



مقاله پژوهشی

مقایسه روش های زمین آماری و هوش مصنوعی جهت مدل سازی سه بعدی کانی زایی طلای اپی ترمال منطقه زایلیک شمال غرب ایران

محمدجعفر محمد زاده^{*}، محمد مهدی رجایی^۱

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

(دریافت: اسفند ۱۴۰۱، پذیرش: تیر ۱۴۰۲)

چکیده

هدف از این پژوهش، مقایسه و ارزیابی مدل سازی های مختلف، جهت تشخیص بهتر الگوهای ژئوشیمیایی توزیع Au و تفکیک دقیق تر زون های کانی سازی طلای رگه ای منطقه زایلیک در شمال غرب ایران است. در این منطقه، عیار Au در رگه S₀₁ (یکی از ۷ رگه محدود اکتشافی) با استفاده از روش زمین آماری کریجینگ معمولی (OK) و همچنین روش های هوش مصنوعی مانند تلفیق شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با الگوریتم های کرم شب تاب (FFA) و بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO)، تخمین زده شد. داده های حاصل به بلوک ها و زیر بلوک های مربوطه در نرم افزار دیتامین وارد گردیده و مدل سازی های سه بعدی به دست آمده با یکدیگر مقایسه شدند. مدل سازی در روش های هوش مصنوعی، با استفاده از کد نویسی در نرم افزار متلب و ارتباط دادن آن با نرم افزار دیتامین در چهار گام مجزا انجام شد که در این روش ها، با کمک FFA و PSO، پارامترهای روش ANN مانند بایاس و وزن ها به روزرسانی و بهینه گردید تا نتایج بهتری نسبت به روش ANN به دست آید. جهت اطمینان از دقت مدل سازی ها، از پارامترهای آماری ضریب تعیین (R²) و تابع خطا جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. نتایج نشان می دهد، روش تلفیقی الگوریتم کرم شب تاب (ANN-FFA)، با توجه به حداقل بودن تابع خطا (RMSE=۰/۱۳۴) و حداکثر بودن ضریب تعیین (R²=۰/۶۶)، دارای بیشترین دقت است. همچنین جهت اطمینان از صحت مدل سازی ها در روش های تلفیقی، مقایسه ای با روش مرسوم زمین آماری OK انجام شد و صحت آن نیز مورد تأیید قرار گرفت. در تمامی مدل سازی های انجام گرفته، محل مقادیر تخمین زده شده انطباق مناسبی با لیتولوژی و دگرسانی های مرتبط با کانی سازی Au در این منطقه داشت.

کلمات کلیدی

کریجینگ، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم کرم شب تاب، بهینه سازی ازدحام ذرات، کانی زایی طلا زایلیک

*عهده دار مکاتبات: mohammadzadeh@sut.ac.ir

۱- مقدمه

به دلیل نبود مدل‌های ریاضی لازم، جهت توصیف نحوه مهاجرت و تفریق ماگمایی، تهنشست عناصر در سنگ‌ها و همچنین به دلیل لزوم شناسایی ناهنجاری‌های مرتبط با کانی‌سازی‌های واقعی از انواع کاذب آن، لازم است برای هر توده معدنی، مدل‌سازی مختص همان توده صورت پذیرد. اهمیت مدل‌سازی از این جهت است که بعد از انجام مدل‌سازی، از حاصل ضرب حجم بلوک در وزن مخصوص سنگ و رسم نمودار تناژ - عیار (تعیین عیار حد اقتصادی)، ذخیره کانسنگ محاسبه شده و با توجه به سیستم‌های کلاسه‌بندی مرسوم، نوع ذخیره کانسار محاسبه می‌شود. از دیگر موارد اهمیت مدل‌سازی، صرفه‌جویی در هزینه و زمان، به‌جای انجام نمونه‌برداری‌های مازاد در منطقه مورد اکتشاف است [۱]. جهت انجام مدل‌سازی و شناسایی الگو، از عملیات تخمین استفاده می‌شود و زمانی که یک تحلیل‌گر داده با مجموعه از داده‌ها مواجه می‌شود، باید بتواند این داده‌ها را تخمین بزند که این کار مستلزم انتخاب بهترین مدل تخمین‌گر برای حل یک مسئله خاص است. به‌طور کلی ۱۷۹ نوع مدل طبقه‌بندی کننده و تخمین‌گر از ۱۷ خانواده (تجزیه و تحلیل تمایز، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های بیزین، ماشین‌های بردار پشتیبان، درختان تصمیم، جنگل‌های تصادفی و ...) شناسایی شده است و تحلیل‌گر باید بتواند با تعریف درست مسئله، از این مدل‌ها به‌طور مناسب استفاده کند [۲]. به‌طور 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]. به‌عنوان مثال در روش زمین‌آماری کریجینگ، می‌بایست پیش‌فرض‌هایی لحاظ شود که سبب بروز خطاهایی در تخمین عیار می‌شد [۴]. در روش‌های جدید رسیدن به مدل‌سازی مطلوب، بدون به‌کارگیری 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 ابتکاری)، مدل‌سازی منابع معدنی با کمترین خطا انجام می‌پذیرد. الگوریتم‌های

یادگیری ماشین در واقع مدل‌های پیش‌گوی خود کالبراسیون محسوب می‌شوند که قادر به شناسایی الگوهای اکتشافی موردنظر و کمینه کردن خطاهای پیش‌بینی حاصل از توابع رگرسیونی پیچیده با استفاده از تکرار فرآیند آموزش می‌باشند. زمانی که فرآیند آموزش به بلوغ کامل برسد و اتمام یابد، مدل پیش‌گوی تولیدشده قادر به شناسایی اهداف اکتشافی کشف شده خواهد بود. از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین، جنگل تصادفی [۷-۵] نروفازی [۸]، ماشین بردار پشتیبان [۹، ۶] و از متداول‌ترین و مشهورترین آنها روش شبکه عصبی مصنوعی [۱۰] است. ویژگی مشترک الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری، الهام گرفتن از سیستم‌های بیولوژیکی برای حل مسائل بهینه‌سازی بوده که این روش‌ها امروزه از جذابیت زیادی برای مهندسی اکتشاف معدن برخوردار است [۱۱، ۱۲]. به‌عنوان مثال مدل‌سازی عیاری سه‌بعدی کانسار آهن چغارت در ایران مرکزی، با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان انجام شده [۱۳] و تخمین عیاری آلومینیوم در کانسار جاجرم در جنوب ایران نیز، با استفاده از تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات انجام پذیرفت [۱۴]. از مهم‌ترین این الگوریتم‌ها، الگوریتم کرم شب‌تاب بوده که برای حل مسائل بهینه‌سازی اعمال شده و قادر به کشف راه‌حل‌های بهتر نسبت به سایر الگوریتم‌ها در حل سخت‌ترین مسائل مربوط به بهینه‌سازی است [۱۵، ۱۱، ۱۲]. از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مهم و مرسوم دیگر، بهینه‌سازی ازدحام ذرات بوده که به‌طور گسترده‌ای در علوم مهندسی مورداستفاده قرار می‌گیرد [۱۶]. هدف از این پژوهش، تلفیق الگوریتم یادگیری ماشین (ماشین بردار پشتیبان) و الگوریتم‌های بهینه‌ساز فرا ابتکاری (الگوریتم کرم شب‌تاب و بهینه‌ساز ذرات)، به‌منظور انجام مدل‌سازی سه‌بعدی بلوکی و تهیه نقشه‌های توزیع عیار Au در منطقه زایللیک در شمال غرب ایران است. در این منطقه به‌صورت کانی‌زایی اپی‌ترمال، حاصل از فعالیت‌های ماگمایی سینوزوئیک بوده که نفوذ توده‌های داسیتی و منوزونیتی دوره میوسن به ولکانیک‌های آندزیتی دوره ائوسن، سبب ایجاد کانی‌زایی Au و دگرسانی‌های مرتبط مانند آرژیلیکی، پروپیلیتیکی و سیلیسی شده است. در این مقاله جهت مدل‌سازی Au رگه S₀₁ به‌صورت سه‌بعدی، از تجمیع نمونه‌های ترانشه‌ای و گمانه‌ای استفاده شد تا نقشه توزیع عیار Au در دو روش زمین‌آمار و هوش مصنوعی به دست آید. در مدل‌سازی‌های فوق لازم است

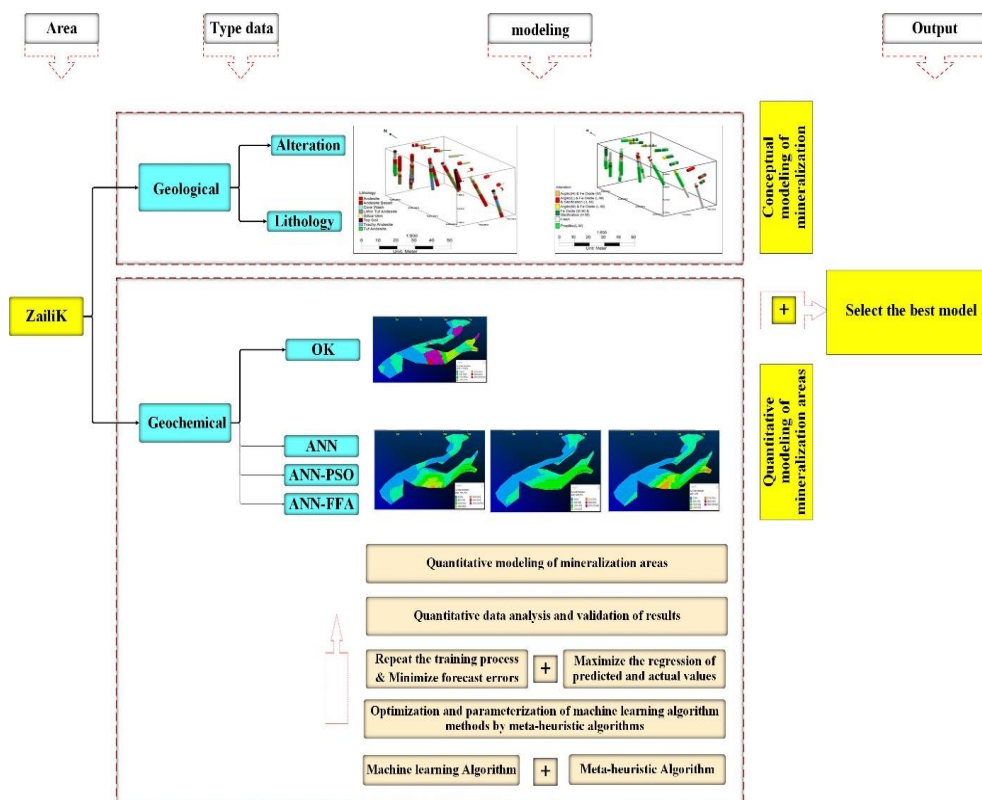
۲- پیش‌بینی و تخمین مقادیر Au با استفاده از روش زمین‌آماري و همچنین روش‌های تلفیقی هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های کرم شبتاب و ازدحام ذرات).

