



## GIS-Based Identification of Promising Porphyry Copper Mineralization Areas in Shahre Babak (Kerman Province, Iran) using Machine Learning Method

Moslem Jahantigh <sup>1\*</sup> , Hamid Reza Ramazi <sup>2</sup>, Hosein Ferdowsi <sup>3</sup>, Zahra Jafari <sup>4</sup>

<sup>1</sup> Ph.D. Student, Department of Mining Engineering, Faculty of Mine, AmirKabir University, Tehran, Iran

<sup>2</sup> Professor, Department of Mining Engineering, Faculty of Mine, AmirKabir University, Tehran, Iran

<sup>3</sup> Ph.D. Student, Department of Mining Engineering, Faculty of Mine, Tehran University, Tehran, Iran

<sup>4</sup> M.Sc., Department of Geology, Faculty of Basic Sciences, Shahid Bahonar University, Kerman, Iran

### ARTICLE INFO

#### Article History

Received: 28 November 2022

Revised: 07 June 2023

Accepted: 07 June 2023

#### Keywords

prospectivity  
Artificial Neural Network  
Point Pattern Analysis  
Kappa  
Shahre Babak

#### \*Corresponding author

Moslem Jahantigh

✉ [moslemmine@gmail.com](mailto:moslemmine@gmail.com)

### ABSTRACT

Producing mineral potential model using GIS software has been increased over the past years. In this study, predictive map consisted of argillic alteration, phylic alteration, iron oxide alteration, reduction to pole of aeromagnetic data, lineaments, cu geochemistry anomaly, and principal component analysis (component 3) were prepared from Shahre Babak area. For training model, 37 mineralized points were used. Point pattern analysis was used as well for making non-deposit points and for training model, perceptron artificial neural network with two layers was applied. The training model was used to prepare the final mineral potential model. Based on the mentioned model, the main promising areas were identified to be in the northwest and eastern part of the studied area. Moreover, two areas in the northern and southwestern parts of this area were identified for additional studies. For evaluating the model, ROC curve was used. ROC curve shows high precision of the produced model. For more evaluating, sensitivity, specificity, positive predict value, negative predict value, accuracy, and kappa were computed. The coefficients confirm the high accuracy of the mineral potential model.

### How to cite this article

Jahantigh, M., Ramazi, H.R., Ferdowsi, H. and Jafari, Z., 2023. GIS-Based Identification of Promising Porphyry Copper Mineralization Areas in Shahre Babak (Kerman Province, Iran) using Machine Learning Method. *Journal of Economic Geology*, 15(2): 83–108. (in Persian with English abstract) <https://doi.org/10.22067/ECONG.2023.79466.1057>



©2023 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.

## EXTENDED ABSTRACT

### Introduction

Mineral prospectivity mapping (MPM) is a multicriteria decision-making task that aims to outline and prioritize prospective areas for exploring undiscovered mineral deposits of the type sought (Carranza and Laborte, 2015; Yousefi and Carranza, 2015; Sun et al., 2019). In the early stages of exploration, if there are enough known indices in an area, data-driven modeling is proper for mineral potential prospectivity. In this method, at first, all the characteristics of the known indices, of the type of mineralization sought, are collected and the relationship of these characteristics with evidence and spatial patterns is quantified. Then, points with similar characteristics are searched in those areas. Shahre Babak as the studied area is a part of Urumieh-Dokhtar zone. Urumieh-Dokhtar zone is proper for porphyry copper deposits. In this study, at the first stage, conceptual model was defined for porphyry copper modelling. Then, based on the model, some predictive layers were made ready and the data were imported to the trained model of artificial neural network in MATLAB 2021. At the next stage, final model was presented.

### Material and methods

For constructing mineral potential model, a conceptual model was defined. Based on this model, some predictive layers consisted of argillic alteration, iron oxide alteration, phillic alteration, reduction to pole of airborne magnetic map, cu geochemistry anomaly, principal component geochemistry anomaly, intrusive units, lineaments structures, and digital elevation models were made in ARCGIS in raster formats. The pixel size of the raster files is 100m\*100m. After fuzzification of raster files, these features were extracted to ASCII formats.

### Geology data (Intrusive body, faults, and dykes)

Shahre Babak geology map in 1:250000 scale was used for extracting geological information. The intrusive bodies, faults, and dykes were extracted from Shahre Babak geology map. After extracting geological information, based on the Euclidean distance, the distance maps were made in ARCGIS. Then these maps became fuzzy.

### Airborne magnetic data

The airborne magnetic data were surveyed by Atomic Energy Organization of Iran (AEOI) during 1977 and 1978. The flight lines distance and the sensor altitude were about 500 and 120 m, respectively. The reduction to pole filter was applied on total magnetic intensity map.

### Geochemistry data

Geochemistry data in 1:250000 scale was used for geochemical interpretations. The cu geochemistry anomaly was drawn from the data. Principal component analysis method was applied on geochemical data. Component 3 was extracted from the data.

### Aster data

Band ratio method was used for extracting the alterations. Iron oxide alteration, philic alteration, and argillic alteration were drawn in ENVI software in raster format. The iron oxide, argillic, and philic alteration files were imported to ARCGIS software and transformed to shapefile format. The distance maps were drawn based on the Euclidean distance. Then these maps became fuzzy.

### Digital Elevation Model

Digital Elevation Model (DEM) was extracted from Aster data. The data became fuzzy.

### Training dataset

For training model, 37 deposit points were selected. Point pattern analysis was used for non-deposit points. Based on this method, 37 non-deposit points were extracted of the Shahre Babak (the studied area). Each of the labels was located in a unique pixel. The features of these points were extracted from the predictive maps. Then these points were imported to artificial neural network (perceptron neural network with two layers). 70% of data were used for training model and 30% were used for testing model. Then the trained model was applied on the ASCII format. The resulting model was drawn using ARCGIS.

### Artificial neural network

ANN is a modelling approach that simulates human brain system inspired by biological neural networks (Celik and Basarir, 2017). ANN can be effectively applied for pattern recognition in a wide variety of

geoscience investigations. In this network, the neurons of different layers are interconnected to exchange information in a unidirectional way starting from the input layer through hidden layers to the output layer (Rodriguez-Galiano et al., 2015; Celik and Basarir, 2017). The flow of information is performed by assigning weights to the connections of different neurons (Rodriguez-Galiano et al., 2015).

The back-propagation algorithm is employed to ensure the learning capability of ANN. This algorithm computes the error between the outputted value and real target value, then feeds back it to ANN in order to adjust the weights and biases (Celik and Basarir, 2017).

## Results

Mineral potential map of studied area was produced by artificial neural network. Based on resulting model, the first-class promising areas were detected in north western and eastern parts of the studied area. Moreover, two areas in north and south western parts of studied area were identified. For evaluating the model, ROC curve was used. This curve shows model accuracy with high precision. For further evaluation, sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value, accuracy, and kappa were calculated with 94.7%, 91.8%, 92.3%, 94.4%, 93.3%, and 89%, respectively. These coefficients also confirm the high accuracy of the mineral potential model.



## شناسایی نواحی امیدبخش کانی‌سازی مس پورفیری در ناحیه شهر بابک استان کرمان با استفاده از روش یادگیری ماشین و به کمک نرم‌افزار ARCGIS

مسلم جهانتیغ<sup>۱\*</sup>، حمیدرضا رمضی<sup>۲</sup>، حسین فردوسی<sup>۳</sup>، زهرا جعفری<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده معدن، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران  
<sup>۲</sup> استاد، گروه مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده معدن، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران  
<sup>۳</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده معدن، دانشگاه تهران، تهران، ایران  
<sup>۴</sup> کارشناسی ارشد، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران

### چکیده

امروزه تولید مدل پتانسیل معدنی با استفاده از نرم‌افزار GIS کاربرد روزافزونی پیدا کرده است. در این پژوهش با استفاده از نرم‌افزار ARCGIS نقشه‌های پیشگو شامل لایه دگرسانی آرژیلیک، فیلیک، اکسید آهن، برگردان به قطب لایه مغناطیس هوایی، خطواره‌ها، نقشه آنومالی زمین‌شیمی مس و آنالیز مؤلفه‌های اصلی (مؤلفه ۳) از منطقه شهر بابک در استان کرمان تهیه شد. برای آموزش مدل از ۳۷ رخنمون کانی‌سازی استفاده شده است. همچنین برای تهیه نقاط غیرکانی‌سازی برای ورود به مدل، از روش آنالیز نقطه‌ای استفاده شده است. برای آموزش مدل از شبکه عصبی دولایه پرسپترون استفاده شد و مدل آموزشی برای تهیه مدل نهایی پتانسیل معدنی به کار برده شد. بر اساس مدل ذکر شده نواحی امیدبخش اصلی در بخش شمال غرب و شرق محدوده مشخص شد. همچنین دو ناحیه در قسمت شمالی و جنوب غرب محدوده برای بررسی‌های تکمیلی مشخص شد. برای ارزیابی مدل از نمودار ارزیابی عملکرد سامانه استفاده شده است که این نمودار بیانگر درستی بالای مدل پتانسیل معدنی تولید شده است. همچنین برای ارزیابی مدل پتانسیل معدنی، ضرایب حساسیت و دقت، مقدار پیشگویی مثبت برای نقاط کانی‌سازی، مقدار پیشگویی منفی برای نقاط غیرکانی‌سازی و شاخص کاپا محاسبه شد که مقادیر آن به ترتیب برابر ۹۴/۷، ۹۱/۸، ۹۲/۳، ۹۴/۴، ۹۳/۳ و ۸۹ درصد است که این ضرایب نیز دقت بالای مدل پتانسیل معدنی را تأیید می‌کند. نواحی پرتانسیل در قسمت شرقی و غربی محدوده مورد بررسی قرار دارد.

### اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۰۷  
 تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۳/۱۷  
 تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۱۷

### واژه‌های کلیدی

پتانسیل‌یابی  
 شبکه عصبی مصنوعی  
 آنالیز نقطه‌ای  
 کاپا  
 شهر بابک

### نویسنده مسئول

مسلم جهانتیغ

moslemmine@gmail.com ✉

### استناد به این مقاله

جهانتیغ، مسلم؛ رمضی، حمیدرضا، فردوسی، حسین و جعفری، زهرا، ۱۴۰۲. شناسایی نواحی امیدبخش کانی‌سازی مس پورفیری در ناحیه شهر بابک استان کرمان با استفاده از روش یادگیری ماشین و به کمک نرم‌افزار ARCGIS. زمین‌شناسی اقتصادی، ۱۵(۲): ۸۳-۱۰۸.

<https://doi.org/10.22067/ECONG.2023.79466.1057>

## مقدمه

و مجموعه شواهد و معیارهای شناسایی آنها، در یک منطقه مورد مطالعه فراهم می‌آورد. مجموعه داده‌های پیشگو و الگوهای فضایی خاص، شاخص‌هایی را آشکار می‌سازد که وابسته به وقوع ذخایر هستند. این شاخص‌ها اغلب به صورت نقشه پیشگو و تصویر توصیف می‌شوند. این نقشه‌های پیشگو در نهایت به منظور مشخص کردن حدود نواحی هدف در اکتشاف‌های بعدی برای شناسایی محل ذخایر کشف نشده تلفیق می‌شوند (Carranza, 2008).

منطقه شهربابک بخشی از زون ارومیه دختر است که از لحاظ کانی سازی مس پورفیری اهمیت بسزایی دارد که بخشی از ذخایر آن به صورت پنهان باقی مانده است. در این پژوهش سعی بر آن شده است که یک مدل مفهومی برای تولید مدل پتانسیل معدنی ایجاد شود و سپس با تکیه بر این مدل مفهومی نقشه‌های پیشگو در محیط نرم‌افزار GIS تولید شود که شامل نه لایه اطلاعاتی واحدهای نفوذی، لایه چگالی گسل، لایه فاصله از دگرسانی‌های فلیک، آرژلیک، اکسید آهن، لایه فاصله از آنومالی‌های ژئوفیزیک، نقشه آنومالی مس، آنالیز مؤلفه‌های اصلی چند متغیره (مؤلفه ۳) و لایه ارتفاعی منطقه است. در ادامه اطلاعات مربوط به لایه‌های پیشگو در نقاط کانی سازی و غیر کانی سازی استخراج می‌شود و بر اساس این اطلاعات، مدل پتانسیل معدنی به کمک شبکه عصبی مصنوعی تهیه می‌شود.

