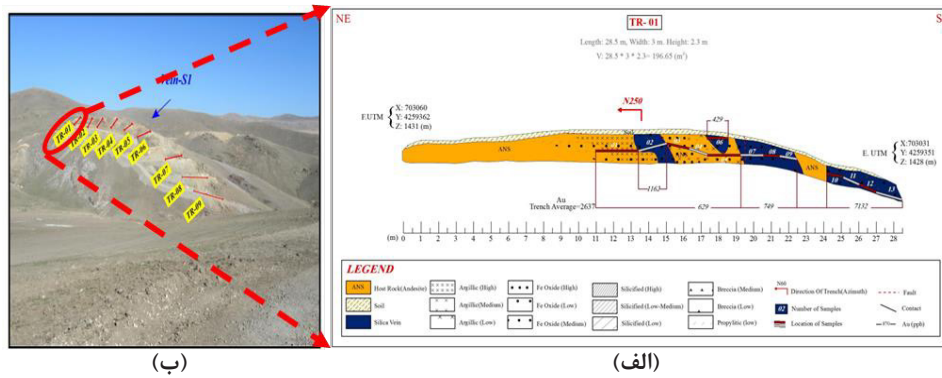
(ب)

(ج)

شکل ۳: محدوده اکتشافی زایلیک؛ (الف) دگرسانی، (ب) سنگ‌شناسی، (ج) مقاطع نازک (Si: سیلیس، Py: پیریت، Cpy: کالکوپیریت، Apy: آرسنوپیریت، Bo: بورنیت، Co: کولیت)



شکل ۴: موقعیت نمونه‌های برداشت شده در ترانشه‌ها رگه‌های S01 - S07



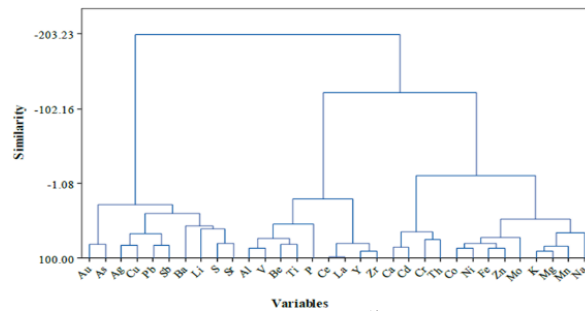
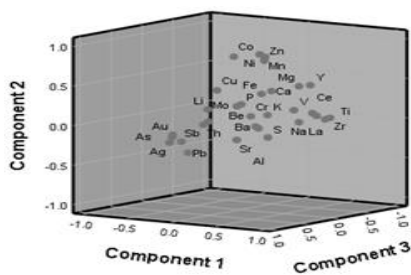
شکل ۵: رگه S01؛ (الف) موقعیت ترانشه‌ها در رگه، (ب) نمونه برداری و ثبت مشخصات زمین‌شناسی

جدول ۱: مقادیر پارامترهای آماری داده‌های خام (ppm)

Sb	Pb	Mo	As	Ag	Au (ppb)	
۰٫۷۴	۷	۰٫۶۴	۰٫۳۸	۰٫۱۸	۳٫۷۵	مینیمم
۷۲۹٫۲۹	۲۸۰٫۶۰۹	۳۵۶	۱۳۷۹٫۴۳	۵۴٫۶۹	۲۸۰٫۶۳۵	ماکزیمم
۶۱٫۷۱	۶۲۰٫۷۳	۹٫۴۶	۱۰۶٫۱۱	۷٫۹۶	۵۲۳٫۹۴	متوسط
۲۲٫۷۰	۵۴۴	۶٫۰۴	۶۵٫۶۰	۴٫۷۰	۲۷۶٫۰۰	میانه
۱۰۶٫۱۸	۴۸۱٫۵۴	۱۴٫۶۸	۱۵۳٫۹۵	۹٫۱۶	۷۱۸٫۲۹	انحراف معیار
۳٫۲۵	۱٫۶۲	۱۳٫۸۳	۴٫۵۳	۲٫۲۳	۳٫۸۸	کشیستگی
۱۱٫۸۵	۴٫۰۴	۳۰٫۸۷۶	۲۵٫۳۷	۵٫۹۶	۲۱٫۰۳	چولگی

جدول ۲: ضرایب همبستگی بارآزنهای طلا

Sb	Pb	Mo	As	Ag	Au	
					۱	Au
				۱	۰٫۶۷	Ag
			۱	۰٫۴۸	۰٫۴۵	As
		۱	۰٫۲۰	۰٫۲۴	۰٫۳۲	Mo
	۱	۰٫۲۵	۰٫۲۵	۰٫۶۴	۰٫۵۷	Pb
۱	۰٫۴۷	۰٫۱۷	۰٫۵۰	۰٫۶۷	۰٫۴۷	Sb