۳- مقایسه معیارهای ارزیابی کمی مانند ضریب تعیین و تابع خطا [۱۸].

۴- ارزیابی‌های کیفی و انطباق نقاط تخمین زده شده با لیتولوژی و دگرسانی منطقه زایلیک.

علاوه بر مقایسه و ارزیابی معیارهای ریاضی و عددی، اعتبار سنجی کیفی مدل‌های پیش‌بینی شده نیز مورد بررسی قرار گیرد تا شناسایی و استخراج الگوی اکتشاف به درستی انجام پذیرد. اعتبار سنجی کیفی به معنای سنجش مطابقت مدل‌سازی اکتشافی حاصل شده با اندیس‌های معدنی شناخته شده‌ای است که در تهیه مدل استفاده نشده‌اند [۱۷]. روند کلی انجام این پژوهش به ترتیب زیر است (شکل ۱):

۱- آنالیز داده‌های لیتوژئوشیمیایی و انجام پیش‌پردازش‌های لازم بر روی عناصر Au و پاراژنهای مرتبط.



شکل ۱: فلوچارت روش‌های ارائه شده

۲- مواد و روش‌ها

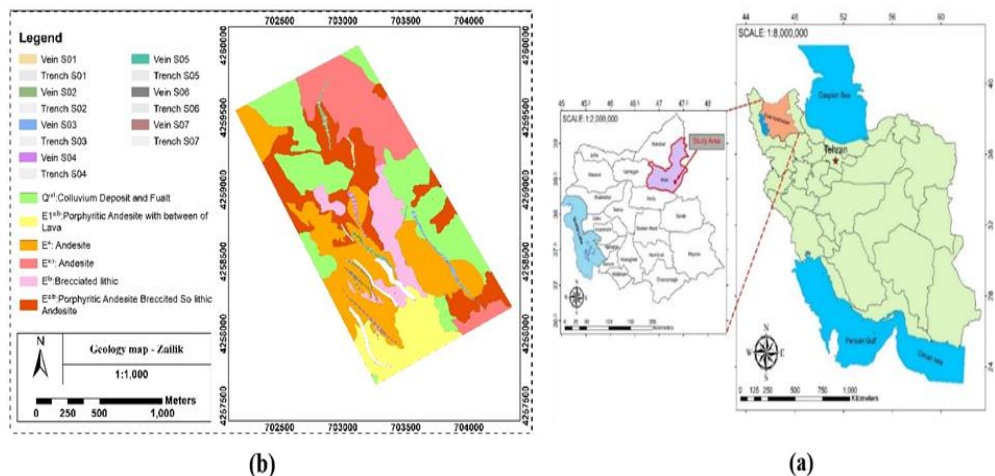
۲-۱- مطالعه موردی و بررسی داده‌ها

توده‌های آتشفشانی میوسن پسین نیز، با کانی‌سازی طلا همراه است [۲۰]. این محدوده توسط مجموعه‌ای از سنگ‌های آتشفشانی ائوسن بالایی با ترکیب آندزیت-آندزیت بازالت و سنگ‌های آذرآواری وابسته به آنها پوشیده شده و تعدادی دایک داسیتی و توده‌های کوچک مونزونیتی به داخل این مجموعه نفوذ کرده است. فعالیت چرخه‌های گرمایی که متعاقب نفوذ این دایک‌ها رخ داده، سبب ایجاد انواع دگرسانی‌ها و کانی‌سازی‌های مرتبط با آن شده و کانی‌سازی طلا به صورت رگه‌های سیلیسی و زون‌های سیلیسی شده مشاهده می‌شود. شکل ۲- b نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰ نشان می‌دهد. در محدوده

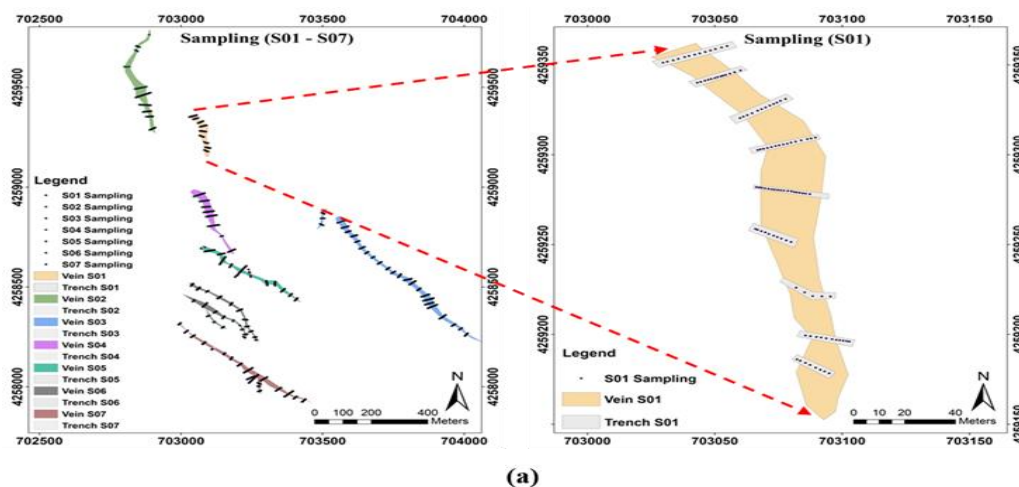
محدوده زایلیک بخشی از کمربند فلز زایی اهر- جلفا در ناحیه ارسباران بوده و در ادامه جنوبی کمربند متالوژنیک قفقاز کوچک و در زون ساختاری البرز- آذربایجان [۱۹] واقع است. شکل ۲- a موقعیت تقریبی محدوده زایلیک را در شمال غرب ایران نشان می‌دهد. در این پهنه انواع کانه‌زائی مس پرفیری، اسکارن‌های مس و آهن و طلای اپی‌ترمال تشکیل شده و توده‌های آتشفشانی میوسن پیشین، کانسارهای بزرگی از نوع مس و مولیبدن پورفیری - اسکارنی وابسته به توده‌های نفوذی را تشکیل داده و

نمونه، مشخصات سنگ‌شناسی و دگرسانی آن نمونه نیز ثبت گردید. در نتایج حاصل از آنالیز نمونه‌ها غلظت برخی از عناصر به صورت سنسورد گزارش شد. با توجه به اینکه اغلب تحلیل‌های آماری نیازمند یک مجموعه کامل از داده‌های غیرسنسورد است، بنابراین در ابتدا بر اساس روش درستیابی کوهن مقدار مناسبی برای آنها جایگزین شد.

اکتشافی زایلیک، با توجه به گسترش و عرض ماده معدنی در داخل ترانشه‌های حفار شده، نمونه‌برداری به صورت غیر سیستماتیک با فواصل و طول‌های متغیر انجام شد (شکل ۳). تجزیه این نمونه‌ها در آزمایشگاه برای عنصر طلا، با استفاده از روش Fire Assay و برای سایر عناصر به روش ICP-OES انجام شد. همچنین علاوه بر تعیین عیار در هر



شکل ۲: (a) موقعیت منطقه زایلیک در نقشه ایران (b) نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰ و موقعیت رگه‌های S01 تا S07



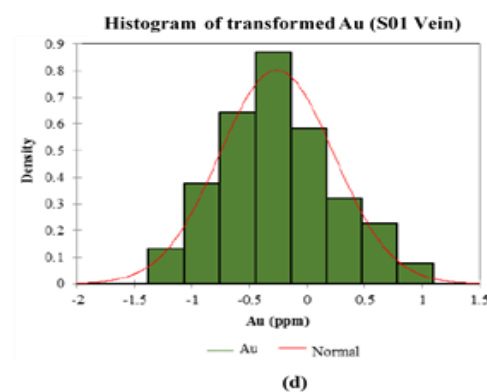
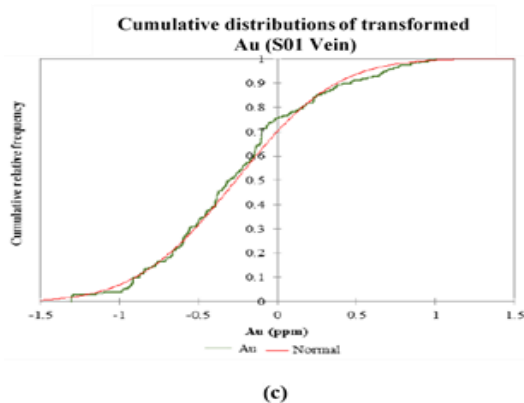
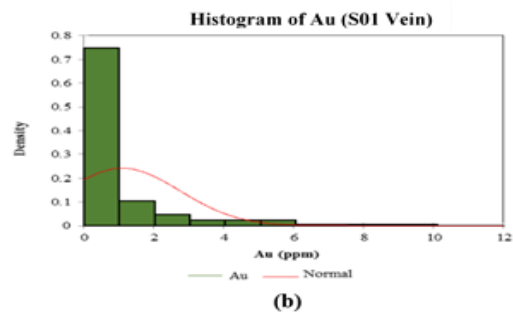
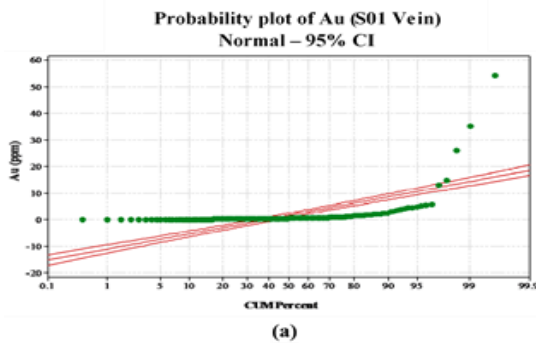
شکل ۳: (a) موقعیت نمونه‌های برداشت‌شده در ترانشه‌های S01-S07 (b) موقعیت گمانه‌های حفاری‌شده در رگه‌های S01-S07

باشد، فرضیه صفر (نرمال بودن داده‌ها) رد و فرضیه یک (نرمال نبودن داده‌ها) پذیرفته می‌شود. با توجه به این نتایج تمامی داده‌ها به صورت لگاریتمی نرمال شدند (شکل ۴- d) و برای بررسی نرمال شدن داده‌ها، مجدداً آزمون نرمالیتت برای داده‌های تبدیل یافته انجام گرفت و سطح معنی‌داری محاسبه و نرمال بودن داده‌ها تأیید گردید ($Sig \geq 0.05$). اهمیت افزایش دقت در شکل تابع توزیع و میزان انحراف تابع توزیع از نرمال بودن می‌تواند از بروز اریب شدگی در تخمین جلوگیری کند.