## منطقه مورد بررسی

منطقه مورد بررسی شهربابک، در بخش مرکزی ایران و غرب استان کرمان واقع شده است. این منطقه در فاصله ۲۲۳ کیلومتری کرمان قرار دارد و از نظر تقسیم‌بندی زون‌های زمین ساختاری ایران، توسط آقانباتی (Aghanabati, 2004) نیز این محدوده در جنوب زون زمین ساختاری ایران مرکزی واقع می‌شود (شکل ۱). ناحیه شهربابک در جنوب ایران مرکزی و نوار تکتونو-ولکانیک ارومیه-دختر به طور عمده از سنگ‌های آتشفشانی و آذرآواری مربوط به ترسیر تشکیل شده است و قدیمی‌ترین سنگ‌های آن،

پتانسیل یابی منابع معدنی یک تصمیم‌گیری چند متغیره است که به منظور اولویت‌بندی نواحی اکتشافی برای شناسایی ذخایر ناشناخته استفاده می‌شود (Carranza and Laborde, 2015; Yousefi and Carranza, 2015; Sun et al., 2019) و شامل تلفیق داده‌های علوم زمین از قبیل داده‌های زمین شناسی (نقشه زمین شناسی)، داده‌های زمین شیمی (داده‌های زمین شیمی رسوب آبراه‌ای)، داده‌های ژئوفیزیک (داده‌های مغناطیس) و داده‌های دورسنجی (داده‌های ماهواره‌های چند طیفی) است (Carranza, 2011).

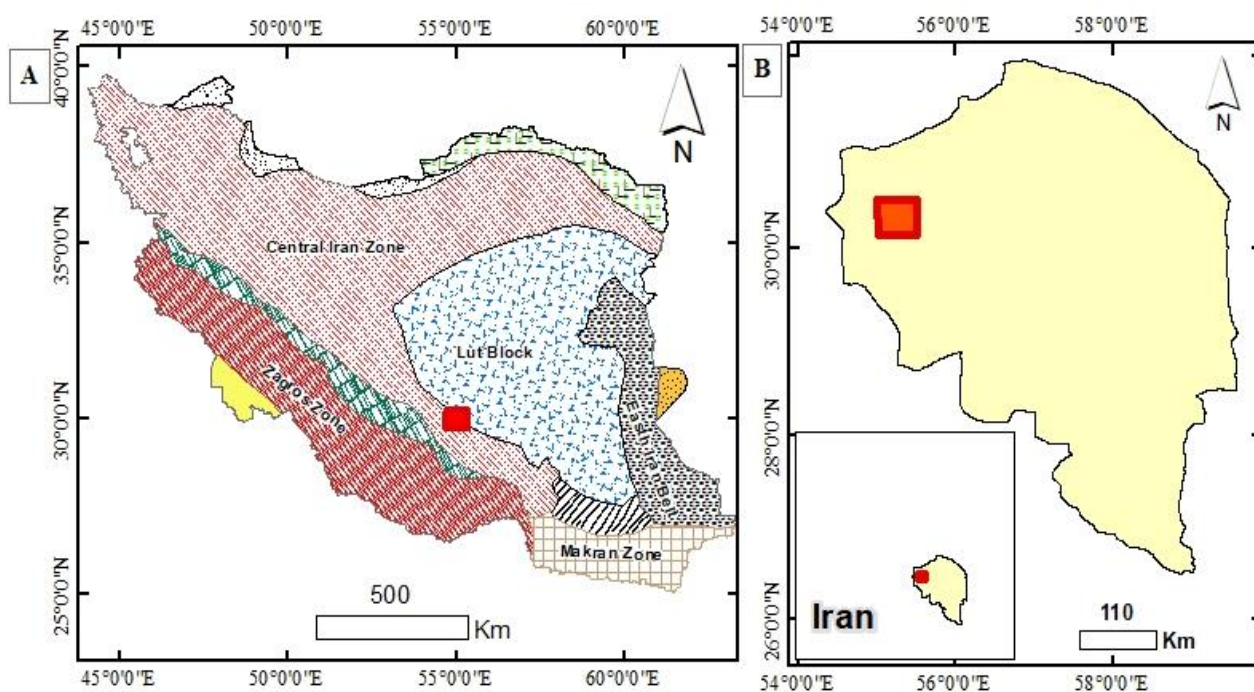
در مراحل اولیه اکتشاف، در صورتی که در یک منطقه به اندازه کافی اندیس‌های شناخته شده، وجود داشته باشد، از مدل سازی داده محور پتانسیل معدنی، برای تعیین مناطق هدف اکتشاف‌های بعدی استفاده می‌شود. در این روش ابتدا کلیه ویژگی‌های اندیس‌های شناخته شده، از نوع کانی سازی مورد جستجو، جمع آوری شده و ارتباط این ویژگی‌ها با شواهد و الگوهای فضایی، کمی می‌شود. سپس نقاط دارای ویژگی‌های مشابه در آن مناطق جستجو می‌شود. در این حالت می‌توان مناطقی را که دارای ویژگی‌های مشابه هستند به عنوان مناطق امیدبخش و مناسب برای پی جویی ذخیره هدف و مورد جستجو در نظر گرفت.

روش‌های داده محور اغلب برای مناطقی به کار می‌رود که در آن کارهای اکتشافی کافی و لازم انجام شده است و دارای تعداد قابل ملاحظه‌ای نقاط پتانسیل دار معدنی هستند که مختصات آنها در تعیین روابط مکانی داده‌ها به عنوان نقاط آموزشی در نظر گرفته می‌شود (Abedi et al., 2013).

هر نوع ذخیره معدنی یا کانی سازی را می‌توان با یک گروه ویژگی‌ها تعریف کرد که مدل توصیفی یا مفهومی نام دارد. مدل مفهومی به دست آمده، اهمیت و میزان وابستگی ذخایر معدنی را به عنوان تابعی از حضور مهم‌ترین معیارها و شواهد فضایی منحصر به فرد بیان می‌کند. مدل مفهومی، چهارچوبی را برای بررسی و کمی کردن همراهی فضایی بین یک مجموعه از ذخایر شناخته شده

کالک آلکالن معمولی تغییر یافته است (Aghanabati, 2004). کانسارهای مس پورفیری سرچشمه و میدوک با این فاز ماگمایی همراه هستند. توالی ترسیر در زمان بین میوسن و پلیوسن تحت تأثیر دگرشکلی و بالا آمدگی قرار گرفته است. ولکانیسم میوسن پسین-کواترنر توسط گدازه‌ها و دایک‌های الیوین بازالت و به مقدار کمتری لوسیتیت‌ها و نفلینیت‌های غنی از فلوگوپیت مشخص شده است. شکل ۲ نقشه زمین‌شناسی محدوده اکتشافی را نشان می‌دهد. این نقشه بیانگر تنوع واحدهای زمین‌شناسی در محدوده مورد مطالعه است.

سن کرتاسه بالایی دارند. ماگماتیسم ترسیر در این ناحیه از سه مرحله مشخص تشکیل شده است. آتشفشانی پالئوژن شامل آندزیت‌های بازالتی، لایت، تفریت‌های غنی از آنالیم و مقداری نفلین فنولیت است که در نوار ممتدی با روند شمال غرب-جنوب شرق تشکیل شده‌اند. ترکیب ماگما در این کمپلکس آتشفشانی از آندزیت‌های بازالتی کالک آلکالن ائوسن به سری‌های شوشونیتی الیگوسن تغییر یافته است. بعد از تشکیل در میوسن فعالیت آتشفشانی با ترکیب لایت-آندزیتی تا داسیتی شروع شد و باعث به وجود آمدن استراتوولکان‌های بزرگی در ناحیه شده است. ترکیب ماگما در این زمان از شوشونیتی به



شکل ۱. A: موقعیت جغرافیایی محدوده شهربابک و B: موقعیت محدوده در زون‌های زمین‌ساختاری ایران (زون ایران مرکزی)

**Fig. 1.** A: Geographical location of Shahr Babak area, and B: The location of the studied area in the structural zones of Iran

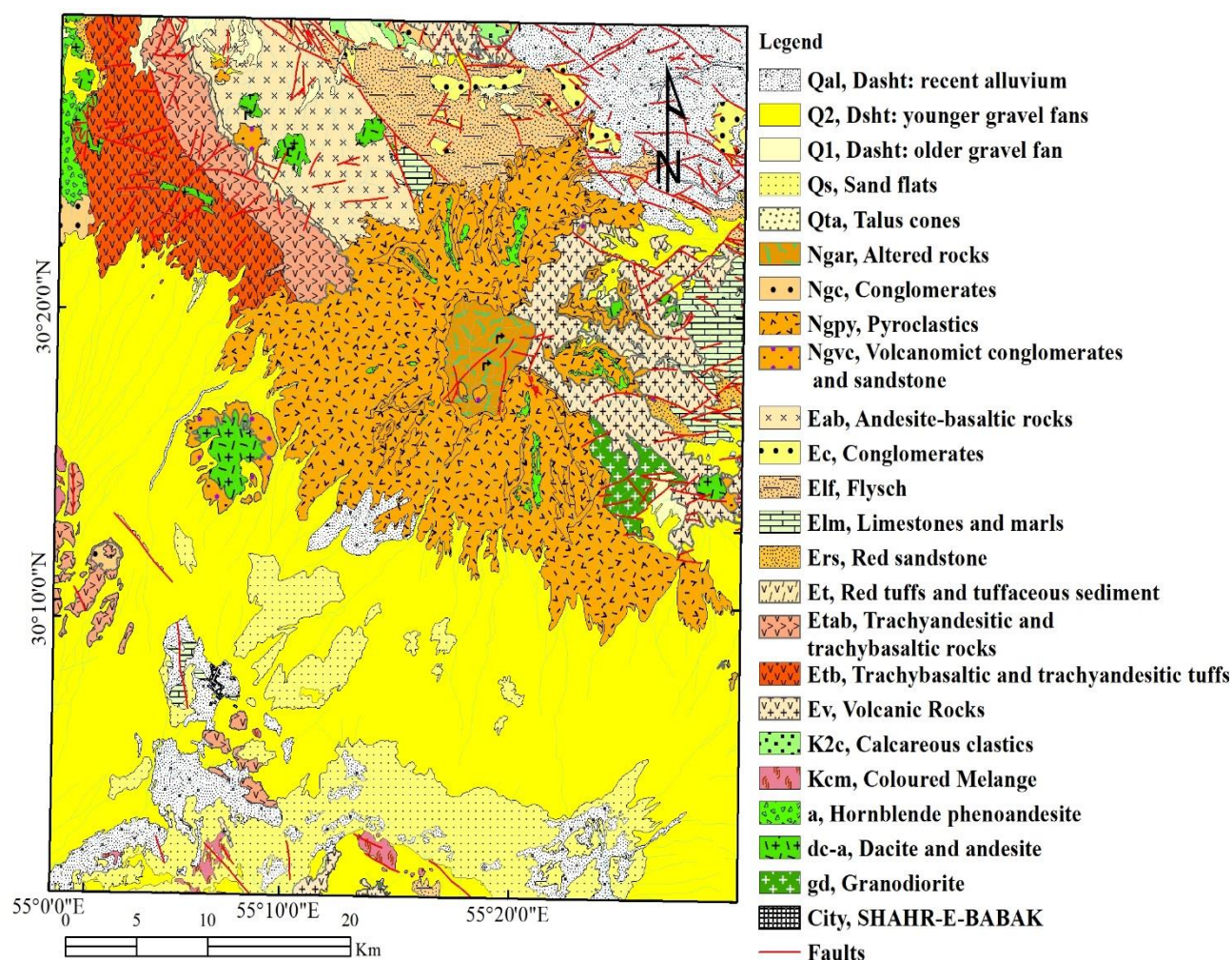
پلوتونیک ترشیری بوده و در داخل کمر بند تیس قرار دارند (Waterman and Hamilton, 1975). در ایران سنگ‌های

## کانسارهای مس پورفیری و مدل مفهومی

کانسارهای مس پورفیری در ایران منطبق بر نوارهای ولکانو-

مس به صورت بارز در نواحی فرورانش مرتبط با قاره‌ها و جزایر کمانی گسیل می‌شوند (Chen et al., 2015). فرورانش ویژگی این مناطق است. با این حال عوامل متالورژیک دیگری نیز تشکیل این کانسارها را کنترل می‌کنند (Sillitoe, 1998). ثابت شده است که تشکیل کانسارهای مس پورفیری نه تنها توسط فرایندهای گرمایی و ماگمایی کنترل می‌شود؛ بلکه زمین ساخت ناحیه‌ای نیز در زمان تشکیل این کانسارها تأثیر گذار است (Sillitoe, 1994, Richards et al., 2001).