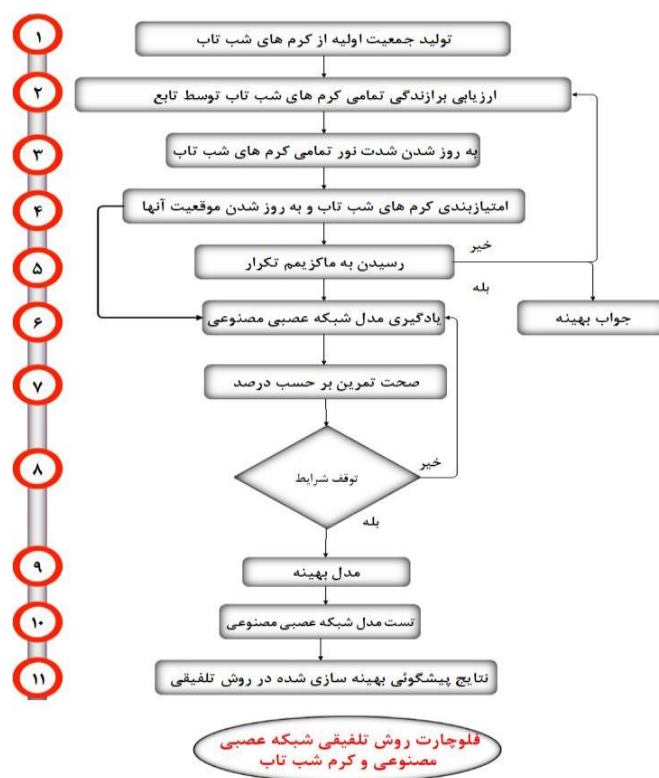


شکل ۶: (الف) آنالیز خوشه‌ای، (ب) آنالیز مولفه اصلی

می‌یابد [۴۶،۴۵]. اساس کار FFA بدین صورت است که کرم‌ها با درخشندگی و نور کمتر به سمت کرم‌های دارای درخشندگی و روشنایی بیشتر حرکت خواهند کرد و این درخشندگی به وسیله رابطه  $I(r)=I_s/r^2$  که  $r$  عامل فاصله و  $I_s$  شدت نور منبع نور بیان می‌شود [۴۷،۳۹]. به دلیل اینکه جاذبه یک کرم شب‌تاب بر اساس شدت نور مشاهده شده و متناسب با فاصله است، فاکتور جذابیت  $\beta$  به صورت رابطه ۱ بیان می‌شود که در آن  $\beta_0$  جذابیت در فاصله  $r=0$  است. در FFA موقعیت کرم شب‌تاب مطابق با رابطه ۲ به روزرسانی شده که در آن  $r_{ij}$  فاصله اقلیدسی بین دو کرم شب‌تاب است (رابطه ۳). پس از اجرای ANN و ANN-FFA باید عملکرد این مدل‌ها مورد ارزیابی و مقایسه قرار گیرد. از جمله معیارهای ارزیابی پرکاربرد، ضریب تعیین ( $R^2$ ) و تابع جذر مربعات خطا (RMSE) است. مدلی دقیق‌ترین عملکرد را دارد که در آن  $R^2$  به سمت عدد یک و RMSE به سمت صفر میل می‌کند. این دو معیار در روابط ۴ و ۵ به صورت ریاضی بیان شده است که  $O_i$  مقادیر مشاهده شده در واقعیت و  $p_i$  مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله الگوریتم و  $\bar{O}_i$  نیز میانگین مقادیر مشاهده شده است.

### ۳-۱- تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم کرم شب‌تاب

یکی از مهم‌ترین روش‌های هوش مصنوعی، روش ANN بوده که معمولاً در این روش، ساختار پرسپترون چند لایه<sup>۱۲</sup> (MLP) استفاده می‌شود و مهم‌ترین کاربرد آن پیش‌بینی و تخمین توابع است. این ساختار متشکل از چند لایه ورودی، لایه پنهان، لایه خروجی و تعدادی نورون است [۱۵]. برای بهبود نتایج به دست آمده از آموزش ANN، می‌توان با تغییر مقادیردهی آغازین، تکرار آموزش شبکه، تغییر تعداد نورون‌ها و تغییر توابع آموزش، انتقال و تمرین، دقت ANN را افزایش داد، اما بهترین راه‌حل برای اخذ نتایج مناسب، بهینه‌سازی پارامترهای ANN (اوزان و بایاس) با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند FFA است (شکل ۷). شباهت‌های زیادی به سایر الگوریتم‌های هوش ازدحامی مانند بهینه‌سازی‌های ازدحام ذرات [۴۲]، کلونی زنبور عسل [۴۳] و کلونی مورچه‌ها [۲۷] دارد، اما FFA هم در مفهوم و هم در اجرا بسیار ساده‌تر و دقیق‌تر است [۴۴]. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که FFA در همگرایی به سمت راه‌حل بهینه، به اندازه کافی سریع بوده و پاسخ بهینه را در یک زمان بسیار کوتاه



شکل ۷: فلوجارت بهینه‌سازی ANN به وسیله FFA

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<sup>۱۹</sup>، "یا" فازی<sup>۲۰</sup>، حاصل جبری فازی<sup>۲۱</sup>، جمع فازی<sup>۲۲</sup> و عملگر گاما<sup>۲۳</sup> استفاده می‌شود [۵۳]. در این پژوهش از روش برهم نهی فازی با عملگر "و"، جهت تلفیق لایه‌های اطلاعاتی، برای تعیین مناطق امیدبخش و مدل‌سازی کنای زایی زایلیک استفاده شد.

#### ۴- بحث و نتایج

##### ۴-۱- تعیین لایه‌های ژئوشیمیایی در مدل برهم‌نهی فازی

جهت تعیین لایه‌های ژئوشیمیایی، از مدل‌سازی با روش‌های ANN و ANN-FFA استفاده شد که در این روش‌ها پارامترهای ورودی به ساختار مدل‌سازی، عیار پاراژنهای طلا (Ag, As, Mo, Sb, Pb) و پارامتر خروجی طلا تعریف شد (شکل ۸). در روش ANN ضمن تقسیم‌بندی به داده‌های آموزشی، آزمون و اعتبارسنجی و همچنین تغییر تعداد نورون‌ها، از توابع یادگیری (Gradient descent momentum)، انتقالی (Logsig function) و تمرینی (Levenberg-Marquardt) مطابق با جدول ۳ نیز استفاده شد. در روش ANN-FFA، پس از مقداردهی اولیه مطابق جدول ۴، برای بهینه‌سازی اوزان و بایاس ANN از FFA استفاده شد. با توجه به الگو قرار دادن مقالاتی که از روش الگوریتم کرم شب‌تاب استفاده کرده‌اند، در ابتدا مقادیری به پارامترهای جدول ۴ داده شد، سپس مقادیر بهینه این اعداد پس از حداقل شدن تابع خطا، حداکثر شدن ضریب تعیین و همچنین حداقل شدن زمان اجرای الگوریتم به دست آمد.

نحوه عملکرد و تلفیق این دو روش در فلوجارت شکل ۷ نشان داده شده است.

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 می‌دهند که هر چقدر پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر باشد، مقادیر برآورد شده نسبت به مقادیر واقعی، نزدیکتر بوده و مدل‌سازی اعتبار بیشتری دارد.