جدول ۱: مقادیر پارامترهای آماری Au در رگه S۰۱

Au(ppm)	Raw Data	Outlier
Min	۰٫۰۰۵	۰٫۰۵
Max	۵۴٫۱۶۶	۱۰٫۰۰
Mean	۱٫۷۰۴	۱٫۰۹۹
Median	۰٫۴۹۷	۰٫۴۹۷
S. Dev	۵٫۴۷۷	۱٫۶۵۳
Skewness	۷٫۲۶۶	۳٫۰۳۱
Kurtosis	۵۹٫۵۸۱	۱۰٫۱۵۷

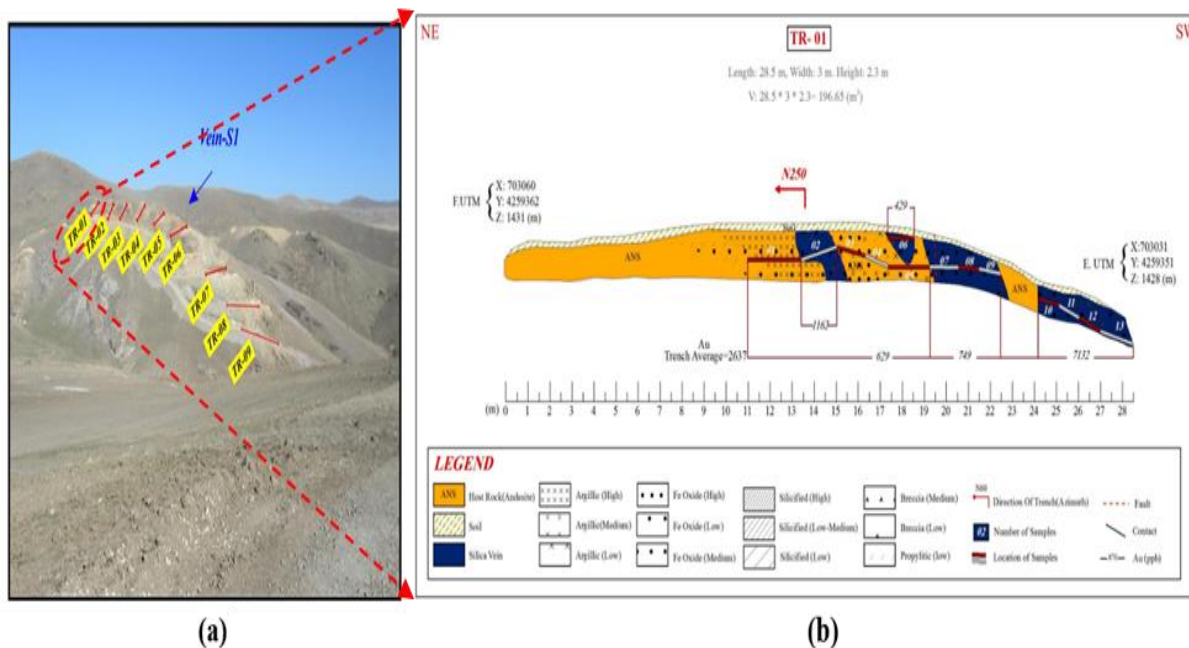
به‌منظور درک چگونگی تغییرپذیری عناصر در محدوده اکتشافی، پارامترهای آماری شامل بیشترین، کمترین، میانگین، میان، انحراف معیار، واریانس، چولگی و کشیدگی به صورت جدول ۱ محاسبه شد. با توجه به مقدار کمینه و بیشینه و همچنین نمودار فراوانی تجمعی شکل ۴- a عناصر می‌توان نتیجه گرفت که محدوده داده‌ها بسیار وسیع بوده و احتمال وجود داده‌های خارج از ردیف در این مجموعه داده بسیار بالا است. جهت تبدیل مقادیر خارج از ردیف (Outlier) از روش دورافل استفاده شد تا از اشتباهات ناشی از نمونه‌برداری و آماده‌سازی نادرست، خطای روش‌های اندازه‌گیری و اشتباه وارد کردن داده‌ها و به تبع این خطاها، از چولگی کاذب در توزیع احتمال داده‌ها جلوگیری شود. پارامترهای آماری داده‌ها پس از انجام تبدیلات خارج از ردیف در جدول ۱ نشان داده شده است. همچنین مقادیر چولگی و کشیدگی، نشان‌دهنده غیرنرمال بودن داده‌هاست. نرمال بودن آنالیزهای عناصر رگه S۰۱ به‌طور مجزا با آزمون نرمالیتت (کولموگراف- اسمیرنوف و شاپیرو ویلک) مجدداً بررسی شد که سطح معنی‌داری محاسبه شده در این آزمون، غیر نرمال بودن داده‌ها را تأیید کرده است ($Sig < 0.05$). اگر سطح معنی‌داری کمتر از سطح خطای در نظر گرفته شده



شکل ۴: (a) نمودار فراوانی تجمعی داده‌های خام Au در رگه S۰۱ (b) هیستوگرام توزیع فراوانی تجمعی Au پس از تبدیلات خارج از ردیف (c) نمودار توزیع تجمعی داده‌های تبدیل یافته لگاریتمی Au (d) هیستوگرام توزیع فراوانی تجمعی داده‌های تبدیل یافته لگاریتمی Au.

کریناته مس (مالاکیت، آزوریت) و کانی‌های سولفیدی (پیریت، کالکوپیریت، گالن، آرسنوپیریت) نیز در ترانشه ابتدایی رگه قابل مشاهده است. شکل ۵ مشخصات یکی از ترانشه‌های رگه S۰۱ را نشان می‌دهد.

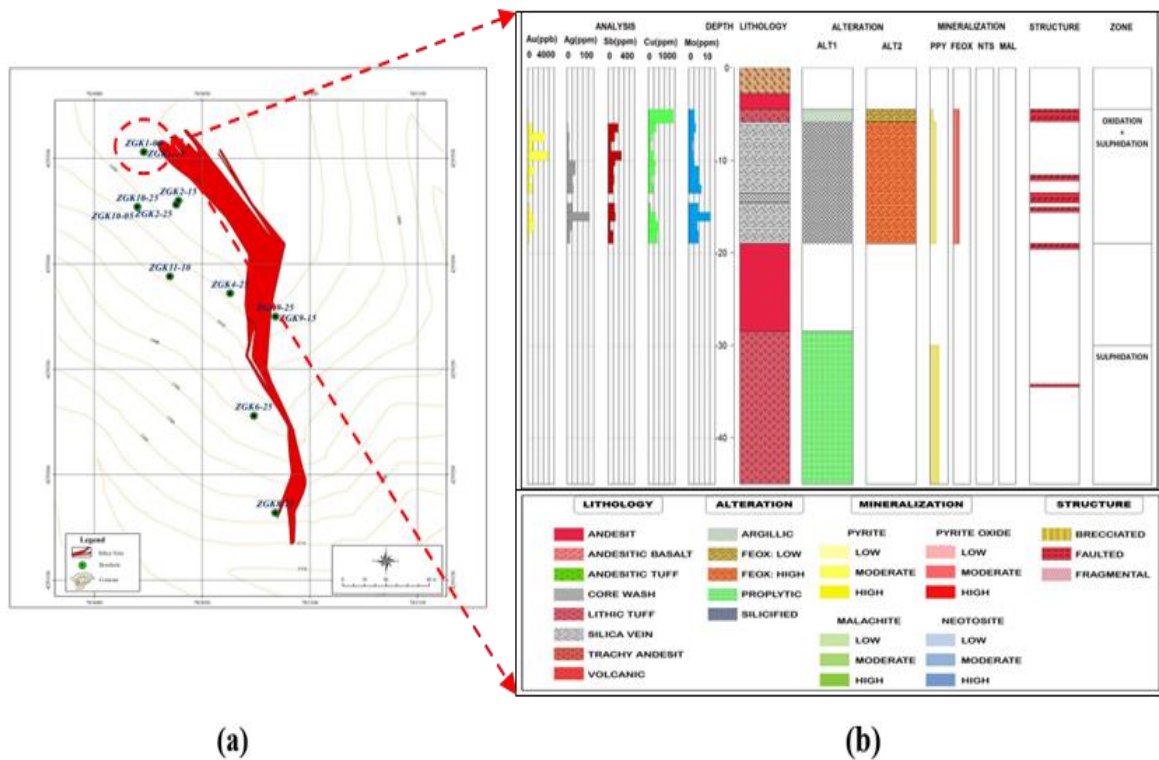
با توجه به انجام مدل‌سازی سه‌بعدی در رگه S۰۱، ترانشه‌ها و گمانه‌های این رگه، به‌طور ویژه بحث می‌شود. در رگه S۰۱ ترانشه‌ها با روند شمال شرقی - جنوب غرب، در ترانشه‌های ابتدای رگه (شمال رگه)، ضخامت و عیار کانه‌زایی عناصر بیشتر از ترانشه‌های انتهایی رگه است. کانه‌های



شکل ۵: (a) موقعیت ترانشه‌های رگه S۰۱ (b) مشخصات ترانشه اول در رگه S۰۱

سولفوآرسنیدها) همراه است. کانی‌های مشاهده‌شده در حفاری‌ها به‌صورت کانی‌های سولفیدی (پیریت، آرسنوپیریت، کالکوپیریت، کالکوسیت، بونیت، گالن، اسفالریت و سولفوآرسنیدها) و همچنین به‌صورت اکسیدی (مالاکیت، آزوریت، نئوتسایت، هماتیت، گوتیت، لیمونیت) است. شکل ۶ نیز مشخصات یکی از گمانه‌های رگه S۰۱ را نشان می‌دهد. در قسمتی از این گمانه رگه سیلیسی شده با ساختار گسله و ضخامت ۷٫۷ متر (۵٫۸ تا ۱۳٫۵ متر) با کانه‌زایی پیریت‌های سالم و اکسیدشده (لیمونیت، گوتیت و هماتیت) دیده می‌شود و به‌طور کلی این گمانه دارای یک‌فاز اکسیدی - سولفیدی از عمق ۴٫۵ تا ۱۹ متری و یک‌فاز سولفیدی از عمق ۳۰ تا ۴۵ متری است.