ولکانوپلوتونیک کالک آلکالن در کمان ماگمایی ارومیه- دختر، توانایی بالایی در اکتشاف کانسارهای  $Cu \pm Mo \pm Au$  دارند؛ به طوری که بسیاری از مهم‌ترین کانسارهای مس پورفیری ایران در شمال غرب تا جنوب شرق ارومیه- دختر واقع شده‌اند (Shahabpour, 1999; Ayati et al., 2008; Hassanpour et al., 2015). از نظر جایگاه زمین ساختی بخش عمده‌ای از کانسارهای مس پورفیری در حاشیه صفحه‌های هم‌گرا (حاشیه‌های فعال قاره‌ای و جزایر کمانی) تشکیل می‌شوند. سامانه‌های پورفیری



شکل ۲. نقشه زمین شناسی محدوده شهربابک برگرفته از نقشه زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شهربابک

Fig. 2. Geological map of Shahr Babak area taken from Shahr Babak 1:100000 geological map

کانسارهای مس پورفیری اغلب در پوسته بالایی زمین (عمق کمتر از ۵ تا ۱۰ کیلومتر)، در حاشیه‌های هم‌گرای فعال و معمولاً در نواحی مرتفع و یا مناطقی که در معرض نرخ بالای بالا آمدگی هستند، شکل می‌گیرند (Ghaderi et al, 2018).

ساخت مدل مفهومی برای پی‌جویی ناحیه‌ای نکته‌ای کلیدی در پیشگویی کمی منابع معدنی است. مدل مفهومی اشاره به نمایش نوشتاری مدل ذخایر معدنی دارد که این مدل مفهومی در روش‌های گوناگون مدل‌سازی پتانسیل معدنی کاربرد دارد و همراه با ویژگی‌های متنوع کنترل‌کننده کانساری، اثرات و تلفیق داده‌ها (شامل فرضیه‌ها و ژنز)، مدل‌های کانساری، مدل‌های پی‌جویی ناحیه‌ای، مدل‌های پی‌جویی محلی هستند که به‌عنوان راهنمایی برای پیشگویی منابع معدنی به کار می‌رود (Li et al., 2022). در این پژوهش از مدل مفهومی مس پورفیری برای پی‌جویی منابع معدنی استفاده شده است.

### روش مطالعه

شبکه عصبی، روشی از پردازش داده‌هاست که از مغز انسان الگو گرفته و پردازش داده‌ها را توسط پردازنده‌هایی که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر هستند، انجام می‌دهد. این سامانه از شمار زیادی عناصر پردازشی به هم پیوسته تشکیل شده که برای حل مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی، نظیر مغز انسان‌ها، با مثال‌هایی یاد می‌گیرند و برای انجام وظایف مشخص مانند شناسایی الگوها و طبقه‌بندی اطلاعات در طول یک فرایند یادگیری تنظیم می‌شوند (Wang, 2003; Smola and Schölkopf, 2004). شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار بسیار قدرتمند و قابل اعتمادی برای پیش‌بینی دقیق رفتارهای غیرخطی سامانه‌ها ارائه می‌کنند و برخلاف سایر روش‌های مدل‌سازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی هیچ فرضیه قبلی در مورد توزیع داده‌ها ندارند (Shokri et al., 2014). یانگ و همکاران (Yang et al., 2022) از روش شبکه عصبی برای مدل‌سازی پتانسیل طلا در کشور چین استفاده کردند.

اکتشاف کانسارهای پورفیری به طور عمده به کمک بررسی‌های زمین‌شناسی، زمین‌شیمی، ژئوفیزیک و دورسنجی امکان‌پذیر است و بررسی دقیق آنها کمک شایانی به اکتشاف کانسارهای مس پورفیری می‌کند.

بررسی‌های زمین‌شیمی به‌ویژه زمین‌شیمی رسوب آبراهه‌ای کمک به سزایی در شناسایی ذخایر پنهان می‌کند. به ویژه راهنمای مناسبی در تعیین موقعیت سامانه‌های پورفیری است. همچنین برای شناسایی بهتر اثر سامانه‌های پورفیری می‌توان از روش‌های چندمتغیره از جمله روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی استفاده کرد (Nathan et al., 2021).

روش‌های ژئوفیزیکی، در همه مقیاس‌ها به اکتشاف و توصیف ویژگی‌های کانسار مس پورفیری کمک می‌کند. در مقیاس ناحیه‌ای روش مغناطیس‌هوایی، بینش‌هایی را نسبت به ساختار پوسته‌ای پهن‌اور و جایگاه ماگمایی زون‌های کانه‌زایی فراهم می‌کند. زون‌های گسلی، حوضه‌های رسوبی و توده‌ها را می‌توان با استفاده از روش مغناطیس، نقشه‌برداری و مشخص کرد (Ghaderi et al., 2018).

دورسنجی یکی دیگر از ابزار مهم اکتشاف ذخایر مس پورفیری در مقیاس ناحیه‌ای است. دگرسانی آرژیلیک، فلیک و اکسید آهن، ویژگی‌های جذب طیفی مشخصی دارند که می‌توانند به وسیله داده‌های دورسنجی چند طیفی و ابرطیفی نقشه‌برداری شوند (Mars and Rowan, 2006).

سامانه‌های شکستگی و رگه‌ای و نیز برش‌ها نتیجه اجتناب‌ناپذیر ماگماتیسیم پورفیری هستند. زمین‌ساخت ترا فشاری به صورت گسل‌های امتدادلغز با حرکت معکوس قابل توجه در محیط‌های به‌شدت فشارشی مشخص می‌شود. رهایی تنش، با جای‌گیری نفوذی‌های پورفیری کانی‌زایی شده همراه است (Richards et al., 2001). تزریق این توده‌های نفوذی همراه با تزریق انرژی مکانیکی و بخار حاصل از ماگما است که به شکستگی‌هایی منجر می‌شود که ویژگی کانسارهای پورفیری است (Ghaderi et al., 2018).



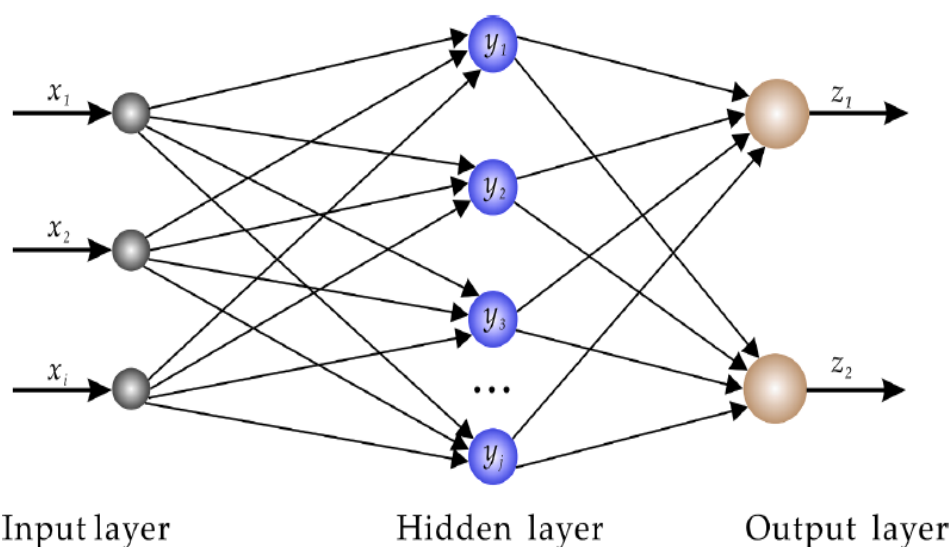
الگوی ارتباط بین نرون‌ها، شبکه عصبی به دو گروه شبکه‌های پیش‌خور و پس‌خور تقسیم می‌شود.

در شبکه‌های پیش‌خور ارتباط بین نرون‌ها یک جهته است و اغلب آنها را شبکه ساکن می‌نامند. این شبکه‌ها متناسب با ورودی، خروجی تولید می‌کنند (Rao, 2000). برخی از انواع شبکه‌های پیش‌خور شامل شبکه‌های پرسپترون تک‌لایه، پرسپترون چندلایه و شعاعی است.

شبکه عصبی پیش‌خور یکی از شبکه‌های عصبی متداول است که در این پژوهش استفاده شده است و یک معماری متداول دارد. شبکه‌های پیش‌خور، اغلب دارای یک یا چندلایه مخفی از نرون‌ها بوده و از یک‌لایه پایانی خطی استفاده می‌کنند. وجود چندلایه از نرون‌ها با یک تابع انتقال غیرخطی به شبکه اجازه می‌دهد که توانایی یادگیری رابطه خطی و غیرخطی را بین ورودی‌ها و خروجی‌ها داشته باشد. لایه خروجی خطی این امکان را می‌دهد که خروجی خارج از محدوده ۱ و -۱ داشته باشد (Sun et al., 2019). شکل ۳ معماری یک شبکه عصبی پیش‌خور را نشان می‌دهد.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی امکان توصیف و تشریح روابط غیرخطی موجود بین متغیرهای طبیعی پیچیده که فرایندهای فیزیکی آنها به طور مستقیم قابل پیشگویی نیست، طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از فرایند آموزش و همچنین بررسی عدم قطعیت مربوط به داده‌های ورودی را فراهم می‌آورد. ساختار شبکه عصبی شامل لایه‌های محاسباتی به هم پیوسته‌ای از واحدهای شبکه به نام نرون است. در واقع نرون‌ها عمده‌ترین قسمت شبکه‌های عصبی بوده و واحد پردازش اطلاعات هستند. نرون‌ها به طور اساسی توابع ریاضی بوده و ارتباط‌دهنده هر نمونه از بردارهای ویژه ورودی، در مجموعه داده‌های آموزشی، به بردار خروجی هدف هستند (Rao, 2000).

شبکه‌های عصبی دارای روش‌ها و مدل‌های مختلفی است که همه آنها الگوها و نمونه‌هایی را برای آموزش و یادگیری نیاز دارند تا بتوانند از آنها برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی استفاده کنند. بر همین اساس الگوهای یادگیری مختلفی نیز وجود دارد. با توجه به نحوه و



شکل ۳. معماری شبکه عصبی پیش‌خور در محدوده مورد بررسی تانگ‌لینگ، شرق چین (Sun et al., 2019)

Fig. 3. Feedforward neural network architecture in Tunling (eastern China) (Sun et al., 2019)

نفوذی، گسل و دایک از نقشه یادشده استخراج شده است. نقشه فازی شده توده‌های نفوذی در شکل ۴ نمایش داده شده است و همچنین نقشه چگالی خط‌واره‌ها (شامل گسل و دایک) در شکل ۵ آورده شده است. با توجه به شکل‌های موجود اندیس‌های مس همبستگی مطلوبی با خط‌واره‌های موجود در منطقه مورد بررسی دارد.

داده‌های ژئوفیزیکی مورد استفاده، داده‌های مغناطیس‌هویی است. داده‌های بیان‌شده توسط سازمان انرژی اتمی ایران در سال ۱۹۷۷ و ۱۹۷۸ برداشت شده است. فاصله بین خطوط برداشت و ارتفاع حسگر به ترتیب برابر ۵۰۰ متر و ۱۲۰ متر است. برای حذف اثر دوقطبی آنومالی مغناطیسی، عملیات برگردان به قطب بر روی داده‌ها صورت گرفته است. سپس آنومالی‌های مغناطیسی از نقشه بیان‌شده استخراج شده است. شکل ۶ نقشه فازی شده آنومالی‌های مغناطیسی را نشان می‌دهد. اندیس‌های مس با آنومالی‌های مغناطیسی همبستگی مناسبی دارند.

داده‌های زمین‌شیمی رسوب آبراهه‌ای، داده‌های سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ است. در ابتدا عناصر خارج از رده جایگزین شدند و سپس آنومالی مس به عنوان شاخص کانی‌سازی مس استخراج شده است. نقشه آنومالی مس در شکل ۷ نشان‌داده شده است. در ادامه عادی‌سازی داده‌های زمین‌شیمی با استفاده از روش لگاریتمی انجام شد و سپس آنالیز آماری چند متغیره (مؤلفه‌های اصلی) روی داده‌های زمین‌شیمی صورت گرفت و مؤلفه سه که شامل عناصر Pb- Zn- Cu است، استخراج شد (جدول ۱) و به عنوان اثر چند عنصری کانی‌سازی مس تفسیر شد (شکل ۸). همبستگی مطلوبی بین نقشه آنومالی زمین‌شیمیایی مس و مؤلفه ۳ با رخنمون‌های کانی‌سازی مس وجود دارد. بالا بودن عناصر Cr، Co و Ni مربوط به سنگ‌شناسی منطقه به ویژه واحدهای اولترامافیک موجود در محدوده مورد بررسی و همچنین بازالت‌ها و آندزیت‌های موجود در محدوده است.