با توجه به جدول ۵ و مقایسه مقادیر خطا و ضریب تعیین در مدل‌سازی‌ها، مشخص شد که روش ANN-FFA، نسبت به روش ANN بیشترین ضریب تعیین و کمترین تابع خطا را داشته، بنابراین نسبت به داده‌های واقعی بیشترین همبستگی را

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (۱)$$

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha (\text{rand} - \frac{1}{2}) \quad (۲)$$

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (۳)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2} \quad (۴)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o}_i)^2} \quad (۵)$$

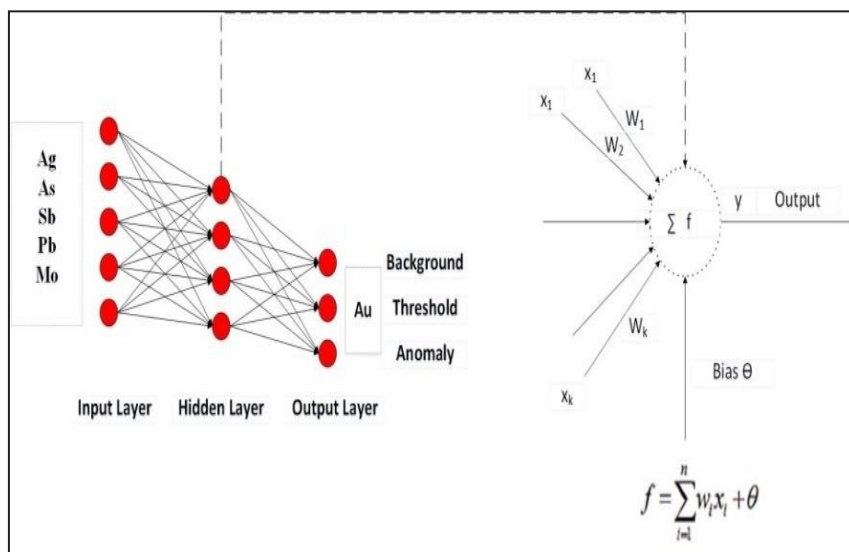
##### ۳-۲- تحلیل سلسله‌مراتبی

در این پژوهش از فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی<sup>۱۳</sup> (AHP) که زیرمجموعه روش‌های سیستم تصمیم‌گیری چندمعیاره<sup>۱۴</sup> (MCDM) است [۴۹،۴۸]، جهت وزن دادن به شواهد بر اساس مقایسه و قضاوت کارشناسی استفاده می‌شود. به طور کلی این فرآیند، نظریه‌ای بر پایه سنجش نسبی<sup>۱۵</sup> است که در این نوع سنجش، تمرکز بر روی اندازه‌گیری دقیق مقادیر نیست بلکه نسبت‌های بین آن‌ها بررسی می‌شود. این فرآیند، 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 سلسله‌مراتبی، انجام مقایسات زوجی، محاسبه وزن‌ها و تعیین نرخ سازگاری سیستم انجام می‌شود [۵۰].

##### ۳-۲- تلفیق لایه‌های اطلاعاتی برای تعیین نواحی امیدبخش معدنی

روش‌های مختلفی مانند روش بولین<sup>۱۶</sup>، روش برهم‌نهی شاخص‌ها<sup>۱۷</sup>، روش وزن آماری شواهد<sup>۱۸</sup> و روش منطق فازی جهت تلفیق لایه‌های اطلاعاتی وجود دارد. در سیستم‌های فازی، پدیده‌های غیرقطعی با اخذ نظرات کارشناسی بهتر توصیف شده [۵۱،۵۲] 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





شکل ۸: ورودی و خروجی به ANN

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

عنوان توابع یادگیری در نرم افزار متلب	عنوان توابع انتقال در نرم افزار متلب	عنوان توابع تمرین در نرم افزار متلب
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

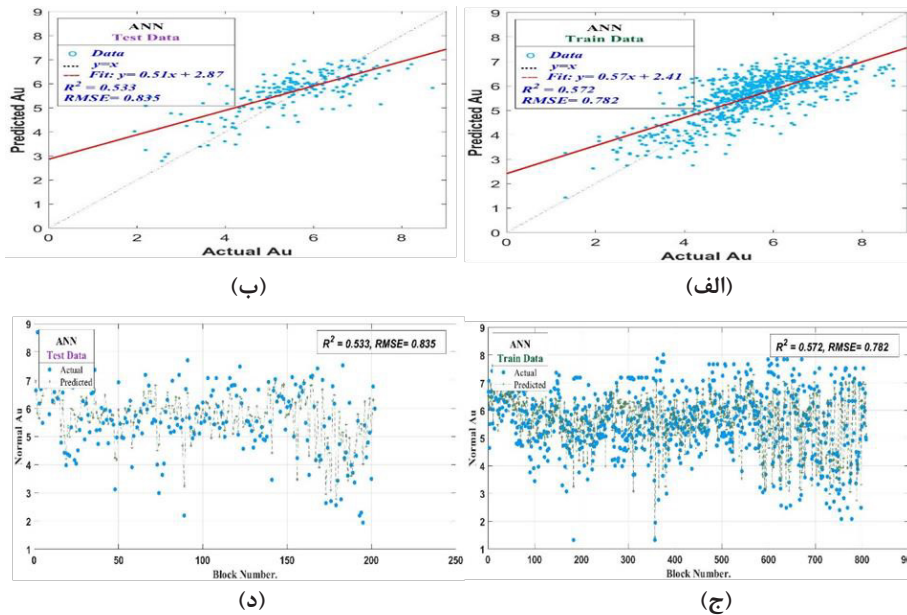
جدول ۴: مقداردهی اولیه در الگوریتم کرم شب‌تاب

عدد	مقداردهی
۵۰۰	ماکزیمم تعمیم دهی (تکرار الگوریتم)
۱	تعداد پارامتر $\beta_0$
۱	تعداد پارامتر $\gamma$
۲۰	تعداد پارامتر m
۰٫۲۰	تعداد پارامتر $\alpha$