در گمانه‌های حفرشده در رگه S۰۱ نیز واحدهای سنگی عمدتاً ولکانیک مافیک تا حد واسط بوده و تغییرات کمی در آنها دیده می‌شود که دگرسانی غالب در آنها به‌صورت آرژیلیک و پروپیلتیک است. کانه‌زایی در رگه‌های سیلیسی مرتبط با کنترل‌کننده‌های ساختاری بوده و در بیشتر موارد در بین گسل واقع شده است. رگه‌های سیلیسی کانه‌دار در اکثر موارد دارای ساخت برشی و رگه‌ای بوده که با خردشدگی (به علت گسله بودن) نیز همراه هستند. دگرسانی غالب در واحدهای کانه‌دار به‌صورت سیلیسی شده، اکسید و هیدرو اکسیدهای آهن است. Au در بیشتر موارد با کانی‌های اکسیدی و هیدرو اکسیدی (هماتیت، گوتیت و لیمونیت) همراه بوده و در برخی موارد نیز با سولفیدها (به‌ویژه با



شکل ۶: (a) موقعیت گمانه‌های رگه ۰۱ (b) S لاگ گمانه اول در رگه ۰۱

۲-۲- کریجینگ

کریجینگ یک روش تخمین زمین‌آماري است که بر اساس آن می‌توان عیار یک قطعه معدنی را با استفاده از عیار نمونه‌های موجود در قطعه یا خارج از آن تخمین زد که این روش بر منطق میانگین متحرک وزن‌دار استوار است. در کریجینگ، هر چقدر نمونه در فاصله دورتری قرار داشته باشد، به همان نسبت وزن آماری که به آن نسبت داده می‌شود کمتر است؛ اما در عین حال موقعیت نمونه و قطعه نیز مدنظر قرار می‌گیرد. جالب بودن کریجینگ تنها به خاطر مینیمم بودن واریانس تخمین و ناریب بودن آن نیست بلکه از این نظر نیز اهمیت دارد که واریانس تخمین هر یک از قطعه‌ها را نیز به دست می‌دهد. در این پژوهش با توجه به اینکه در تغییرات کمیت مورد بررسی (عیار) روندی مشاهده نمی‌شود و زون‌های پر عیار و کم‌عیار در کنسار زیاد هستند از روش کریجینگ معمولی استفاده می‌گردد.

۲-۳- تلفیق شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌ساز

ازدحام ذرات و الگوریتم کرم شب‌تاب

یکی از مهم‌ترین روش‌های هوش مصنوعی، روش ANN بوده که معمولاً در این روش، ساختار پرسپترون چندلایه (MLP) مورد استفاده قرار می‌گیرد و مهم‌ترین کاربرد آن

پیش‌بینی و تخمین توابع است. این ساختار متشکل از چندلایه ورودی، لایه پنهان، لایه خروجی و تعدادی نورون است [۲۱]. برای بهبود نتایج به‌دست‌آمده از آموزش ANN، می‌توان با تغییر مقداردهی آغازین، تکرار آموزش شبکه، تغییر تعداد نورون‌ها و تغییر توابع آموزش، انتقال و تمرین، دقت ANN را افزایش داد؛ اما بهترین راه‌حل برای اخذ نتایج مناسب، بهینه‌سازی پارامترهای ANN (اوزان و بایاس) با استفاده از الگوریتم‌های فرا ایتکاری مانند PSO و FFA است. PSO [۲۲] شباهت‌های زیادی به سایر الگوریتم‌های هوش ازدحامی مانند کرم شب‌تاب [۲۱، ۲۳]، کلونی زنبور عسل [۲۴] و کلونی مورچه‌ها [۱۱] دارد. کندی و ابرهات [۲۵] الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی به نام بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) پیشنهاد کردند. این تکنیک محاسباتی تکاملی از فعالیت اجتماعی برخی از حیوانات به نام ذره، مانند پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است [۲۵، ۲۶]. الگوریتم PSO متشکل از یک سری راه‌حل‌های معقول است که توسط همه ذرات به دست می‌آید. به عبارت دیگر، در الگوریتم PSO، هر ذره موقعیت خود را برای نزدیک شدن به موقعیت هدف، سازمان‌دهی می‌کند. تعداد ذرات (m)، جمعیتی را در فضای جستجوی هدف D بعدی تشکیل می‌دهد. اگر فضای حل مسئله

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (5)$$

پس از اجرای ANN، ANN-PSO و ANN-FFA می‌بایست 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 دارای دقیق‌ترین عملکرد است که در آن R^2 به سمت عدد یک و RMSE به سمت صفر میل می‌کند. این دو معیار در روابط (۶) و (۷) به صورت ریاضی بیان شده است که O_i مقادیر مشاهده شده در واقعیت و p_i مقادیر پیش‌بینی شده توسط الگوریتم و \bar{O}_i نیز میانگین مقادیر مشاهده شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - p_i)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2} \quad (7)$$

۳- بحث و نتایج

۳-۱- مدل‌سازی به روش کریجینگ

به‌طور کلی مدل‌سازی به روش زمین‌آماري کریجینگ شامل سه مرحله است:

۳-۱-۱- شناخت و مدل‌سازی ساختار فضایی منطقه مورد تخمین

در این مرحله تشخیص روندهای عیاری و همچنین مفهوم پیوستگی، همگنی و ناهمگنی و بالاخره ساختار فضایی ذخایر معدنی به وسیله واریوگرام بررسی می‌شود. یکی از مسائلی که می‌تواند تخمین‌های زمین‌آماري مانند کریجینگ را دچار مشکل کند، وجود روند در داده‌هاست. در صورت مشاهده روند بارز در تغییرات متغیر، لازم است به جای استفاده از کریجینگ معمولی از کریجینگ عام در هنگام تخمین استفاده شود. در این خصوص با بررسی روند در داده‌ها مطابق شکل ۷، هیچ‌گونه روندی مشاهده نشد، لذا از روش کریجینگ معمولی جهت تخمین Au استفاده گردید. هدف اصلی از ترسیم تابع واریوگرام تشخیص ساختار تغییرپذیری نسبت به فاصله و تعیین جهات حداکثر

بهینه‌سازی D بعدی باشد، بردار فضا $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iD})$ به‌عنوان ذره i نشان داده می‌شود، که $i = 1, 2, \dots, m, X_i$ موقعیت ذره i بوده و همچنین به‌عنوان یک راه حل ممکن در نظر گرفته می‌شود. سرعت و موقعیت ذرات در هر تکرار به صورت روابط (۱) و (۲) به‌روزرسانی می‌شود که $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iD})$ سرعت ذره و $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{iD})$ موقعیت بهینه ذره و $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, \dots, p_{gD})$ نهایی بهینه ذرات نیز است. در شرایط i امین ذره و t امین تکرار، v_{id}^t ، x_{id}^t ، v_{id}^{t+1} و x_{id}^{t+1} سرعت مؤلفه هستند. ضرایب مثبت c_1 ، c_2 ، τ_1 و τ_2 اعداد تصادفی، بین ۰ تا ۱ و وزن اینرسی PSO است. با جستجوی چندنقطه‌ای می‌تواند بهینه‌سازی را به‌خوبی انجام داده، لذا از این الگوریتم برای بهینه کردن ANN استفاده می‌شود.

$$V_{id}^{t+1} = \omega \cdot v_{id}^t + c_1 \cdot v_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 \cdot v_2 (p_{gd} - x_{id}^t) \quad (1)$$

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

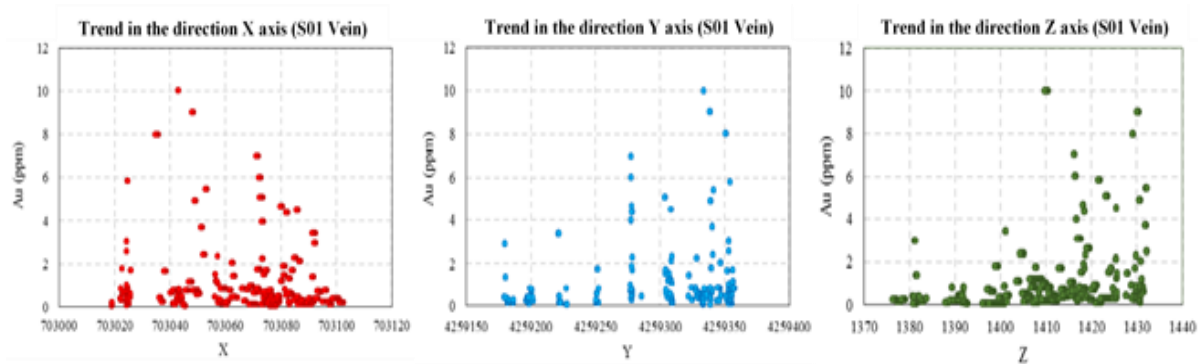
FFA هم در مفهوم و هم در اجرا بسیار ساده‌تر و دقیق‌تر است [۲۷]. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که FFA در هم‌گرایی به سمت راه‌حل بهینه، به‌اندازه کافی سریع بوده و پاسخ بهینه را در یک‌زمان بسیار کوتاه می‌یابد [۲۸]. اساس کار FFA بدین‌صورت است که کرم‌ها با درخشندگی و نور کمتر به سمت، کرم‌های دارای درخشندگی و روشنایی بیشتر حرکت خواهند کرد و این درخشندگی توسط رابطه $I(r) = I_s/r^2$ که r عامل فاصله و I_s شدت نور منبع نور بیان می‌گردد [۲۱، ۲۳]. به دلیل اینکه جاذبه یک کرم شبتاب بر اساس شدت نور مشاهده شده توسط کرم شبتاب با نزدیک‌ترین فاصله است، فاکتور جذابیت β به صورت رابطه (۳) بیان می‌شود که در آن β_0 جذابیت در فاصله $r = 0$ است. در FFA موقعیت کرم شبتاب مطابق با رابطه (۴) به‌روزرسانی شده که در آن r_{ij} فاصله اقلیدسی بین دو کرم شبتاب است (رابطه ۵).

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (3)$$

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha (rand - \frac{1}{2}) \quad (4)$$

می‌شود. در فضای سه‌بعدی اگر $\Theta = 0$ (زاویه بردار h با جهت مثبت محور X) با تیلانس 90° درجه و $\varphi = 0$ (شیب یا زاویه بردار h با صفحه XY) با تیلانس 90° درجه در نظر گرفته شود، واریوگرام غیرجهتی در فضای سه‌بعدی به دست می‌آید (شکل ۸).