در این شبکه نرون‌های لایه‌های مختلف ارتباط درون لایه‌ای دارند تا مبادله اطلاعات از لایه ورودی شروع شده و با گذر از لایه‌های مخفی وارد لایه خروجی شود (Rodriguez-Galiano et al., 2017; Celik and Basarir, 2015). جریان اطلاعات با تأثیر وزن‌ها انجام و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$y_j = f \left( \sum_i w_{ji} + b_j \right)$$

$w_{ji}$  وزنی است که نرون  $i$  به نرون  $j$  وصل می‌کند و  $b_j$  بایاس نرون  $j$  است؛ در حالی که  $f$  تابع فعالیت سیگموئید است که به صورت زیر است (Panda and Tripathy, 2014):

$$f(x) = \frac{1}{1 + \text{Exp}(-x)}$$

### به کارگیری روش‌های یادگیری ماشین

در عصر داده‌های حجیم، پیش‌بینی و ارزیابی ذخایر زمین‌شناسی وارد مرحله جدیدی شده و از پی‌جویی رقومی، وارد پی‌جویی هوش مصنوعی شده است (Li et al., 2022). به کارگیری روش‌های یادگیری ماشین شامل آماده‌سازی داده، مدل‌سازی داده‌های آموزشی و آزمایشی، به همراه پیشگویی نتایج خروجی آن است. تولید داده‌های ورودی و تهیه نقشه خروجی با استفاده از نرم‌افزار Arc GIS صورت می‌گیرد. همچنین تلفیق داده‌ها در محیط نرم‌افزار متلب انجام می‌شود.

### فازی‌سازی داده

#### نقشه‌های پیشگوی اکتشافی

تولید نقشه‌های پیشگوی اکتشافی با توجه به سامانه کانی‌سازی پورفیری و بر پایه داده‌های موجود انجام شده است. این داده‌ها شامل نقشه زمین‌شناسی، ژئوفیزیک‌هویی، زمین‌شیمی، دورسنجی و لایه ارتفاعی منطقه است (شکل‌های ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲).

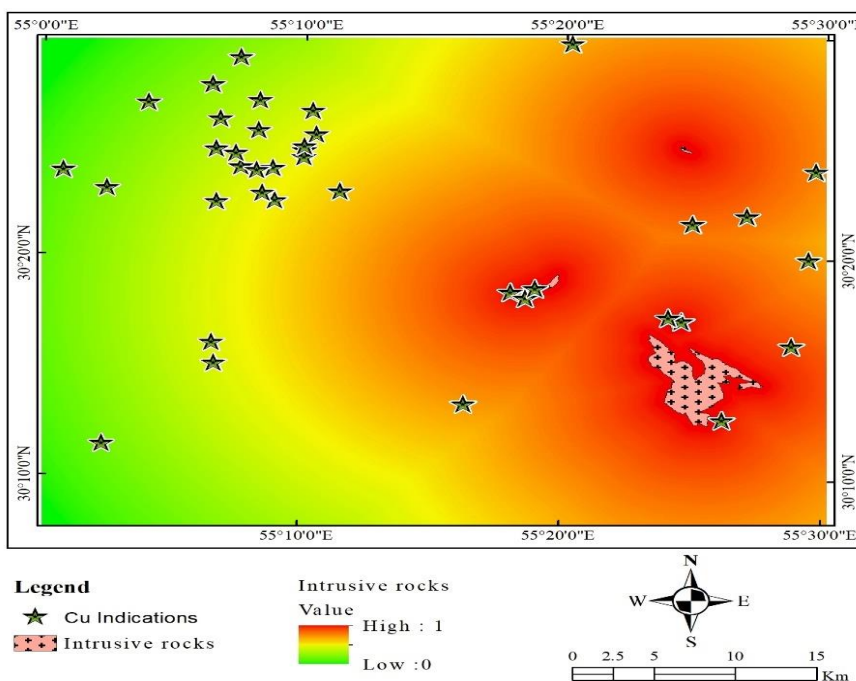
داده‌های زمین‌شناسی برگرفته از نقشه زمین‌شناسی شهر بابک در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ است. سه ویژگی زمین‌شناسی شامل توده‌های

دگرسانی‌های اکسید آهن، آرژیلیک و فیلیک از تصویرهای استر با استفاده از روش نسبت گیری بانندی استخراج شده است. نقشه‌های دگرسانی منطقه در شکل‌های ۹، ۱۰ و ۱۱ نمایش داده شده است. همچنین لایه ارتفاعی منطقه با دقت ۱۵ متر از سایت سازمان زمین شناسی ایالات متحده بارگیری شده است. شکل ۱۲، لایه ارتفاعی منطقه را نشان می‌دهد.

جدول ۱. آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای داده‌های زمین شیمی در محدوده مورد بررسی شهربابک

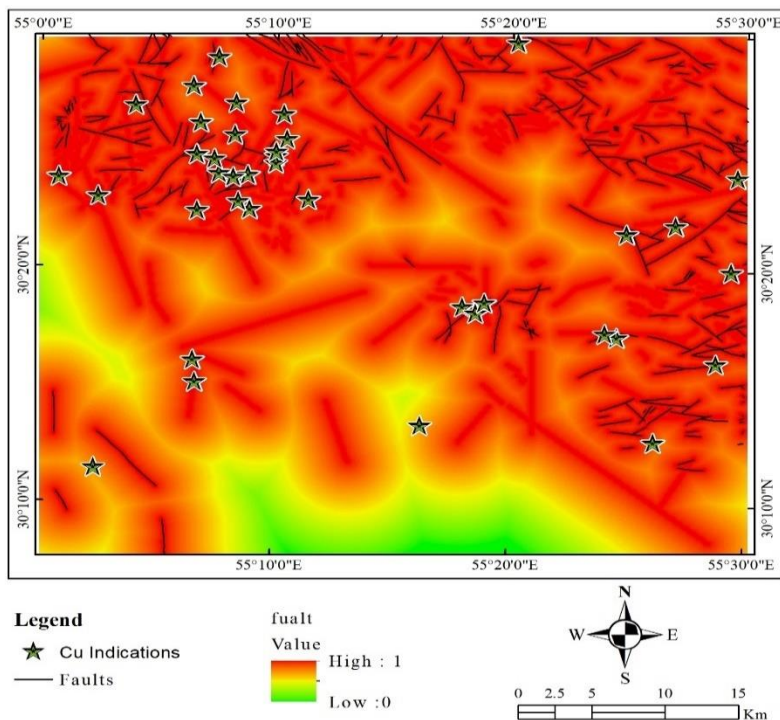
Table 1. Principal component analysis for multi-element geo-chemical data in Shahre Babak studied area

	Component		
	1	2	3
Ni	.883	-.047	.136
Ba	-.016	.818	-.056
Pb	.153	.468	<b>.695</b>
B	.714	-.080	.258
Co	.842	-.065	-.080
Sb	-.110	.685	.098
Cr	.615	.557	.157
Cu	.521	.295	<b>.515</b>
Zn	.059	-.150	<b>.808</b>



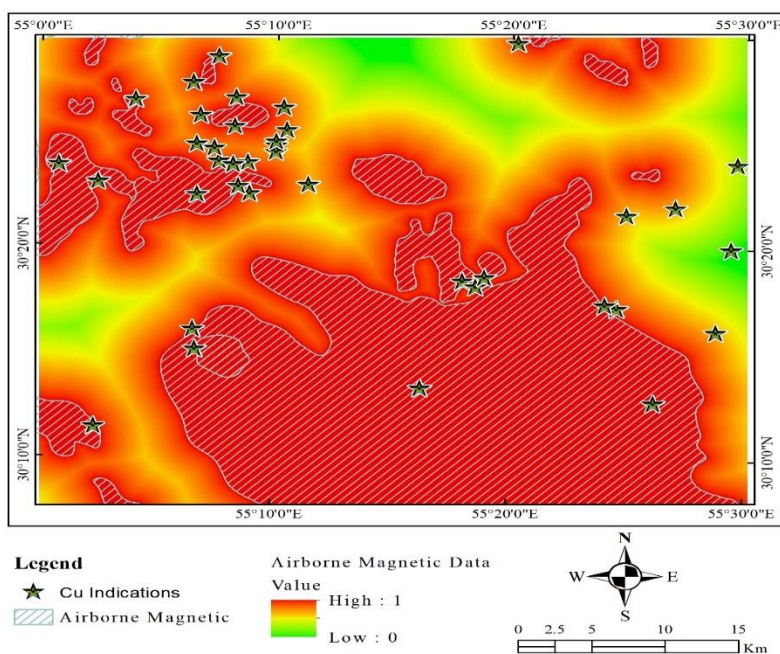
شکل ۴. لایه پیشگوی اکتشافی توده نفوذی در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 4. The evidenc layer of the intrusive mass in the study area of Shahr Babak



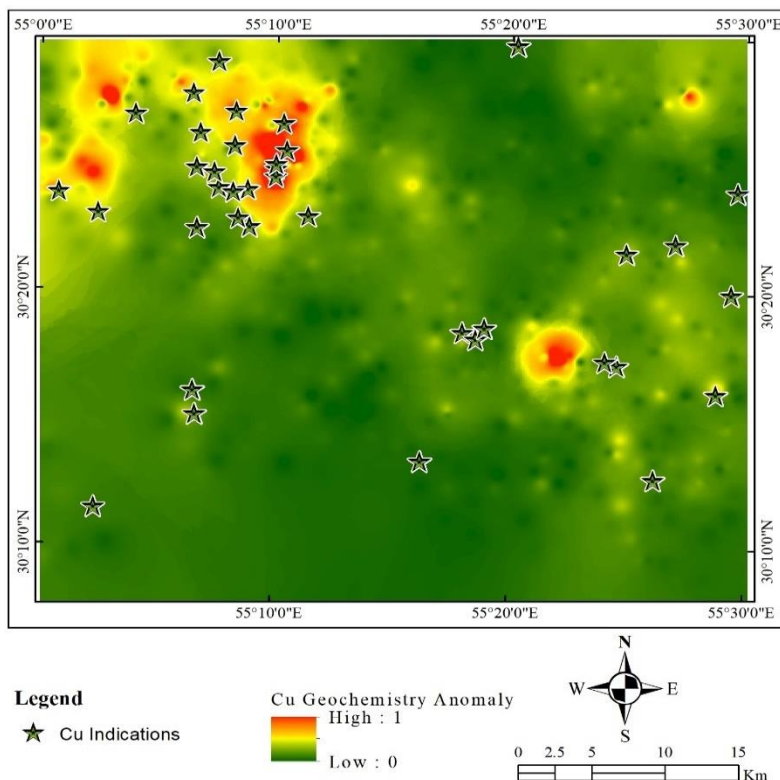
شکل ۵. لایه پیشگوی اکتشافی ساختارهای خطی (چگالی گسل) در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 5. The evidenc layer of linear structures (fault density) in the study area of Shahrabak



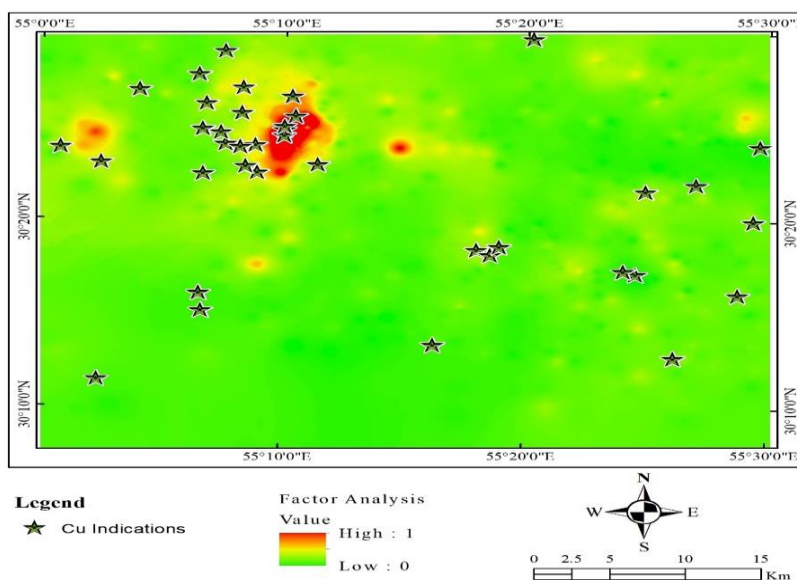
شکل ۶. لایه پیشگوی اکتشافی برگردان به قطب داده‌های مغناطیس هوایی در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 6. The evidenc layer of Reduce To Pole (RTP) aeromagnetic data in the Shahrabak study area