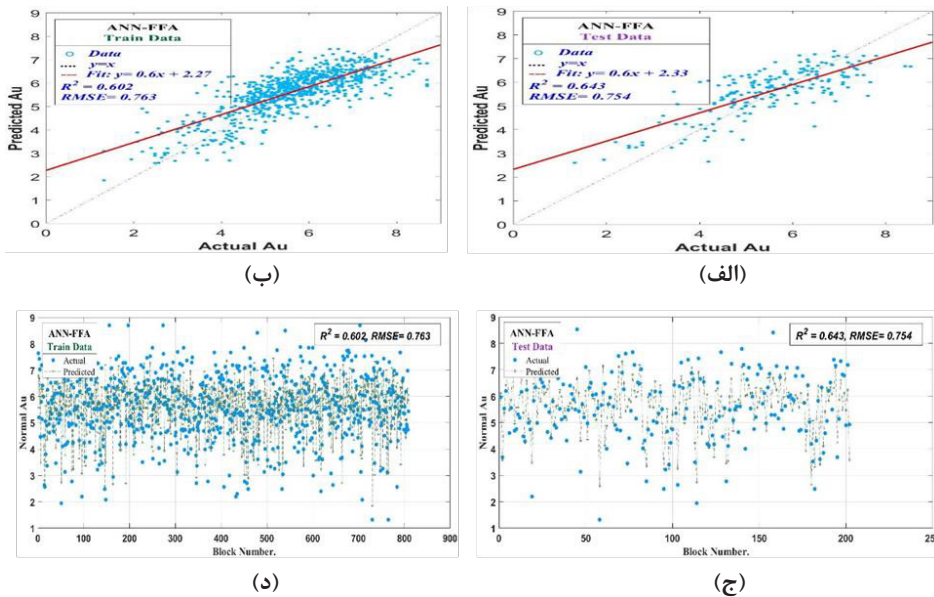
مقایسه با یکدیگر را داشته باشند. همانگونه که در شکل ۱۱-الف نشان داده شده، مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی طلا در یک دامنه قرار گرفته که این امر نشان دیگری از دقت و صحت مدل‌سازی در روش جدید ANN-FFA است.

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) نشان داده شده است. در این شکل آنومالی‌های قطعی در روش ANN در رگه ۱ و در روش FFA-ANN در رگه‌های ۷، ۶، ۵، ۴، ۱ مشاهده شده به طوری که آنومالی‌های ماسک شده<sup>۲۴</sup> که با روش ANN نمایان نشده بودند، با استفاده از این الگوریتم از حالت پنهان خارج شده و به صورت آنومالی‌های قطعی ظاهر شدند که شواهد فیلد و بررسی‌های میدانی نیز صحت این آنومالی‌ها را تایید کرده؛

داشته و مدل‌سازی صحت بالاتری دارد. 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 به وسیله الگوریتم‌های ANN و ANN-FFA و به دست آوردن خروجی از مقادیر پیش‌بینی شده طلا، قابلیت



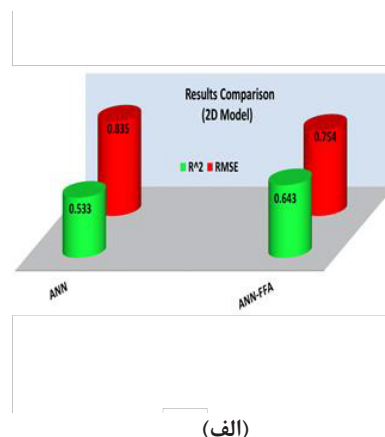
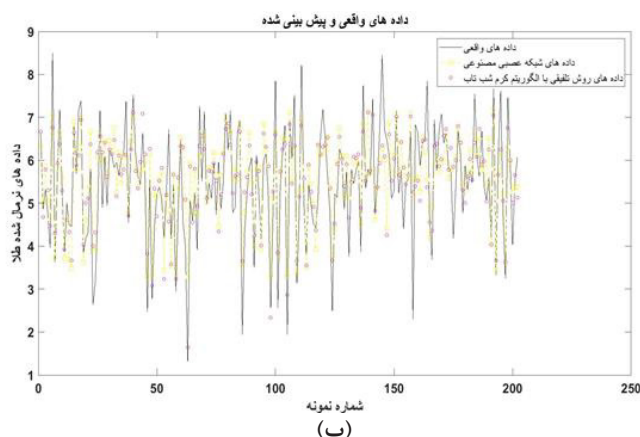
شکل ۹: روش ANN؛ الف و ب) مقادیر همبستگی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون، ج و د) اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون



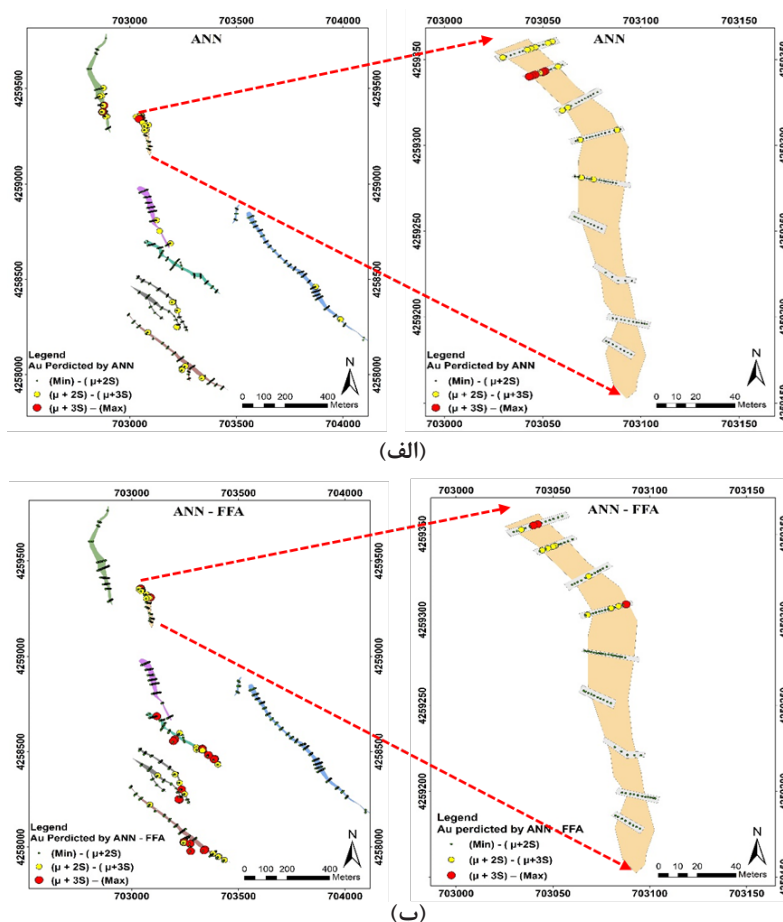
شکل ۱۰: روش ANN-FFA؛ الف و ب) مقادیر همبستگی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون، ج و د) اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون

جدول ۵: مقایسه مقادیر همبستگی و توابع خطا

داده‌های تست		داده‌های تمرینی		مدل
ضریب تعیین ( $R^2$ )	تابع خطا (RMSE)	ضریب تعیین ( $R^2$ )	تابع خطا (RMSE)	
۰.۵۳۳	۰.۸۳۵	۰.۵۷۲	۰.۷۸۲	ANN
۰.۶۴۳	۰.۷۵۴	۰.۶۰۲	۰.۷۶۳	ANN-FFA



شکل ۱۱: الف) مقایسه مقادیر ضریب تعیین و تابع خطا، ب) مقایسه مقادیر طلا پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی



شکل ۱۲: مدل‌سازی طلا در رگه‌های S01 تا S07؛ الف) ANN، ب) ANN-FFA

آنومالی‌ها از بین رگه‌های یاد شده، رگه S01 انتخاب شد که در هر دو روش، آنومالی‌های احتمالی یا قطعی رگه S01 در قسمت شرق و شمال شرق رگه، تخمین زده شد که این مطلب

بنابراین 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. برای نمایش واضح‌تر

است نتایج حاصل ( امتیاز دهی) اعداد به دست آمده بر مبنای قضاوت کارشناسی پس از مشورت با متخصصان زمین‌شناسی و اکتشاف به دست آمده است.