ناهمسانگردی برای تخمین به روش کریجینگ است. اگر در محاسبه واریوگرام به ازاء هر گام معینی، بردار h نظیر آن گام در فضا در هر جهتی بتواند قرار گیرد، واریوگرام حاصل را غیرجهتی می‌نامند. معمولاً در کانسارهای همسانگرد و یا در آغاز واریوگرافی به منظور بررسی و احتمال وجود و یا عدم وجود ساختار فضایی مناسب از این نوع واریوگرام استفاده



شکل ۷: بررسی وجود روند در جهت‌های X,Y,Z

جدول ۲: مقادیر پارامترهای واریوگرام متغیر Au در رگه S01

Range (m)	Spatial Variance	Nugget Effect	Spatial Variance	Range (m)
Omni-Directional	Spherical	۰٫۵۰۴	۰٫۵۹۴	۲۱
X	Spherical	۰٫۰۶۲	۰٫۳۵۵	۲۰
Y	Spherical	۰٫۰۱۷	۰٫۲۰۵	۱۳
Z	Gaussian	۰٫۱۰۱	۰٫۵۲۷	۸

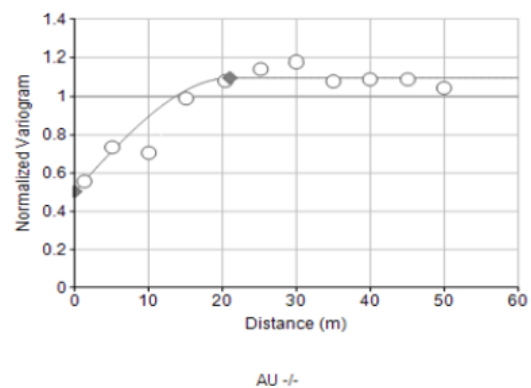
۳-۱-۲- تعیین پارامترهای تخمین زمین‌آماری به روش کریجینگ

از جمله مهم‌ترین پارامترهای تخمین به روش کریجینگ، شعاع جستجو، حداقل و حداکثر تعداد نقاط شرکت‌کننده در یک تخمین و ضریب زیر بلوک سازی است که بهینه‌شده این پارامترها در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳: پارامترهای تخمین در کریجینگ معمولی

Variable	X	Y	Z
Radius of influence	۲۰	۱۳	۸
Search radius	۱۶	۱۰	۶
Elliptical rotation degree of anisotropy	۳۲۰	۲۳۰	۴۰
Sub block coefficient	۱	۱	۱
The minimum sample of participants in an estimate	۲		
The maximum number of participants in an estimate	۱۰		

Omni - directional variogram (S01 Vein)



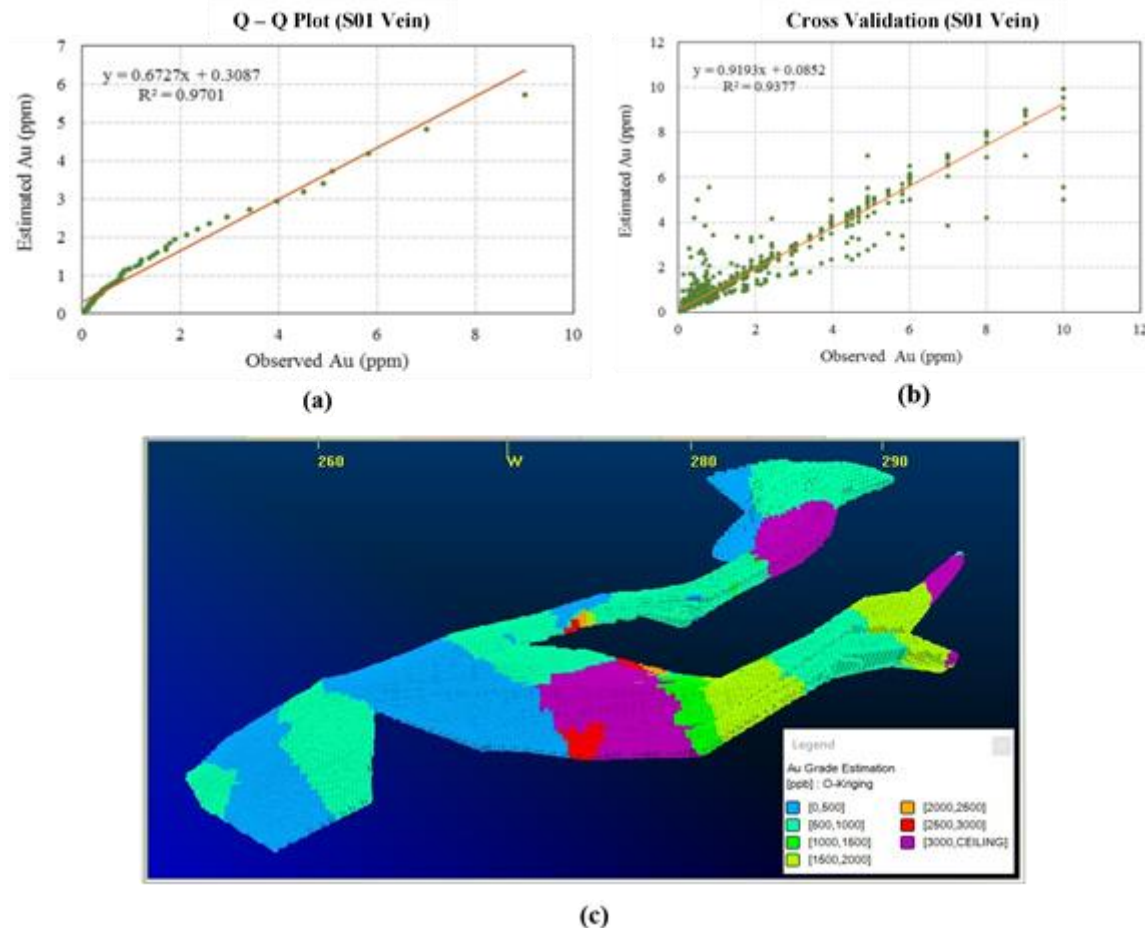
شکل ۸: واریوگرام غیرجهتی در رگه S01

برای تعیین ناهمسانگردی‌های احتمالی از روش واریوگرافی جهتی استفاده شد. در فضای سه‌بعدی برای تعیین یک واریوگرام جهتی، دو زاویه را برای بردار h مشخص شد که شامل: (۱) زاویه بردار h واقع در صفحه XY با جهت مثبت محور X (۲) زاویه بردار h با صفحه XY است. برای پوشش واریوگرام‌های جهتی زاویه Θ باید بین 0 تا 180 درجه و زاویه φ بین 90 تا 90 تغییر کند. واریوگرام‌های جهتی برای 18 امتداد مختلف از 0 تا 180 درجه و 18 امتداد هم برای زاویه از 90 تا 90 با فواصل 10 درجه‌ای (در کل 324 واریوگرام) در نرم‌افزار دیتامین برای رگه S01 محاسبه و مدل‌سازی شدند. پارامترهای به‌دست‌آمده از واریوگرام‌ها (جدول ۲) به‌عنوان پارامترهای ورودی در فرآیند تخمین استفاده شدند.

زده شده رگه S۰۱ به روش کریجینگ معمولی، نتایج قابل قبولی از لحاظ دقت و صحت داشته، لذا مدل نهایی بلوکی با استفاده از این روش به صورت شکل ۹-۱۰ نمایش داده شد. در این نوع مدل سازی زون کانه زایی، در قسمت‌های شرقی و شمالی رگه S۰۱ تخمین زده شده است.

۳-۱-۳- اعتبار سنجی تخمین به روش کریجینگ

پس از ترسیم نمودار تطابق مقادیر تخمینی در برابر مقادیر واقعی (Q-Q Plot) در شکل ۹-۱۰ و همچنین نمودار اعتبارسنجی عیار Au در شکل ۹-۱۰ با بررسی اعداد به دست آمده از این نمودارها، مشخص شده که مدل تخمین



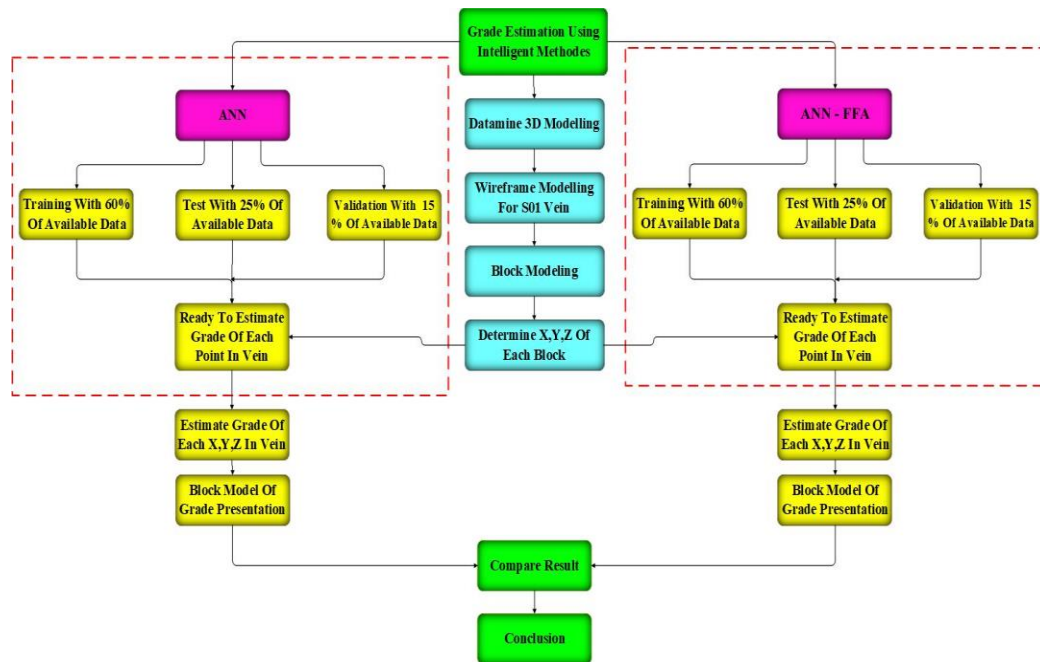
شکل ۹: (a) نمودار Q-Q پلات (b) نمودار اعتبارسنجی (c) مدل سازی سه بعدی با استفاده از روش کریجینگ معمولی

گام دوم: محاسبه عیار هر یک از بلوک‌های داخل شعاع جستجو تعریف شده، با استفاده از مدل کامپوزیت ساخته شده گام سوم: وارد کردن عیار بلوک‌های گام دوم به روش‌های هوش مصنوعی (ANN و FFA)، جهت تخمین بلوک‌های با مختصات معلوم و عیار مجهول (بلوک‌هایی که در گام دوم خارج از شعاع جستجو قرار گرفته‌اند) گام چهارم: اختصاص عیارهای به دست آمده در گام‌های قبلی به بلوک‌های مربوطه در نرم افزار دیتامین.