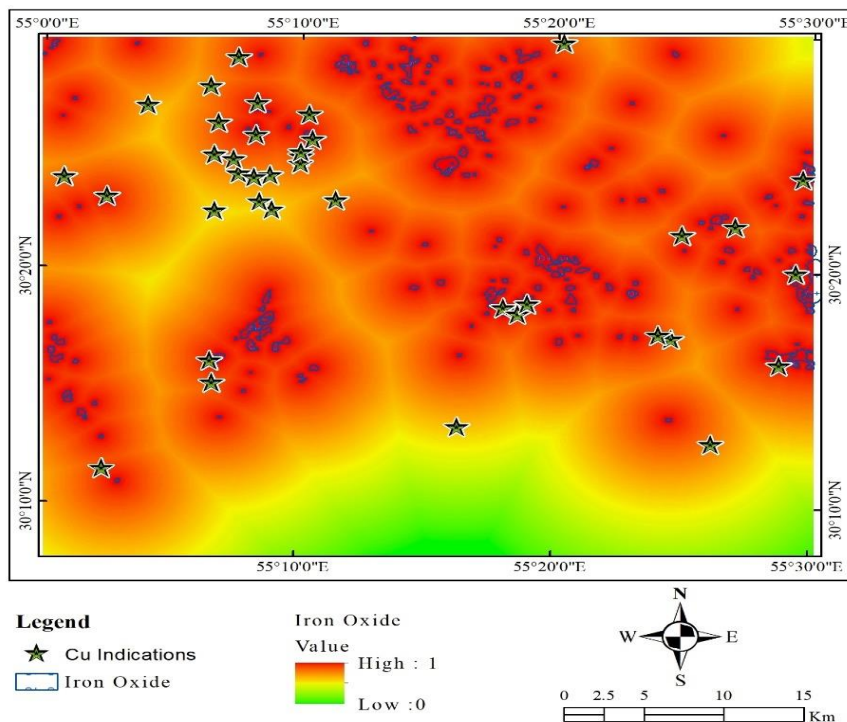
شکل ۷. لایه پیشگوی اکتشافی آنومالی زمین شیمی مس در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 7. The evidenc layer of copper geochemistry anomaly in Shahrababak study area



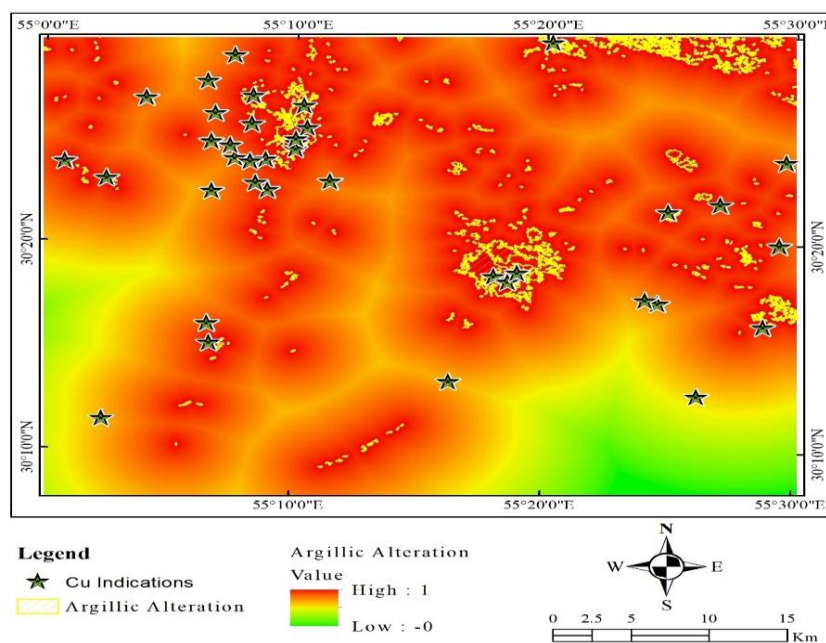
شکل ۸. لایه پیشگوی اکتشافی آنالیز مؤلفه‌های اصلی (مؤلفه ۳) در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 8. The evidenc layer of Principal componentf analysis (component 3) in the study area of Shahrababak



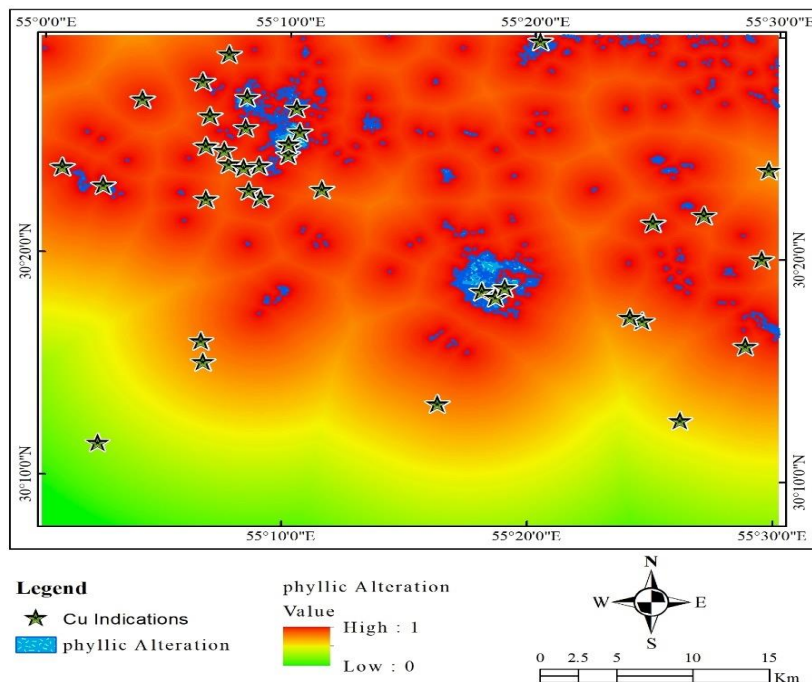
شکل ۹. لایه پیشگوی اکتشافی نزدیکی به دگرسانی اکسید آهن در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 9. The evidenc layer of proximity to iron oxide alteration in Shahrabak study area



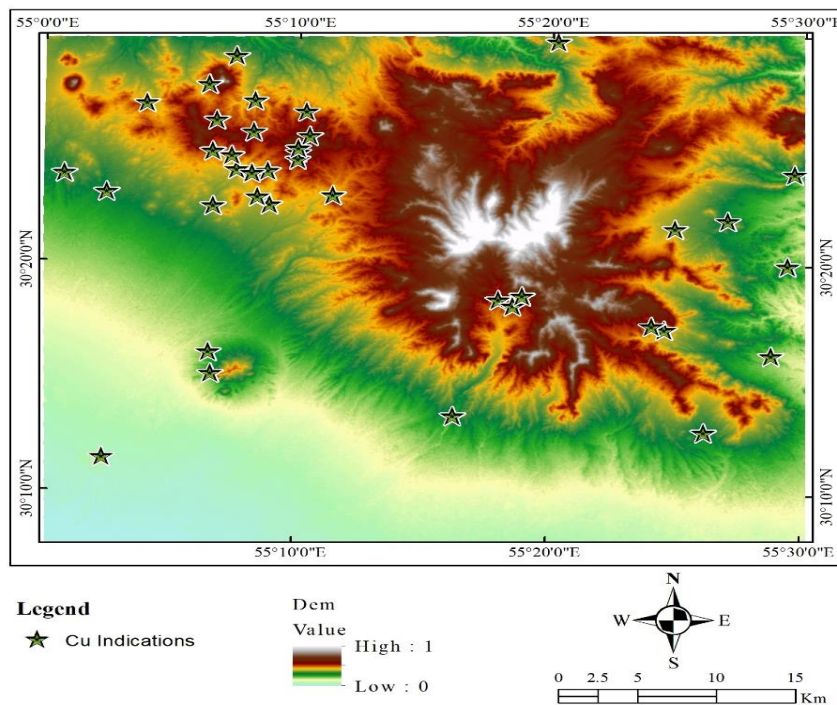
شکل ۱۰. لایه پیشگوی اکتشافی نزدیکی به دگرسانی آرژیلیک در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 10. The evidenc layer of proximity to argillic alteration in Shahrabak study area



شکل ۱۱. لایه پیشگوی اکتشافی نزدیکی به دگرسانی فیلیک در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 11. The evidential layer of proximity to phyllic alteration in Shahrababak study area



شکل ۱۲. لایه پیشگوی اکتشافی مدل ارتفاعی در منطقه مورد بررسی شهربابک

Fig. 12. The evidential layer of the height model in the study area of Shahrababak

## متغیرهای هدف

در محدوده مورد بررسی نقاط کانی سازی مس موجود با برچسب ۱ و نقاط غیر کانی سازی با برچسب ۰ مشخص شده است و سپس از آن برای آموزش و اعتبارسنجی در شبکه عصبی استفاده شده است. برای نقاط کانی سازی رخنمون‌های ۳۷ اندیس مس شناسایی شده، استفاده شده است که نقاط کانی سازی مس شناخته شده در محدوده شهر بابک شامل جنوب غرب گلاب ۱، حسین آباد، جنوب غرب گلاب ۲، دارخونی، گلاب، کوه مدوار، شمال شرق، گوری، بادامستان، آبدار، چاه مسی، آبدر، لاچاه، کالدرای آبدر، شمال غرب میدوک، گود کلگوار، رشکان، رگه سیلیسی آبدر، لاتلا، بیدو، گلگوری، کوه مزاحم، میدوک، سارا، شرق مدوار، کهنوکارا، غرب شهر بابک، کنگ، دره تنگه، جنوب رگه سیلیسی میدوک، کوه گلاب، هرناشک، جنوب میدوک، دریدویه ۱، در بیدویه ۲، شرق ایستگاه میدوک، غرب ایستگاه میدوک، شمال غرب بندوان، شمال کمکویه، جنوب شرق میدوک و جنوب میدوک است. شکل ۱۴ موقعیت اندیس‌های مس پورفیری شناخته شده در محدوده مورد بررسی شهر بابک را نشان می‌دهد.

برای نقاط غیر کانی سازی از معیار زیر استفاده شده است (Carranza, 2008; Zuo and Carranza, 2011; Sun et al., 2019):

ابتدا باید تعداد نقاط کانی سازی و غیر کانی سازی یکسان باشند تا توازن بین آنها برقرار باشد. دوم، نقاط غیر کانی سازی در فاصله دور از نقاط کانی سازی انتخاب شود؛ چون در صورت انتخاب در مجاورت نقاط کانی سازی ممکن است مقادیر یکسانی در لایه‌های پیشگوی اکتشافی با این نقاط داشته باشند و به صورت خطا به عنوان مناطق پر پتانسیل مشخص شوند. در این پژوهش از روش آنالیز نقطه‌ای برای مشخص کردن نقاط غیر کانی سازی استفاده شده است (Zuo and Carranza, 2011; Carranza and Laborte, 2015; Sun et al., 2019). چنان که در شکل ۱۳

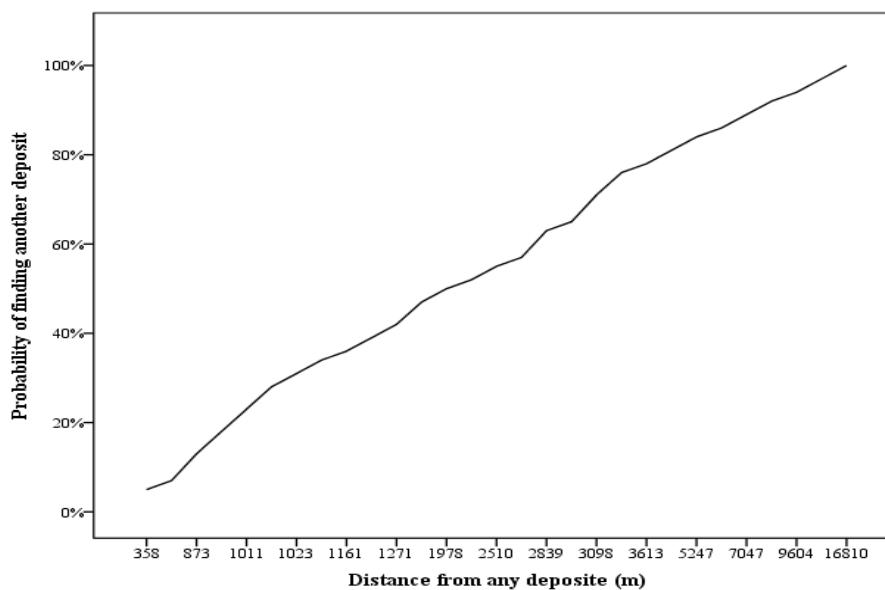
نشان داده شده است، فاصله بین هر نقطه کانی سازی با نزدیک‌ترین نقطه کانی سازی مجاور آن محاسبه شده و نمودار احتمال آن رسم شده است. با توجه به شکل، تمامی جفت نمونه‌ها در فاصله ۱۶۸۱۰ متری قرار دارد. در واقع با احتمال ۱۰۰ درصد در فاصله دورتر از این مقدار کانی سازی مس وجود ندارد. در این پژوهش، فاصله ۵۲۴۷ متری که در سطح احتمال ۸۴ درصد است به عنوان بافر انتخاب شده است (شکل ۱۳). نقاط غیر کانی سازی باید خارج از این بافر با فاصله ۵۲۴۷ متر انتخاب شوند. هر چند فرض بر این است که این محدوده به طور کامل اکتشاف نشده است. یک بافر ۵۰۰ متری در اطراف واحدهای آذرین مستعد کانی سازی در نظر گرفته شده و برای این کار واحدهای آذرین یادشده از نقشه زمین شناسی در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ شهر بابک استخراج و بافر ۵۰۰ متر روی آن اعمال شده است (شکل ۱۴). چنان که مشاهده می‌شود، انطباق نسبی بین بافر حاصل از اندیس‌های کانی سازی و واحدهای آذرین مستعد کانی سازی وجود دارد. سوم، نقاط کانی سازی باید به صورت تصادفی در محدوده اکتشافی توزیع شده باشد. بر اساس موارد بیان شده ۳۷ نقطه غیر کانی سازی در محدوده اکتشافی مشخص شد (شکل ۱۴).