#### ۴-۴- برهم نهی فازی

برای ایجاد مدل‌سازی نهایی کانی‌زایی رگه‌های محدوده زایلیک، نقشه فازی تمامی لایه‌های ژئوشیمیایی و زمین‌شناسی (شکل ۱۴- الف) با عملگر فازی AND (با توجه به اینکه چند شاهد به صورت هم‌زمان برای اثبات فرضیه لازم است)، به روش برهم نهی فازی در نرم‌افزار Arc GIS با یکدیگر تلفیق شده و نقشه پیش‌گوی مناطق امیدبخش کانی‌زایی، برای ادامه عملیات اکتشافی (پیشنهاد نقاط حفاری) به صورت شکل ۱۴-ب به دست آمد. همان‌طور که در شکل نیز مشخص شده است، میزان آنومالی در رگه S01 در قسمت شمال و شمال‌شرق رگه بیشتر از سایر قسمت‌های این رگه بوده که تمامی شواهد زمین‌شناسی و ژئوشیمیایی نیز این موضوع را تایید می‌کند. همچنین برای بررسی صحت نقشه مدل‌سازی نهایی، از نتایج حفاری ۳ گمانه نیز استفاده شد که پس از انطباق نمودار تغییرات عیار طلا بر حسب عمق با اولویت‌های مناطق امیدبخش پیشنهادی، نتایج قابل قبولی حاصل شد.

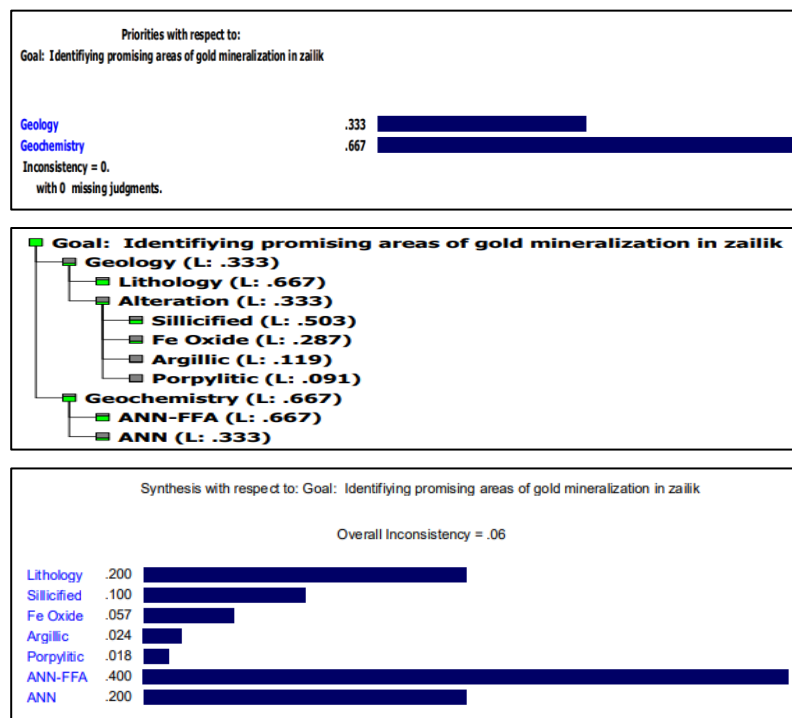
نیز نشان‌دهنده دقت و صحت عملکرد روش‌های استفاده شده است.

#### ۴-۲- تعیین لایه‌های زمین‌شناسی در مدل برهم نهی فازی

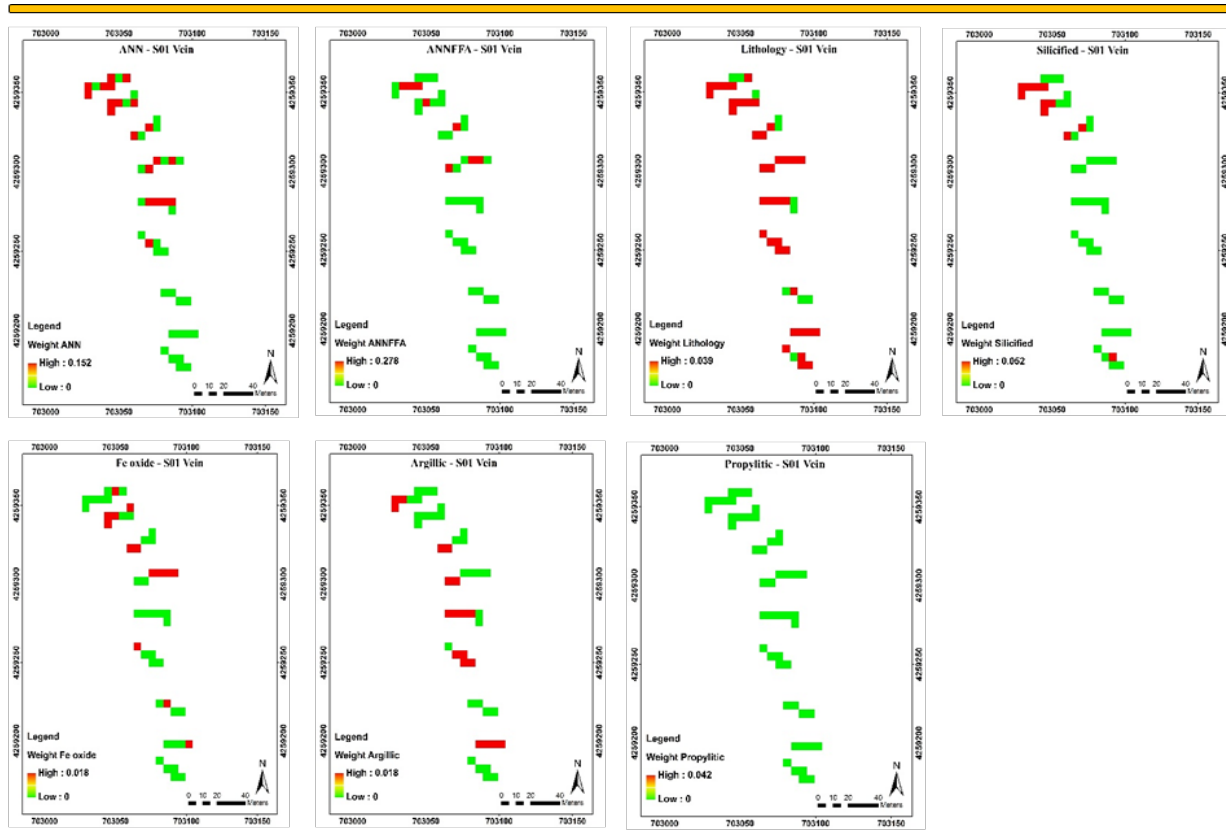
مطالعات سنگ‌شناسی و دگرسانی‌های آرژیلیکی، پروپیلیتیکی، سیلیسی و اکسید آهن، به عنوان پارامترهای زمین‌شناسی موثر در شکل‌گیری ماده معدنی در محدوده طلای زایلیک، با در نظر گرفتن مدل‌های مفهومی ذخایر طلای رگه‌ای، دانش و قضاوت کارشناسی، نوع پارامتر و در نهایت تعداد داده‌های موجود از هرکدام از این پارامترها،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