۳-۲- مدل سازی سه بعدی به روش هوش مصنوعی

در این نوع مدل سازی از روش‌های ANN-FFA و ANN-PSO و به ترتیب گام‌های زیر استفاده گردید. به عنوان مثال شکل ۱۰ فلوچارت مراحل مدل سازی با تلفیق نرم افزار دیتامین (بلوک بندی) و نرم افزار متلب (ANN و FFA) را نشان می دهد:

گام اول: کامپوزیت سازی داده‌ها، رسم استرینگ، ایجاد مدل سیمی و در نهایت تشکیل مدل بلوکی در نرم افزار دیتامین



شکل ۱۰: فلوجارت مدل‌سازی عیاری سه‌بعدی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی.

مجموعه داده‌ها باعث کاهش سطح اطمینان تخمین‌ها گشته و از طرف دیگر چنانچه داده‌های حذف‌شده متعلق به گروه پر عیارها و یا کم‌عیارها باشند، باعث بروز انحراف در نتایج تخمین می‌گردد. نکته قابل‌توجه دیگر کاهش واریانس کامپوزیت‌ها با افزایش طول آنها است. واضح است که طول کامپوزیت‌ها چنان باید انتخاب شود که واریانس آنها منعکس‌کننده واریانس داده‌های اصلی و یا به عبارتی واریانس رگه باشد. نکته مهم در این قسمت انتخاب طول مناسبی برای کامپوزیت‌سازی است، به طوری که پس‌از این انتخاب، واریانس کامپوزیت‌های حاصله مطابق با واریانس داده‌های اولیه باشد و به ازای آن طول بهینه، کمترین مقدار داده حذف شود و داده‌های حذف‌شده متمایل به گروه عیاری خاصی نباشند که باعث انحراف در تخمین‌ها شوند. به‌منظور انتخاب بهترین طول برای کامپوزیت‌سازی، کامپوزیت‌ها با طول‌های متفاوت ساخته شدند و پارامترهای آماری این کامپوزیت‌ها با مقادیر اولیه مقایسه شدند. از بین طول‌های کامپوزیت‌سازی ۰/۱، ۰/۲، ۰/۴، ۰/۶، ۰/۸، ۱ و ۱/۵ متری، طول ۰/۱ متری با مقایسه پارامترهای آماری کامپوزیت‌های با طول‌های متفاوت از جمله میانگین، واریانس و... با مقادیر اولیه و با توجه به حداقل مقدار طول از دست‌رفته در اثر کامپوزیت‌سازی، به‌عنوان طول کامپوزیت بهینه انتخاب شد. شکل ۱۱-b میزان طول از دست‌رفته در اثر کامپوزیت‌سازی برای مقادیر طلا، با طول‌های مختلف کامپوزیت را نشان

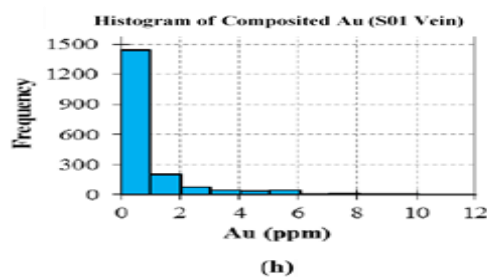
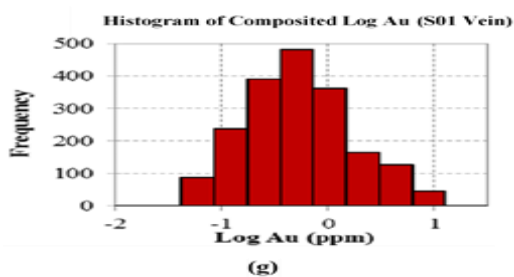
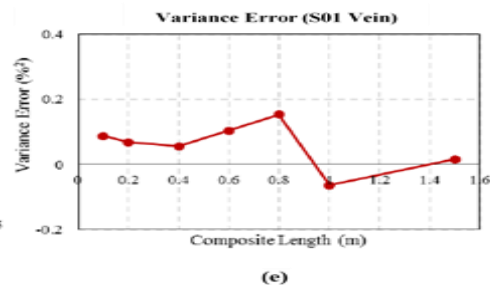
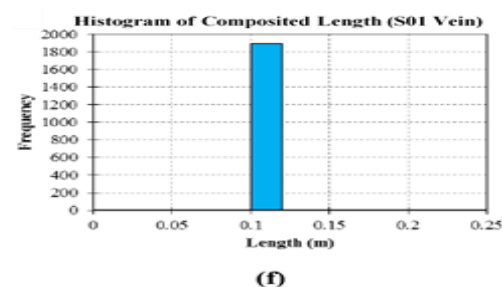
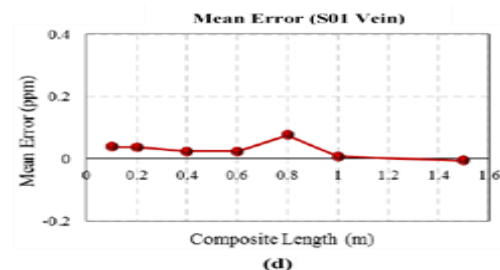
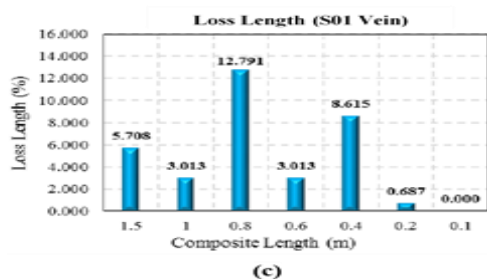
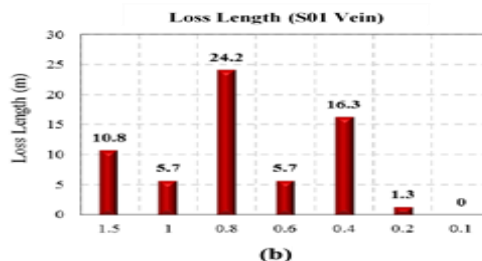
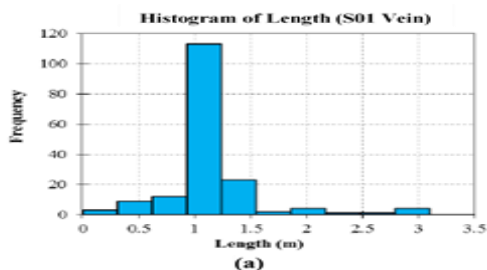
لازم به ذکر است که با توجه به اینکه در روش کریجینگ معمولی ورودی به نرم‌افزار مقادیر X, Y, Z, Au نقاط معلوم بوده و خروجی نیز X, Y, Z, Au نقاط مجهول است، جهت مقایسه روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و تلفیق این شبکه با الگوریتم‌های کرم شبتاب (FFA) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) با روش کریجینگ معمولی نیز از همین ورودی و خروجی استفاده شده است.

جهت ترسیم مدل‌سازی سه‌بعدی به روش هوش مصنوعی، گام‌های زیر به ترتیب انجام شد:

گام اول: در ابتدا مشخصات نمونه‌های به‌دست‌آمده از گمانه‌ها و ترانشه‌ها مانند مختصات (X, Y, Z) ، انحراف سنجی (شیب، آزیموت) و اطلاعات عمومی و زمین‌شناسی (نام، عمق، متراژ نمونه‌برداری، تغییرات سنگ‌شناسی، دگرسانی، عیار Au) مطابق شکل ۱۳-a به نرم‌افزار دیتامین وارد گردید. با توجه به متفاوت بودن طول نمونه‌های برداشت‌شده و لزوم یکسان‌سازی این طول‌ها در فرآیند تخمین، عملیات کامپوزیت‌سازی مطابق با شکل ۱۱ انجام شد. در کامپوزیت‌سازی برای یک طول معین، میانگین داده‌های خام مغزه‌ها در هر گمانه گرفته‌شده و این میانگین به‌عنوان عیار نماینده آن طول در محاسبات استفاده می‌شود. یکی از معایب کامپوزیت‌سازی از دست دادن مقدار کمی از داده‌هایی است که به علت عدم تطابق با طول کامپوزیت‌سازی، از مجموعه داده‌ها حذف می‌گردند. حذف این مقادیر از

شده در شکل ۱۱-f مشخص است، میانگین طول نمونه‌های کامپوزیت شده ۰/۱ متر است. این میانگین نشان‌دهنده صحت عملیات ساخت کامپوزیت از نظر طول نمونه‌ها است.

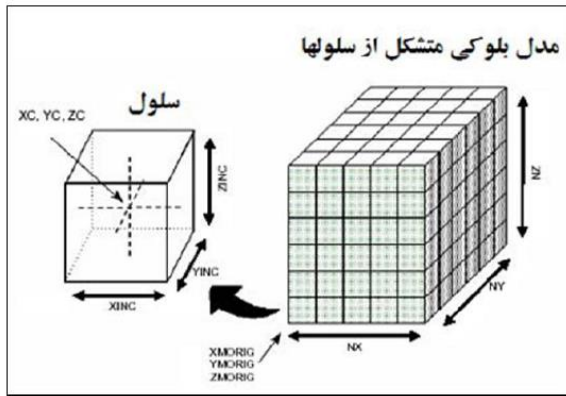
می‌دهند. همان‌طور که از این شکل پیداست در طول ۰/۱ متری، طول نمونه ازدست‌رفته در حد قابل قبول بوده و با این طول میانگین عیارها هم به مقادیر واقعی بسیار نزدیک است. همان‌طور که از هیستوگرام طول کلیه نمونه‌های کامپوزیت



شکل ۱۱: کامپوزیت‌سازی در رگه S۰۱ (a) هیستوگرام طول نمونه‌ها (b) متراژ نمونه‌های ازدست‌رفته با طول‌های متفاوت در اثر کامپوزیت‌سازی (c) درصد نمونه‌های ازدست‌رفته با طول‌های متفاوت در اثر کامپوزیت‌سازی (d) خطای میانگین محاسبه‌شده برای مقادیر طلا در اثر کامپوزیت‌سازی با طول‌های متفاوت (e) خطای واریانس محاسبه‌شده برای مقادیر طلا در اثر کامپوزیت‌سازی با طول‌های متفاوت (f) هیستوگرام طول نمونه‌های کامپوزیت‌شده (g) هیستوگرام عیار طلای نمونه‌های کامپوزیت‌شده در داده‌های شمال (h) هیستوگرام عیار طلای نمونه‌های کامپوزیت‌شده در داده‌های خام