## آماده‌سازی داده‌ها

پیش از تهیه مدل کانی سازی، نقشه‌های پیشگو اکتشافی باید به شکل رستر تبدیل شوند که هر سلول در این فایل رستر دارای مقدار عددی است. اندازه سلول رستر با استفاده از روش پیشنهادی کارانزا مشخص شده است (Carranza, 2009; Sun et al., 2019). ابتدا، اندازه سلول باید به گونه‌ای انتخاب شود که در هر سلول فقط یک نقطه کانی سازی وجود داشته باشد. حد بالایی سلول از روش آنالیز نقطه‌ای انتخاب می‌شود. دوم اینکه حد پایینی سلول بر اساس مقیاس نقشه‌های پیشگو اکتشافی (MS) مشخص می‌شود. کوچک‌ترین اندازه سلول ( $R_f$ ) از فرمول زیر تخمین زده می‌شود (Hengl, 2006).

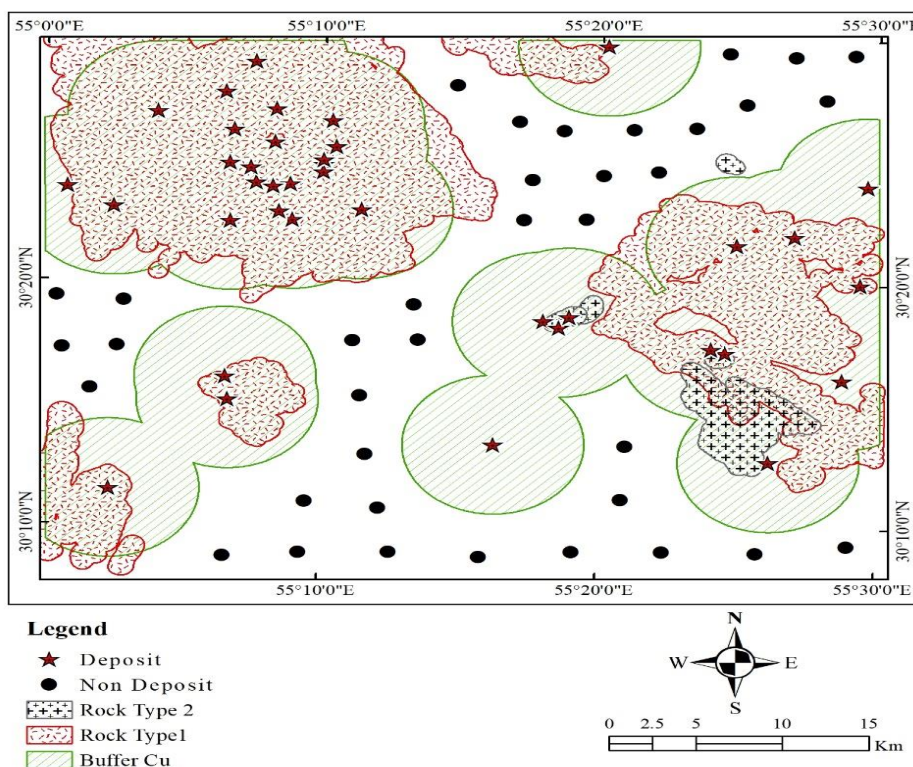
$$R_f = MS \times 0/00025$$





شکل ۱۳. نمودار حاصل از آنالیز نقطه‌ای در محدوده مورد بررسی شهر بابک

Fig. 13. The graph resulting from point analysis in Shahre Babak studied area



شکل ۱۴. موقعیت نقاط کانی سازی و انتخاب نمونه‌های غیر کانی سازی در محدوده مورد بررسی شهر بابک

Fig. 14. Location of mineralization points and selection of non-mineralization point in Shahre Babak studied area

استخراج شده از کل محدوده مورد بررسی اعمال شد و در نهایت نقشه پتانسیل نهایی در محیط نرم افزار ArcGIS تهیه شد. مدل اکتشافی مس پورفیری حاصل در **شکل ۱۵** نمایش داده شده است.

### ارزیابی مدل پتانسیل معدنی

خروجی مورد انتظار در مدل سازی پتانسیل معدنی، باید نشان دهنده نقاط با اهمیت بالای اکتشافی در منطقه مورد جستجو باشد. این امر به معنی آن است که نواحی معرفی شده باید با اندیس های شناخته شده و با نقاط بدون کانی سازی به ترتیب بیشترین و کمترین همبستگی را داشته باشند (Porwal et al., 2003). برای ارزیابی عملکرد مدل به کار گرفته شده در این پژوهش، از منحنی مشخصه عملکرد سامانه و ماتریس سردرگمی استفاده شده است. در منحنی مشخصه عملکرد سامانه هر چقدر نمودار به نقطه صفر و یک نزدیک تر باشد و به عبارتی سطح زیر آن بیشتر باشد، نشان دهنده قدرت طبقه بندی بهتر است (Dehghani, 2019). منحنی مشخصه عملکرد سامانه برای محدوده اکتشافی مورد بررسی در **شکل ۱۶** نمایش داده شده است. نزدیکی نمودار ذکر شده به نقطه صفر و یک، نشان دهنده کیفیت طبقه بندی روی داده های محدوده اکتشافی است.

همچنین مدل به دست آمده به خوبی توسط ماتریس سردرگمی شرح داده می شود. در ماتریس سردرگمی چهار نتیجه برای رده بندی مشاهده می شود که شامل: ۱) نمونه های کانی سازی که به درستی طبقه بندی شده است و با علامت اختصاری TP مشخص می شود. ۲) نمونه های کانی سازی که به اشتباه به عنوان نمونه های غیر کانی سازی طبقه بندی شده اند و با علامت اختصاری FN نمایش داده می شود. ۳) نمونه های غیر کانی سازی که به اشتباه به عنوان نمونه های کانی سازی طبقه بندی شده اند و با علامت اختصاری FP مشخص می شوند. ۴) نمونه های غیر کانی سازی که به درستی به عنوان نمونه های غیر کانی سازی مشخص شده اند و با علامت اختصاری TN مشخص می شوند.

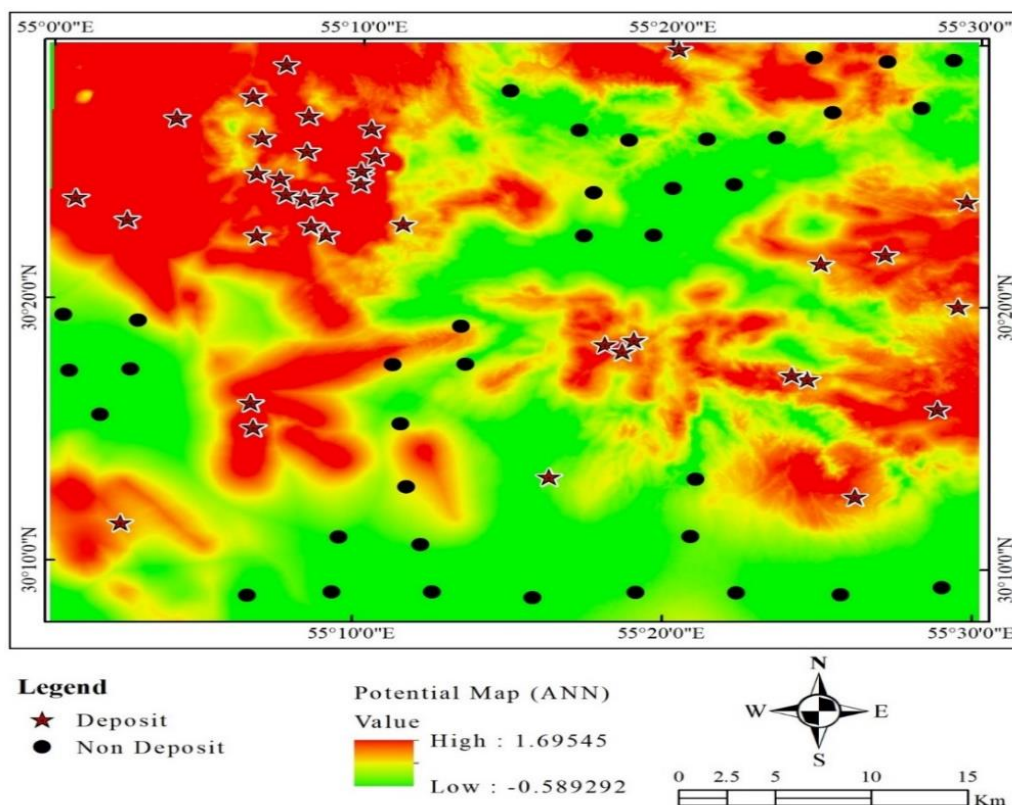
با توجه به اینکه مقیاس پتانسیل یابی این پژوهش ۱:۲۵۰۰۰۰ است و با توجه به فرمول بالا، کوچک ترین اندازه سلول ۶۴ متر است. با در نظر گرفتن موارد بیان شده، اندازه سلول در این پژوهش ۱۰۰ متر انتخاب شده است که بر اساس آن ۱۹۷۶۹۱ پیکسل در فایل رستر تولید شده است. برای تولید نقشه های رستر از روش وزن دهی معکوس فاصله استفاده شده است.

نقشه های رستر تولید شده به طور مستقیم وارد فرایند مدل سازی نشده است؛ بلکه از مقادیر عددی پیکسل های آنها برای فرایند مدل سازی استفاده شده است. تعداد ۷۴ نقطه کانی سازی و غیر کانی سازی از نقشه های بیان شده استخراج و برچسب گذاری شده است.

### تولید مدل پتانسیل معدنی

نقاط کانی سازی و غیر کانی سازی بر اساس برچسب ها به دودسته صفر و یک تقسیم شدند. عدد ۱ به نقاط کانی سازی و عدد صفر به نقاط غیر کانی سازی نسبت داده شده است. ۷۰ درصد نقاط آموزشی برای آموزش شبکه ANN و ۳۰ این نقاط برای صحت سنجی آموزش انتخاب شده است. میانگین خطا برای داده های آموزشی برابر ۰/۰۵ است. و از تابع tansig برای بهینه سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد.

برچسب گذاری، یکی از گام های اساسی در مدل سازی پتانسیل معدنی داده محور به شمار می رود. ویژگی های فضایی مربوط به مکان نقاط کانی سازی و غیر کانی سازی از داده های مکانی حاصل از معیارهای زمین شیمیایی، ژئوفیزیکی، زمین شناسی، ساختاری و دورسنجی شامل ۹ لایه مؤثر به عنوان نقاط «آزمون» استخراج شدند. برای تولید مدل از شبکه عصبی پرسپترون با دو لایه مخفی استفاده شد. در آموزش شبکه های عصبی در حالتی که تعداد لایه ها از دو و یا سه لایه بیشتر شود، آموزش شبکه پیچیده می شود و نتایج مطلوبی حاصل نمی شود. در ادامه، مدل به دست آمده در محیط نرم افزار متلب ذخیره شده و بر روی پیکسل های



شکل ۱۵. مدل پتانسیل معدنی تولید شده با به کارگیری روش شبکه عصبی پرسپترون در محدوده مورد بررسی شهر بابک  
 Fig. 15. Mineral potential model using perceptron neural network method in Shahre Babak studied area

می شود که فرمول های آن به شرح زیر است ( Li et al., 2022; Tien Bui et al., 2015; Sun et al., 2019).