#### ۴-۳- تعیین درجه اهمیت نسبی

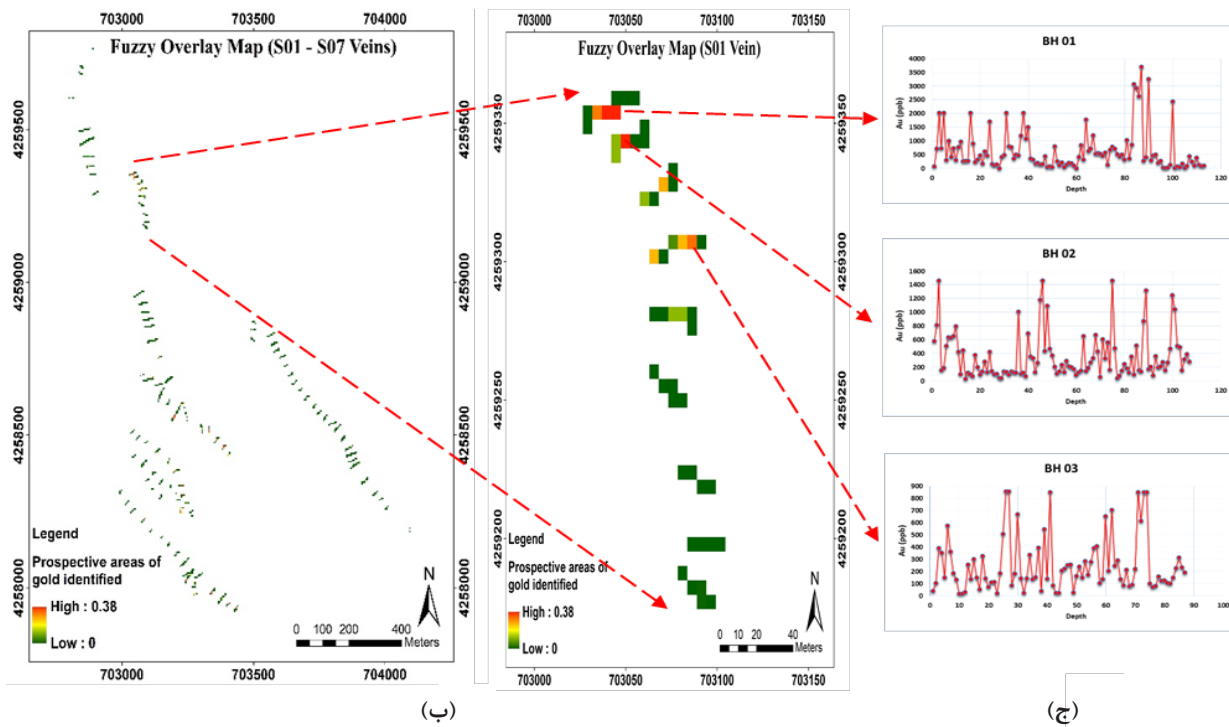
برای تعیین درجه اهمیت نسبی روش‌های مورد استفاده در مدل‌سازی نهایی، از روش سلسله مراتبی مطابق شکل ۱۳ استفاده شد که با توجه به ضریب ناسازگاری<sup>۲۵</sup> نزدیک به عدد صفر (۰٫۰۶)، اعتبار روش استفاده شده مورد تایید قرار گرفت. همان‌طور که در شکل ۱۳ نشان داده شده است، بیشترین درجه اهمیت را روش ANN-FFA داشته و کمترین میزان نیز مربوط به پارامتر دگرسانی پروپیلیتیکی است. لازم به ذکر



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



(الف)



(ب)

(ج)

شکل ۱۴: الف) نقشه اوزان فازی لایه‌های ژئوشیمیایی و زمین‌شناسی رگه S01، ب) نقشه تلفیقی با استفاده از روش برهم‌نهی فازی و تعیین مناطق امیدبخش نهایی رگه‌های S01-S07، ج) نقاط حفاری



## ۵- نتیجه گیری

دگرسانی پراکنده در اطراف این زون (آرژیلیک پیشرفته با مقادیر متوسط اکسید آهن و آرژیلیک متوسط با مقادیر پایینی از اکسید آهن)، بیانگر تشکیل یک آنومالی مستعد و امیدبخش 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 وجود پراکنده کانی های Au دار را نشان داده است و پراکندگی آلتراسیون پروپیلیتیکی (کانی های کلریت و اپیدوت) در این کانی ها نیز بیانگر ایجاد یک محیط دگرسانی مستعد و امیدبخش کانی سازی Au است. برای بررسی صحت نقشه مدل سازی نهایی، از نتایج حفاری ۳ گمانه استفاده شد که این گمانه های اکتشافی در مناطق پیشنهادی امیدبخش کانی زایی 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 های، صحت مناطق امیدبخش کانی زایی طلا پیشنهادی را مورد تایید قرار داد.