بلوکی نهایی رگه S۰۱ تعریف شد که برای تعیین این محدوده، پارامترهای لازم از شکل ۱۲ و جدول ۵ حاصل شدند. جهت ساخت مدل بلوکی نیز از بلوک‌ها و زیر بلوک‌های متناسب استفاده شد. از آنجایی که برای بلوک‌های بزرگ‌تر، خطای تخمین عیار بیشتر می‌شود و قابلیت اعتماد به مدل بلوکی کاهش می‌یابد، لازم است ابعاد بلوک بهینه

برای تعیین محدوده بلوک‌بندی پس از جمع‌آوری و ساماندهی اطلاعات حاصل از حفاریات اکتشافی و توپوگرافی منطقه، با در نظر گرفتن نیازهای آتی در بهینه‌سازی و طراحی معدن، مختصات رگه S۰۱ به صورت جدول ۴ در نظر گرفته شد. پس از تعیین مختصات محدوده این رگه، محدوده فضای تخمین (تعیین محدوده بلوک‌بندی) برای ساخت مدل



شکل ۱۲: نمای شماتیک جهت محاسبه ابعاد بلوک‌ها

$$X_{MORIG} = X_{Min} - \frac{X_{INC}}{2} \quad (۸)$$

$$Y_{MORIG} = Y_{Min} - \frac{Y_{INC}}{2} \quad (۹)$$

$$Z_{MORIG} = Z_{Min} - \frac{Z_{INC}}{2} \quad (۱۰)$$

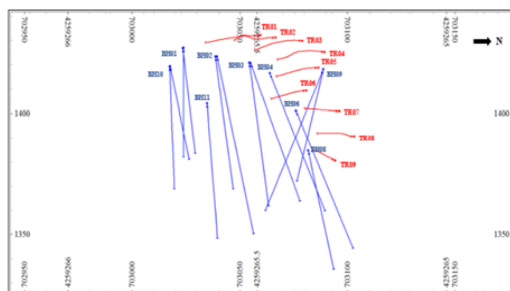
جدول ۵: محاسبه بلوک‌ها و زیر بلوک‌ها در رگه S01

	Origin (MORIG)	DIM	Sub Cell	No.Cell (INC)
S01	X	۷۰۳۰۰۸,۰۲۸	۱	۰,۲۵
	Y	۴۲۵۹۱۷۳,۵۹۵	۱	۰,۲۵
	Z	۱۳۶۶,۰۹۷	۱	۰,۲۵

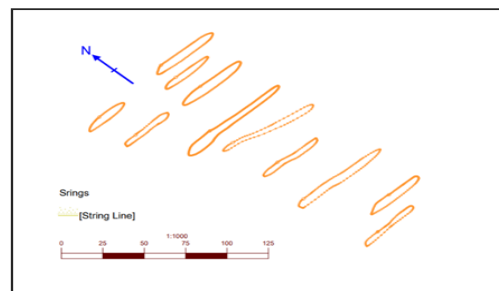
مشخص شود که این ابعاد به عوامل مختلفی نظیر فاصله شبکه حفاری، ابعاد بلوک‌های معدنکاری انتخابی و وضوح موردنیاز در مرزهای زمین‌شناسی، شکل توده، ضخامت و تناوب‌های تبدیل کانسنگ به باطله و باطله به کانسنگ و متوسط فاصله بین گمانه‌های اکتشافی، در برگرستی همه ابعاد کانسار و کانی‌سازی‌های احتمالی آینده، بزرگ‌تر بودن از پیت معدن احتمالی بستگی دارد. با در نظر گرفتن موارد فوق ابعاد بهینه بلوک‌ها و زیر بلوک‌ها برای تخمین رگه S01 محدوده اکتشافی طلای زایلیک، به صورت جدول ۵ نشان داده شده است. برای تهیه مدل سه‌بعدی توده معدنی، مقاطع یا استرینگ‌هایی به صورت عرضی، طولی و پلان‌های افقی در فواصل منظم از هم همانند شکل ۱۳-b ترسیم شد که با اتصال این استرینگ‌ها به یکدیگر، نمای کلی از شکل سه‌بعدی توده معدنی به صورت یک پوسته توخالی یا مدل سیمی در شکل ۱۳-c به دست آمد. این مدل صرفاً حاوی ابعاد و مختصات بلوک‌های تولیدشده است و هیچ‌گونه عیاری به آنها اختصاص داده نشده است.

جدول ۴: مقداردهی اولیه در PSO

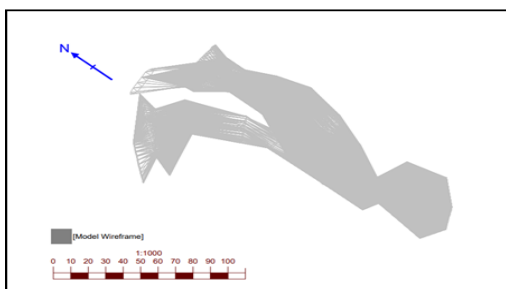
	X(m)	Y(m)	Z(m)	
S01	Min	۷۰۳۰۰۸,۵۲۸	۴۲۵۹۱۷۴,۰۹۵	۱۳۶۶,۵۹۷
	Max	۷۰۳۱۰۳,۵۳۲	۴۲۵۹۳۶۸,۶۴۶	۱۴۳۴



(a)



(b)



(c)

شکل ۱۳: (a) نمایی از ترانسه‌ها و گمانه‌ها در مقطع شمالی - جنوبی (b) ترسیم استرینگ (c) مدل سیمی

ام و z ام در فاصله $(z=0)$ ، ضریب β (در رابطه (۳) مقدار جذابیت بین کرم‌های شب‌تاب i ام و z ام در فاصله (z, γ) (ضریب جذب نور)، ضریب α (عددی بین ۱ و ۰ که نقش پارامتر تصادفی‌سازی در رابطه (۴) را ایفا می‌کند) و m (مقدار اولیه کرم‌های شب‌تاب) اشاره نمود. ضرایب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده مطابق نمودارهای شکل ۱۴ محاسبه شدند. این نمودارها نشان می‌دهد که هرچه قدر پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر باشد، مقادیر برآورد شده نسبت به مقادیر واقعی، نزدیک‌تر بوده و مدل‌سازی از اعتبار بیشتری برخوردار است. با مقایسه مقادیر خطا و ضریب تعیین در شکل ۱۵-a، مشخص شد که روش ANN-FFA، نسبت به روش ANN و همچنین روش ANN-PSO، دارای بیشترین ضریب تعیین و کمترین تابع خطا بوده، لذا نسبت به داده‌های واقعی بیشترین همبستگی را داشته و مدل‌سازی بهتری را ارائه می‌دهد. همان‌گونه که در شکل ۱۵-b نشان داده شده است مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی Au در یک دامنه قرار گرفته که این امر نشان صحت مدل‌سازی در روش‌های مختلف است. لازم به ذکر است که در این مقاله، در نرم‌افزار متلب با نوشتن کدهای دستوری، داده‌های تصادفی یکسان تهیه شده و به‌عنوان ورودی به نرم‌افزار وارد شدند تا پس از اجرا توسط الگوریتم‌های مختلف و به‌دست آوردن خروجی از مقادیر پیش‌بینی‌شده Au ، قابلیت مقایسه با یکدیگر را داشته باشند.

جدول ۶: مقداردهی اولیه در PSO

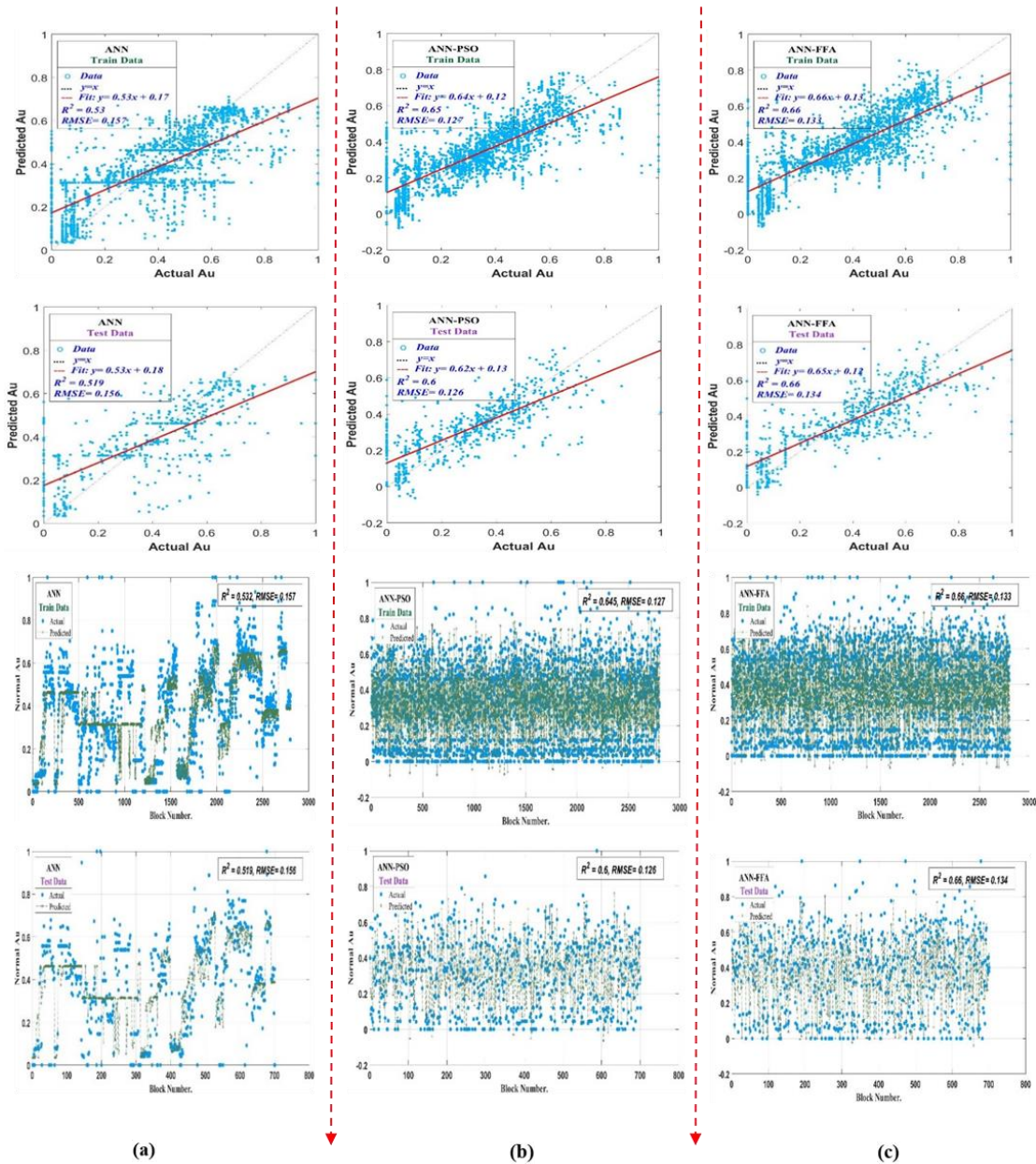
Initialization In Particle Swarm	Value
Maximum number of iterations	۵۰۰
Swarm size	۱۵
C_1, C_2	۰٫۱۰۵-۰٫۱۰۵
r_1, r_2	۰٫۵۵-۰٫۴۵
w	۰٫۴