بر اساس ماتریس سردرگمی یک سری شاخص های آماری، برای ارزیابی عملکرد مدل پیشگویی داده های آموزشی به کار گرفته

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP}$$

$$\text{Positive predictive value} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Negative predictive value} = \frac{TN}{TN+FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

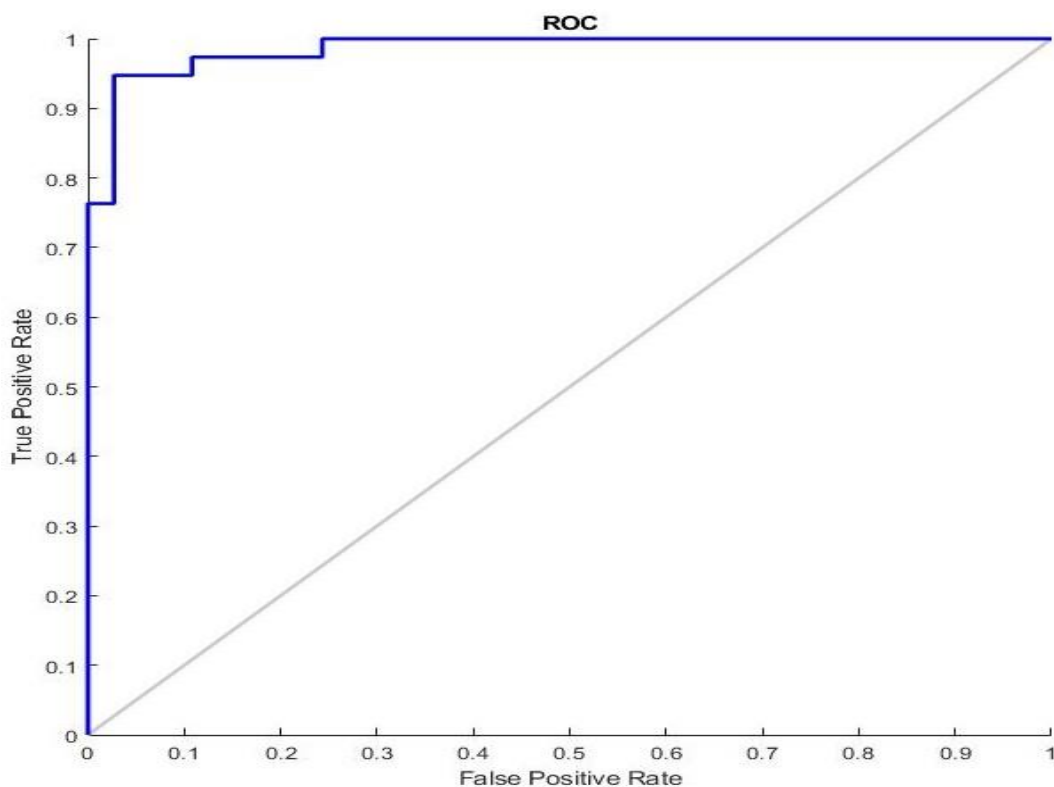
$$\text{Kappa index} = \frac{(TP+TN) - [(TP+FN)(TP+FP) + (FP+TN)(FN+TN)]}{(TP+FP+FN+TN) - [(TP+FN)(TP+FP) + (FP+TN)(FN+TN)]}$$

نشان داده شده است. با توجه به جدول ماتریس سردرگمی تعداد ۳۶ نقطه کانی سازی صحیح و تعداد یک نقطه به صورت نادرست

ماتریس سردرگمی برای مدل شبکه عصبی و همچنین اندیس های عملکرد آن برای داده های آموزشی در جدول ۲ و جدول ۳

نقاط غیر کانی سازی و شاخص کاپا به ترتیب برابر ۹۴/۷، ۹۱/۸، ۹۲/۳، ۹۴/۴، ۹۳/۳ و ۸۹ درصد است که نشان دهنده دقت مناسب شبکه عصبی برای مدل پیشگویی به دست آمده است.

برآورد شده است. برای نقاط غیر کانی سازی تعداد ۳۴ نقطه صحیح و تعداد سه نقطه نادرست برآورد شده است که دقت مناسب شبکه عصبی را نشان می دهد. همچنین ضرایب حساسیت و دقت، مقدار پیشگویی مثبت برای نقاط کانی سازی، مقدار پیشگویی منفی برای



شکل ۱۶. نمودار مشخصه عملکرد سامانه حاصل از مدل پتانسیل معدنی در محدوده مورد بررسی شهر بابک

Fig. 16. ROC diagram resulting from the mineral potential model in Shahre Babak studied area

جدول ۲. ماتریس سردرگمی برای مدل شبکه عصبی برای محدوده مورد بررسی شهر بابک

Table 2. Confusion matrix for neural network model in Shahre Babak studied area

Training dataset	True	False
Deposit	36	1
Non-Deposit	34	3

جدول ۳. عملکرد مدل شبکه عصبی برای محدوده مورد بررسی شهر بابک

Table 3. Performance of the neural network model in Shahre Babak studied area

Indices	ANN
Sensitivity	94.7
Specificity	91.8
Positive predict value	92.3
Negative predict value	94.4
Accuracy	93.3
Kappa	89

اکتشافی کافی و لازم انجام شده و دارای تعداد قابل ملاحظه‌ای نقاط پتانسیل دار معدنی است که مختصات آنها در تعیین روابط مکانی داده‌ها به عنوان نقاط آموزشی در نظر گرفته می‌شود (Abedi et al., 2013). در این پژوهش از مقادیر لایه‌های شاهد اکتشافی در موقعیت نقاط کانی سازی و غیر کانی سازی استفاده شده و مختصات نقاط یادشده وارد مرحله آموزش مدل نشده است. در روش داده محور، از اندیس‌های معدنی شناخته شده، برای آموزش استفاده می‌شود و روابط مکانی بین این ساختارهای شناخته شده با ویژگی‌های زمین شناسی، زمین شیمی و ژئوفیزیک منطقه، مورد بررسی قرار می‌گیرد. از روابط شناخته شده بین داده‌های ورودی و نقاط آموزشی، اهمیت هر یک از ویژگی‌ها در تعیین نقشه نهایی اکتشافی مشخص می‌شود (Nykänen and Ojala, 2007).

در این پژوهش، ابتدا بر اساس روش آنالیز نقطه‌ای، موقعیت نقاط غیر کانی سازی برای آموزش شبکه عصبی مشخص شد. برای این کار، ابتدا یک بافر برای رخنمون‌های کانی سازی و واحدهای آذرین در نظر گرفته شده است. این نقاط به صورت تصادفی، غیر خوشه‌ای و در فواصل دور از نقاط کانی سازی مشخص شد و سپس وارد مرحله آموزش تولید مدل پتانسیل معدنی شد. سپس بر اساس مدل آموزشی، مدل پتانسیل نهایی تهیه شد. با توجه به مدل نهایی پتانسیل معدنی (شکل ۱۵) بیشتر، نواحی شمال غرب و شرق

### رتبه‌بندی اهمیت مؤلفه‌های ورودی به شبکه عصبی

برای رتبه‌بندی اهمیت مؤلفه‌های ورودی به شبکه عصبی از روش الگوریتم وزن‌های ارتباطی (Ibrahim, 2003) استفاده شده است. الگوریتم وزن‌های ارتباطی (Olden and Jackson, 2002) مجموع ضرب وزن‌های نهایی نرون‌های ورودی و نرون‌های مخفی را محاسبه می‌کند. اهمیت نسبی متغیر ورودی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$RI_x = \sum_{y=1}^m W_{xy}W_{yz}$$

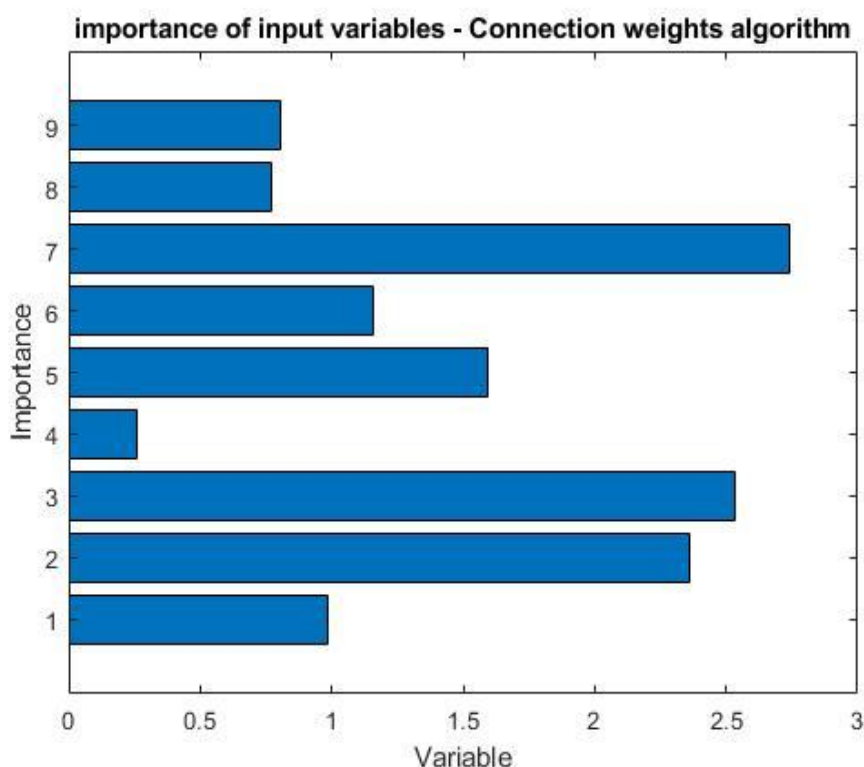
که  $RI_x$  اهمیت نسبی نرون ورودی  $x$ ،  $\sum_{y=1}^m W_{xy}W_{yz}$  مجموع ضرب وزن‌های نهایی نرون ورودی تا نرون‌های مخفی است. بر اساس این رتبه‌بندی بیشترین ارزش به نقشه ارتفاعی منطقه، نقشه برگردان به قطب مغناطیسی، نقشه دگرسانی اکسید آهن و گسل‌های منطقه و کمترین ارزش به توده‌های نفوذی موجود در محدوده مورد بررسی نسبت داده شده است (شکل ۱۷). با توجه به اینکه سنگ میزبان کانی سازی در محدوده مورد بررسی آتشفشانی بوده و واحد ولکانیک به صورت صخره ساز است، لایه ارتفاعی منعکس کننده زمین شناسی محدوده مورد بررسی بوده و بیشترین تاثیر را در فرایند آموزش شبکه داشته است.

### بحث

روش‌های داده محور اغلب برای مناطقی به کار می‌رود که کارهای

دارد. همچنین نواحی امیدبخشی در بخش‌های شمالی و جنوب غرب محدوده معرفی شده که نیازمند بررسی‌های اکتشافی بیشتر در مرحله اکتشافات مقدماتی است.

محدوده به عنوان مناطق مستعد کانی سازی پورفیری معرفی شد که رخنمون‌های کانی سازی، بیانگر این موضوع است. این مدل انطباق نسبی مناسبی با ساختارهای خطی موجود در محدوده مورد بررسی



شکل ۱۷. رتبه‌بندی مؤلفه‌های ورودی به شبکه عصبی بر اساس روش وزن‌های ارتباطی برای محدوده مورد بررسی شهر بابک

Fig. 17. Ranking of input parameters to the neural network based on the method of connection weights in Shahre Babak studied area

گسل‌های منطقه است که به دلیل گستردگی اطلاعات لایه‌های ذکر شده در منطقه مورد بررسی بوده و کمترین ارزش به توده‌های نفوذی منطقه نسبت داده شده است که به دلیل گسترش محدود این واحد در محدوده است. همچنین با توجه به اینکه سنگ میزبان کانی سازی در محدوده واحد ولکانیک است و واحد ولکانیک صخره ساز است، در واقع نقشه ارتفاعی منعکس کننده واحد ولکانیک بوده و به همین دلیل نقش زیادی در آموزش مدل شبکه عصبی نشان داده است.