## ۶- سپاس گذاری

نویسندگان از شرکت صبا میهن به عنوان مالک معدن طلا زایلیک، به جهت مساعدت و همکاری های لازم جهت انجام این پژوهش تشکر و قدردانی می نمایند. همچنین نویسندگان بر خود لازم می دانند از سردبیر و داوران نشریه مهندسی منابع معدنی به خاطر راهنمایی های علمی که به غنای بیشتر این مقاله منجر شده است، تشکر نمایند.

## ۷- مراجع

- [1] Parsa, M., Carranza, E. J. M., and 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.
- [2] Ehteram, M., Khozani, Z. S., Soltani-Mohammadi, S., and Abbaszadeh, M. (2023). "The Necessity of Grade Estimation". In: *Estimating Ore Grade Using Evolutionary Machine Learning Models*, Singapore: Springer Nature Singapore, 1-6.
- [3] Dumakor-Dupey, N. K., and Arya, S. (2021). "Machine Learning—A Review of Applications in Mineral Resource Estimation". *Energies*, 14(14): 4079.
- [4] Ahmadi, R., and Sadat Koodehi, S. M. (2018). "Classification and reserve estimation of Robat Arregije Pb-Zn deposit, Khomein Township, Markazi Province,

در این پژوهش برای شناسایی مناطق امیدبخش کانی زایی 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 برای تعیین محل گمانه های حفاری پیشاهنگ استفاده شد. 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 و ANN-FFA بودند. برای اعتبارسنجی مدل سازی های ژئوشیمیایی به روش هوش مصنوعی، با مقایسه کمی معیارهای ارزیابی دقت، نشان داده شد که روش ANN- FFA نسبت به روش ANN، بیشترین ضریب تعیین ( $R^2=0.643$ ) و کمترین تابع خطا ( $RMSE= 0.754$ ) را داشته، بنابراین درجه اهمیت بیشتری در تصمیم گیری نهایی برای تعیین محل آنومالی دارد. 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 کردن این پارامترها به اعداد ریاضی، به همراه مقادیر تخمین زده شده در روش های هوش مصنوعی، برای 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 درجه اهمیت بیشتری در تصمیم گیری نهایی برای تعیین مناطق امیدبخش کانی زایی دارد. 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 زایی طلا تعیین و مشخص شد و به عنوان نقاط حفاری های اکتشافی پیشاهنگ پیشنهاد شدند. بر اساس نتایج به دست آمده از مدل سازی نهایی، 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

- Learning Methods: A Case Study from Southern Jiangxi Province, China*". Minerals, 10(2): 102.
- [16] Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., and 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.
- [17] Bazdar, H., Fattahi, H., and Ghadimi, F. (2015). "Hybrid ANN with Invasive Weed Optimization Algorithm, a New Technique for Prediction of Gold and Silver in Zarshuran Gold Deposit, Iran". Journal of Tethys, 3(3): 273-286.
- [18] Fattahi, H., and 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.
- [19] Tahmasebi, P., and Hezarkhani, A. (2012). "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation". Computers & Geosciences, 42: 18-27.
- [20] Ghezelbash, R., Maghsoudi, A., and Carranza, E. J. M. (2020). "Optimization of geochemical anomaly detection using a novel genetic K-means clustering (GKMC) algorithm". Computers & Geosciences, 134: 104335.
- [21] Chen, Y., and An, A. (2016). "Application of ant colony algorithm to geochemical anomaly detection". Journal of Geochemical Exploration, 164: 75-85.
- [22] Gu, Y., Bao, Z., Song, X., Patil, S., and 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.
- [23] Roshanravan, B., Aghajani, H., Yousefi, M., and 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.
- [24] Ghezelbash, R., Daviran, M., Maghsoudi, A., Ghaeminejad, H., and Niknezhad, M. (2023). "Incorporating the genetic and firefly optimization algorithms into K-means clustering method for detection of porphyry and skarn Cu-related geochemical footprints in Baft district, Kerman, Iran". Applied Geochemistry, 148: 105538.
- [25] Fister, I., Fister Jr, I., Yang, X.-S., and Brest, J. (2013). "A comprehensive review of firefly algorithms". Swarm and Evolutionary Computation, 13: 34-46.
- [26] Das, S., Maity, S., Qu, B.-Y., and Suganthan, P. N. (2011). "Real-parameter evolutionary multimodal using geostatistical methods". New Findings in Applied Geology, 12(24): 39-53.
- [5] Bastante, F., Ordóñez, C., Taboada, J., and Matías, J. (2008). "Comparison of indicator kriging, conditional indicator simulation and multiple-point statistics used to model slate deposits". Engineering Geology, 98(1-2): 50-59.
- [6] Pardo-Igúzquiza, E., Dowd, P. A., Baltuille, J., and Chica-Olmo, M. (2013). "Geostatistical modelling of a coal seam for resource risk assessment". International Journal of Coal Geology, 112: 134-140.
- [7] Wu, X., and Zhou, Y. (1993). "Reserve estimation using neural network techniques". Computers & Geosciences, 19(4): 567-575.
- [8] Jafrasteh, B., Fathianpour, N., and Suárez, A. (2018). "Comparison of machine learning methods for copper ore grade estimation". Computational Geosciences, 22: 1371-1388.
- [9] Chudasama, B. (2022). "Fuzzy inference systems for mineral prospectivity modeling-optimized using Monte Carlo simulations". MethodsX, 9: 101629.
- [10] Ziaii, M., Doulati Ardejani, F., Ziaei, M., and Soleymani, A. A. (2012). "Neuro-fuzzy modeling based genetic algorithms for identification of geochemical anomalies in mining geochemistry". Applied Geochemistry, 27(3): 663-676.
- [11] Tenorio, V. O., Bandopadhyay, S., Misra, D., Naidu, S., and 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, 889-902.
- [12] Mahmoudabadi, H., Izadi, M., and Menhaj, M. B. (2009). "A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural networks". Computational Geosciences, 13: 91-101.
- [13] Moeini, H., and 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.
- [14] Soltani-Mohammadi, S., Hoseinian, F. S., Abbaszadeh, M., and 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.
- [15] Sun, T., Li, H., Wu, K., Chen, F., Zhu, Z., and Hu, Z. (2020). "Data-Driven Predictive Modelling of Mineral Prospectivity Using Machine Learning and Deep

- Systems, Springer, 61-72.
- [38] Nayak, J., Naik, B., Pelusi, D., and Krishna, A. V. (2020). "A Comprehensive Review and Performance Analysis of Firefly Algorithm for Artificial Neural Networks". In: Nature-Inspired Computation in Data Mining and Machine Learning, X.-S. Yang and X.-S. He (Eds.), Cham: Springer International Publishing, 137-159.
- [39] Lin, N., Chen, Y., Liu, H., and Liu, H. (2021). "A Comparative Study of Machine Learning Models with Hyperparameter Optimization Algorithm for Mapping Mineral Prospectivity". Minerals, 11(2): 159.
- [40] Nabavi, M. (1984). "An introduction to the geology of Iran, Geological Survey of Iran". Tehran University Publications, Tehran.
- [41] Calagari, A., Siahcheshm, K., and 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.
- [42] Poli, R., Kennedy, J., and Blackwell, T. (2007). "Particle swarm optimization". Swarm intelligence, 1(1): 33-57.
- [43] TSai, P.-W., Pan, J.-S., Liao, B.-Y., and Chu, S.-C. (2009). "Enhanced artificial bee colony optimization". International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 5(12): 5081-5092.
- [44] Yousefi, A., and Amirshahi, B. (2015). "A hybrid meta-heuristic algorithm based on ABC and Firefly algorithms". Journal of Advances in Computer Engineering and Technology, 1(4): 53-58.
- [45] Khaze, S. R., Maleki, I., Hojjatkah, S., and Bagherinia, A. (2013). "Evaluation the efficiency of artificial bee colony and the firefly algorithm in solving the continuous optimization problem". International Journal on Computational Sciences & Applications (IJCSA), 3(4): 23-35.
- [46] Wang, G.-G., Guo, L., Duan, H., and Wang, H. (2014). "A new improved firefly algorithm for global numerical optimization". Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 11(2): 477-485.
- [47] Shamshirband, S., Esmailbeiki, F., Zarehaghi, D., Neyshabouri, M., Samadianfard, S., Ghorbani, M. A., Mosavi, A., Nabipour, N., and 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.
- [48] Mohammadzadeh, M., Nasseri, A., Mahboubiaghdam, M., and Jahangiri, M. (2021). "Mineral prospectivity optimization—A survey of the state-of-the-art". Swarm and Evolutionary Computation, 1(2): 71-88.
- [27] Yang, X.-S. (2010). "Nature-inspired metaheuristic algorithms". Luniver Press, pp. 148.
- [28] Zhang, Y., and Wu, L. (2012). "A novel method for rigid image registration based on firefly algorithm". International Journal of Research and Reviews in Soft and Intelligent Computing (IJRRSIC), 2(2): 141-146.
- [29] Dutta, R., Ganguli, R., and Mani, V. (2011). "Exploring isospectral spring-mass systems with firefly algorithm". Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 467(2135): 3222-3240.
- [30] Apostolopoulos, T., and Vlachos, A. (2011). "Application of the Firefly Algorithm for Solving the Economic Emissions Load Dispatch Problem". International Journal of Combinatorics, 2011: 523806.
- [31] Horng, M.-H., and Liou, R.-J. (2011). "Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the firefly algorithm". Expert Systems with Applications, 38(12): 14805-14811.
- [32] Basu, B., and Mahanti, G. K. (2011). "Fire fly and artificial bees colony algorithm for synthesis of scanned and broadside linear array antenna". Progress in Electromagnetics Research, 32: 169-190.
- [33] Zaman, M. A., and Abdul Matin, M. (2012). "Nonuniformly spaced linear antenna array design using firefly algorithm". International Journal of Microwave Science and Technology, 2012: 1-8.
- [34] Giannakouris, G., Vassiliadis, V., and Dounias, G. (2010). "Experimental study on a hybrid nature-inspired algorithm for financial portfolio optimization". In: Hellenic Conference on Artificial Intelligence, Springer, 101-111.
- [35] Yang, X.-S., Deb, S., and Fong, S. (2011). "Accelerated particle swarm optimization and support vector machine for business optimization and applications". In: Networked Digital Technologies (NDT2011), Communications in Computer and Information Science, Springer, 136: 53-66.
- [36] Gholizadeh, S., and Barati, H. (2012). "A comparative study of three metaheuristics for optimum design of trusses". International Journal of Optimization in Civil Engineering, 3: 423-441.
- [37] Jakimovski, B., Meyer, B., and Maehle, E. (2010). "Firefly flashing synchronization as inspiration for self-synchronization of walking robot gait patterns using a decentralized robot control architecture". In: International Conference on Architecture of Computing

*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.

- <sup>1</sup> Random forest
- <sup>2</sup> Neuro Fuzzy
- <sup>3</sup> Support vector machine
- <sup>4</sup> Artificial Neural Network
- <sup>5</sup> Firefly Algorithm
- <sup>6</sup> Fuzzy Overlay
- <sup>7</sup> Root Mean Square Error
- <sup>8</sup> Lithology
- <sup>9</sup> Alteration
- <sup>10</sup> Silicified
- <sup>11</sup> Fire Assay
- <sup>12</sup> Multi-Layer Perceptron
- <sup>13</sup> Analytical Hierarchy Process
- <sup>14</sup> Multi-criteria Decision Making
- <sup>15</sup> Relative Measurement
- <sup>16</sup> Boolean
- <sup>17</sup> Index overlay method
- <sup>18</sup> Weights of evidence
- <sup>19</sup> Fuzzy AND
- <sup>20</sup> Fuzzy OR
- <sup>21</sup> Fuzzy algebraic product
- <sup>22</sup> Fuzzy algebraic sum
- <sup>23</sup> Gamma operation
- <sup>24</sup> Masked Anomaly
- <sup>25</sup> Inconsistency
- [49] Ghezelbash, R., and 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.
- [50] Saaty, R. W. (1987). "The analytic hierarchy process—what it is and how it is used". *Mathematical Modelling*, 9(3): 161-176.
- [51] Carranza, E. J. M. (2008). "Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS". Elsevier.
- [52] Riahi, S., Bahroudi, A., Abedi, M., Aslani, S., and 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.
- [53] Boadi, B., Sunder Raju, P. V., and 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.