در این پژوهش درستی روش با استفاده از نمودار مشخصه عملکرد سامانه و همچنین ضرایب حساسیت و دقت، مقدار پیشگویی مثبت برای نقاط کانی سازی، مقدار پیشگویی منفی برای نقاط غیر کانی سازی و شاخص کاپا محاسبه شد. معیارهای ذکر شده بیانگر دقت مدل پتانسیل معدنی تولید شده است.

در ادامه مؤلفه‌های مؤثر، در تولید مدل پتانسیل معدنی بر اساس روش الگوریتم وزن‌های ارتباطی مشخص شد که در این رتبه‌بندی بیشترین ارزش به ترتیب برای نقشه ارتفاعی منطقه، نقشه برگردان به قطب مغناطیسی، نقشه دگرسانی اکسید آهن و

## نتیجه گیری

کاربرد مدل های پتانسیل معدنی با بهره گیری از نرم افزار GIS روزبه روز گسترده تر شده است. در این پژوهش، در ابتدا نقشه های پیشگو با استفاده از نرم افزار GIS و با تکیه بر مدل مفهومی تهیه شد. بر اساس مدل مفهومی تعریف شده در این پژوهش، لایه های اطلاعاتی اولیه شامل زمین شیمی، ساختارهای خطی، توده های نفوذی، نقشه برگردان به قطب مغناطیس هوایی، دگرسانی های آرژلیک، فلیک، اکسید آهن و نقشه ارتفاعی به عنوان نقشه های پیشگو تهیه شد. سپس با استفاده از روش شبکه عصبی چندلایه پرسپترون، مدل پتانسیل معدنی آموزش داده شد. در ادامه، مدل آموزشی روی داده های کل محدوده مورد بررسی پیاده شد. مدل تهیه شده با استفاده از نمودار ارزیابی عملکرد سامانه، مورد ارزیابی قرار گرفت که بیانگر دقت بالای مدل تهیه شده است.

همچنین برای ارزیابی مدل، ماتریس سردرگمی محاسبه شد و بر اساس آن ضرایب حساسیت و دقت، مقدار پیشگویی مثبت برای نقاط کانی سازی، مقدار پیشگویی منفی برای نقاط غیرکانی سازی و شاخص کاپا محاسبه شد که به ترتیب برابر ۹۴/۷، ۹۱/۸، ۹۲/۳، ۹۴/۴، ۹۳/۳ و ۸۹ درصد است که بیانگر دقت بالای مدل تهیه شده است. همچنین مؤلفه های ورود به مدل، رتبه بندی شد که بالاترین ارزش به لایه های دگرسانی و ارتفاعی منطقه و کمترین ارزش به توده های نفوذی منطقه اختصاص دارد. همچنین اولویت های بررسی های تکمیلی به ترتیب شمال غرب، شرق، جنوب غرب و شمال محدوده شهربابک است.

## تعارض منافع

هیچ گونه تعارض منافی توسط نویسندگان بیان نشده است.

## 1. Artificial Neural Network

## References

- Abedi, M., Norouzi, G.H. and Torabi, S.A., 2013. Clustering of mineral prospectivity area as an unsupervised classification approach to explore copper deposit. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(10): 3601–3613.  
<https://doi.org/10.1007/s12517-012-0615-5>
- Aghanabati, A., 2004. *The Geology of Iran*. Geological Survey of Iran, Tehran, 586 pp. (in Persian)
- Ayati, F., Yavuz, F., Noghrean, M., Haroni, H.A. and Yavuz, R., 2008. Chemical characteristics and composition of hydrothermal biotite from the Dalli porphyry copper prospect, Arka, central province of Iran. *Mineralogy and Petrology*, 94(1): 107–122.  
<https://doi.org/10.1007/s00710-008-0006-5>
- Carranza, E.J.M., 2008. *Geochemical Anomaly and Mineral Prospectivity Mapping in GIS*, Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry. Vol. 11, Elsevier, Amsterdam, 351 pp. Retrieved November 21, 2022 from <https://www.elsevier.com/books/geochemical-anomaly-and-mineral-prospectivity-mapping-in-gis/carranza/978-0-444-51325-0>
- Carranza, E.J.M., 2009. Objective selection of suitable unit cell size in data-driven modeling of mineral prospectivity. *Computer Geoscience*, 35(10): 2032–2046.  
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2009.02.008>
- Carranza, E.J.M., 2011. Geocomputation of mineral exploration targets. *Computer Geoscience*, 37(12): 1907–1916.  
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.11.009>
- Carranza, E.J.M. and Laborde, A.G., 2015. Data driven predictive mapping of gold prospectivity, Baguio district, Philippines: application of random forests algorithm. *Ore Geology Reviews*, 71: 777–787.  
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2014.08.010>
- Celik, U. and Basarir, C., 2017. The Prediction of Precious Metal Prices via Artificial Neural Network by Using RapidMiner. *Alphanumeric Journal*, 5(1): 45–54.  
<https://doi.org/10.17093/alphanumeric.290381>
- Chen, J.L., Xu, J.F., Wang, B.D., Yang, Z.Y., Ren, J.B., Yu, H.X., Liu, H. and Feng, Y., 2015. Geochemical differences between subduction and collision-related copper bearing porphyries and implications for metallogenesis. *Ore Geology Reviews*, 70: 424–437.  
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.011>
- Dehghani, Z., 2019. *Easy to learn neural network*. Ati-negar publisher, Tehran, 123 pp. (in Persian)
- Ghaderi, M., Yasemi, N. and Booyeri, M., 2018. *Porphyry copper deposits of Iran*. Tarbiat Modares publisher, Tehran, 645 pp. (in Persian)
- Hassanpour, S., Alirezaei, S. and Selby, D., 2015. SHRIMP zircon U–Pb and biotite and hornblende Ar–Ar geochronology of Sungun, Haftcheshmeh, Kighal, and Niaz porphyry Cu–Mo systems: evidence for an early Miocene porphyry-style mineralization in northwest Iran. *International Journal of Earth Sciences*, 104: 45–59.  
<https://doi.org/10.1007/s00531-014-1071-0>
- Hengl, T., 2006. Finding the right pixel size. *Computer Geoscience*, 32(9): 1283–1298.  
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.11.008>
- Ibrahim, O.M., 2013. A Comparison of Methods for Assessing the Relative Importance of Input Variables in Artificial Neural Networks. *Journal of Applied Sciences Research*, 9: 5692–5700. Retrieved November 14, 2022 from [https://www.scirp.org/\(S\(351jmbntvnsjt1aadkozje\)\)/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1345433](https://www.scirp.org/(S(351jmbntvnsjt1aadkozje))/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1345433)
- Li, S., Chen, J. and Liu, C., 2022. Overview on the Development of Intelligent Methods for Mineral Resource Prediction under the Background of Geological Big Data. *Minerals*, 12(5): 616.  
<https://doi.org/10.3390/min12050616>
- Mars, J.C. and Rowan, L.C., 2006. Regional mapping of phyllic- and argillic-altered rocks in the Zagros magmatic arc, Iran, using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data and logical operator algorithms. *Geosphere*, 2: 161–186. Retrieved November 14, 2022 from [https://www.scirp.org/\(S\(351jmbntvnsjt1aadkposzje\)\)/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=1191514](https://www.scirp.org/(S(351jmbntvnsjt1aadkposzje))/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=1191514)
- Nathan, M., Bokuik, A., Petterson, M. and Holm, R., 2021. Stream Sediment Datasets and Geophysical Anomalies: A Recipe for Porphyry Copper Systems Identification-The Eastern Papuan Peninsula Experience. *Geosciences*, 11(7): 299.  
<https://doi.org/10.3390/geosciences11070299>



- Nykänen, V. and Ojala, V.J., 2007. Spatial analysis techniques as successful mineral-potential mapping tools for orogenic gold deposits in the Northern Fennoscandian Shield, Finland. *Natural Resources Research*, 16(2): 85–92.  
<https://doi.org/10.1007/s11053-007-9046-5>
- Olden, J.D. and D.A., Jackson, 2002. Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. *Ecological Modeling*, 154(1–2): 135–150.  
[https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00064-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00064-9)
- Panda, L. and Tripathy, S.K., 2014. Performance prediction of gravity concentrator by using artificial neural network-a case study. *International Journal of Mining Science and Technology*, 24(4): 461–465.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijmst.2014.05.007>
- Porwal, A., Carranza, E.J.M. and Hale, M., 2003. Artificial neural networks for mineral potential mapping. *Nature Resources Research*, 12: 155–171.  
<https://doi.org/10.1023/A:1025171803637>
- Rao., Z., 2000. *Artificial Neural Networks in Hydrology*. Water Science and Technology Library, volume 36, Springer Dordrecht, USA, 332 pp. Retrieved November 20, 2022 from <https://link.springer.com/book/10.1007/978-94-015-9341-0>
- Richards, J.P., Boyce, A.J. and pringle, M.S., 2001. Geological evolution of the Escondida area, northern Chile: A model for spatial and temporal localization of porphyry Cu mineralization. *Economic Geology*, 96(2): 271–305.  
<https://doi.org/10.2113/gsecongeo.96.2.271>
- Rodriguez-Galiano, V., Sanchez-Castillo, M., Chica-Olmo, M. and Chica-Rivas, M., 2015. Machine learning predictive models for mineral prospectivity: an evaluation of neural networks, random forest, regression trees and support vector machines. *Ore Geology Reviews*, 71: 804–818.  
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.001>
- Shahabpour, J., 1999. The role of deep structures in the distribution of some major ore deposits in Iran, NE of Zagros thrust zone. *Journal of Geodynamics*, 28(2–3): 237–250.  
[https://doi.org/10.1016/S0264-3707\(98\)00040-4](https://doi.org/10.1016/S0264-3707(98)00040-4)
- Shokri, B., Ramazi, H., Doulati Ardejani, F. and Sadeghiamirshahidi, M., 2014. Prediction of Pyrite Oxidation in a Coal Washing Waste Pile Applying Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems (ANFIS). *Mine Water and the Environment*, 33: 146–156.  
<https://doi.org/10.1007/s10230-013-0247-3>
- Sillitoe, R.H., 1994. Erosion and collapse of volcanoes: Causes of telescoping in intrusion-centered ore deposits. *Geology*, 22 (10): 945–948.  
[https://doi.org/10.1130/0091-7613\(1994\)022<0945:EACOVV>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0091-7613(1994)022<0945:EACOVV>2.3.CO;2)
- Sillitoe, R.H., 1998. Major regional factors favouring large size, high hypogene grade, elevated gold content and supergene oxidation and enrichment of porphyry copper Deposits: PGC Publishing, Adelaide, 230 pp. Retrieved October 24, 2022 from <http://portergeo.com.au/publishing/porphyry98/Abstract2p.asp>
- Smola, A.J. and Schölkopf, B., 2004. A tutorial on support vector regression, *Statistics and computing*. 14(3): 199–222.  
<https://doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>
- Sun, T., Chen, F., Zhong, L.X., Liu, W.M. and Wang, Y., 2019. GIS-Based Mineral Prospectivity Mapping Using Machine Learning Methods: A Case Study from Tongling Ore District, Eastern China. *Ore Geology Reviews*, 109: 26–49.  
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.04.003>
- Tien Bui, D., Tuan, T.A., Klempe, H., Pradhan, B. and Revhaug, I., 2015. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides*, 13: 361–378.  
<https://doi.org/10.1007/s10346-015-0557-6>
- Wang, S.C., 2003. *Interdisciplinary Computing in Java Programming language*. V. 743, Springer, 743 pp. Retrieved November 15, 2022 from [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4615-0377-4\\_5](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4615-0377-4_5)
- Waterman, G.C. and Hamilton, R.L., 1975. The Sar-Cheshmeh porphyry copper deposit. *Economic Geology*, 70(3): 568–576.  
<https://doi.org/10.2113/gsecongeo.70.3.568>
- Yang, N., Zhang, Z., Yang, J., Hong, Z. 2022. Mineral Prospectivity Prediction by Integration

of Convolutional Autoencoder Network and Random Forest. *Natural Resources Research*, 31: 1103–1119.

<https://doi.org/10.1007/s11053-022-10038-7>

Yousefi, M. and Carranza, E.J.M., 2015. Prediction–area (P–A) plot and C–A fractal analysis to classify and evaluate evidential maps for mineral

prospectivity modeling. *Computers & Geosciences*, 79: 69–81.

<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.03.007>

Zuo, R. and Carranza, E.J.M., 2011. Support vector machine: a tool for mapping mineral prospectivity. *Computers & Geosciences*, 37(12): 1967–1975.

<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.09.014>