جدول ۷: مقداردهی اولیه در FFA

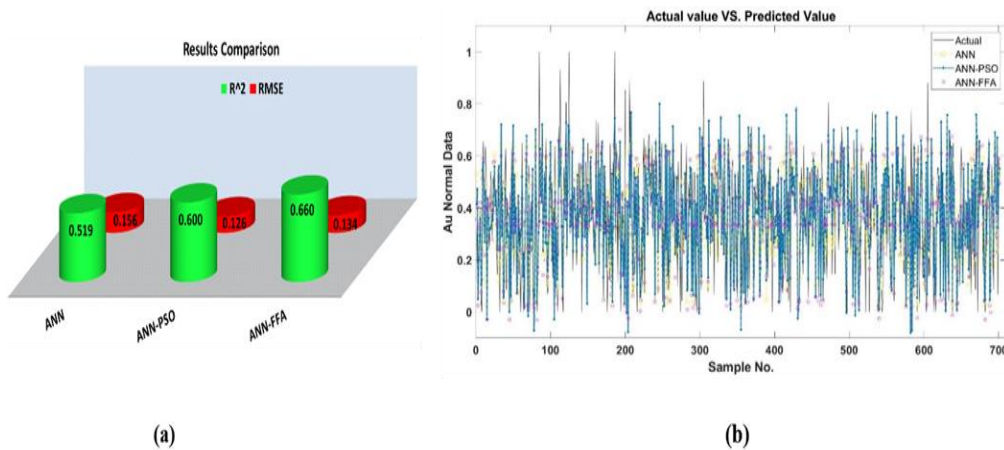
Initialization In Fire Fly	Value
Maximum of Generation (algorithm)	۵۰۰
Number of β_0	۱
Number of γ	۱
Number of m (initial Fire Fly)	۲۰
Number of α	۰٫۲

گام دوم: در این گام ابتدا فاصله تمامی بلوک‌ها از نقاط مدل کامپوزیت محاسبه شدند. در صورتی که این فاصله از مقدار شعاع تأثیر تعریف شده کمتر باشد، بلوک در حال بررسی، دارای تأثیرپذیری از گمانه یا ترانسه‌های داخل این شعاع تأثیر بوده و از عیار آنها استفاده شد. تعیین شعاع تأثیر و همچنین تعیین عیار بلوک‌های داخل این شعاع، دو نکته بسیار مهم در این گام است. در این مقاله با در نظر گرفتن اثر هموارشدگی، فرضیه پایانی مرتبه دوم و تعداد نقاط شرکت داده‌شده در تخمین، حد بهینه‌ای برای شعاع تأثیر انتخاب گردید. در خصوص تعیین عیار بلوک‌های داخل این شعاع نیز، میزان همسانگردی و ناهمسانگردی، فاصله و عیار نمونه‌ها لحاظ گردید. در نهایت با در نظر گرفتن شعاع تأثیر و عیار موجود در داخل این شعاع تأثیر، جهت ارتباط بین بلوک‌ها و داده‌های کامپوزیت شده، در نرم‌افزار متلب الگوریتمی نوشته شد تا به بلوک‌های خالی داخل این شعاع تأثیر عیار دهی شود. با این حال بلوک‌هایی که در خارج از شعاع جستجو قرار دارند عیار آنها همچنان مجهول است که در گام سوم محاسبه شدند.

گام سوم: با توجه به مختصات و مقادیر عیار بلوک‌های معلوم شده در گام‌های اول و دوم، مقادیر عیار بلوک‌های مجهول باقیمانده دیگر نیز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در این گام تخمین زده شد. برای تخمین در نرم‌افزار متلب، از ANN به صورت مجزا و روش‌های ANN-PSO و FFA استفاده شده است. در روش ANN پس از تقسیم‌بندی به داده‌های آموزشی، تست و اعتبار سنجی، تغییر تعداد نورون‌ها، تغییر توابع آموزشی و انتقالی و ایجاد معماری نهائی این شبکه، جهت بهینه‌سازی اوزان و بایاس از الگوریتم لونیگ و مارکورات به صورت پیش‌فرض در نرم‌افزار متلب استفاده شد؛ اما در روش‌های ANN-FFA و ANN-PSO، پس از مقداردهی اولیه مطابق جداول ۶ و ۷، جهت بهینه‌سازی اوزان و بایاس از این الگوریتم‌ها استفاده شدند. در الگوریتم PSO با ایجاد جمعیت اولیه و تغییر پارامترهای C_1, C_2 (ضریب تجربه شخصی و گروهی)، $MAX_{Iteration}$ (تعداد تکرار)، $Swarm Size$ (تعداد ذرات اولیه)، r_1, r_2 (اعداد تصادفی بین ۰ و ۱) و W (ثابت اینرسی) مطابق با جدول ۶، مقادیر سرعت و مکان هر ذره به‌طور مستمر به‌روزرسانی شد. از پارامترهای اولیه در الگوریتم کرم شب‌تاب در جدول ۷، نیز می‌توان به بیشینه مقدار جمعیت یا همان بیشینه مقدار تکرار الگوریتم، ضریب β_0 (جذابیت بین کرم‌های شب‌تاب i



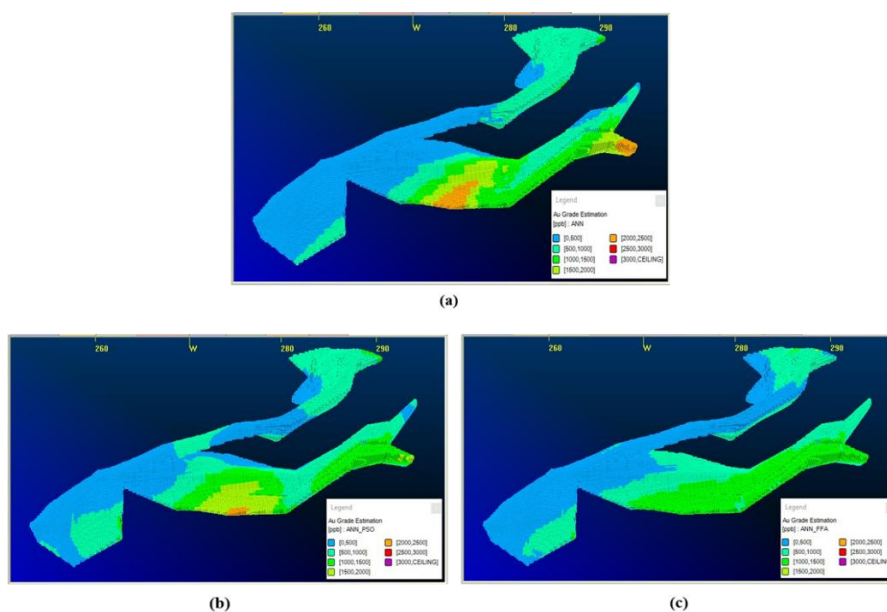
شکل ۱: مقادیر همبستگی و اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی در داده‌های تمرینی و داده‌های آزمون در روش‌های (a) ANN (b) ANN-PSO (c) ANN-FFA



شکل ۱۵: (a) مقایسه مقادیر ضریب تعیین و تابع خطا (b) مقایسه مقادیر Au پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی

زون کانه‌زایی تخمین‌زده شده در قسمت‌های زیرین رگه، چرخش نقشه به‌گونه‌ای بوده که جهت غرب به سمت بالای نقشه است. در بررسی این شکل‌ها و مقادیر به‌دست‌آمده از سه روش فوق، مشخص شد که مقادیر عیار در روش ANN از دو روش دیگر بیشتر بوده و در روش ANN-FFA مقادیر عیار با نرخ و شدت کمتری در نزدیکی مکان‌های پرعیار و مستعد نشان داده شده است.

گام چهارم: در این گام، عبارهای به‌دست‌آمده مراحل قبلی، به مختصات بلوک‌های مربوطه در نرم‌افزار دیتامین تخصیص داده شد و مدل‌سازی نهایی حاصل از روش‌های ANN و ANN-PSO و ANN-FFA مطابق شکل ۱۶ به دست آمد. همان‌طور که نشان داده‌شده، زون کانه‌زایی Au در این رگه در قسمت شمالی و شرقی رگه S۰۱ تخمین زده شده است. لازم به ذکر است که جهت نمایش واضح‌تر



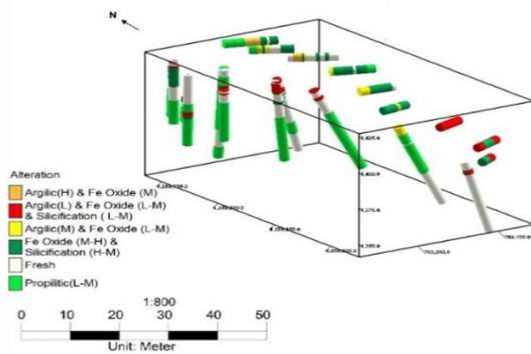
شکل ۱۶: (a) مدل‌سازی عیاری سه‌بعدی Au در رگه S۰۱ در ANN (b) ANN-PSO (c) ANN-FFA

اوپال و کلسدونی) توسط محلول‌های ماگمایی یا گرمایی، می‌تواند نشانی از کانی‌سازی Au بخصوص در ذخایر اپی‌ترمال باشد.

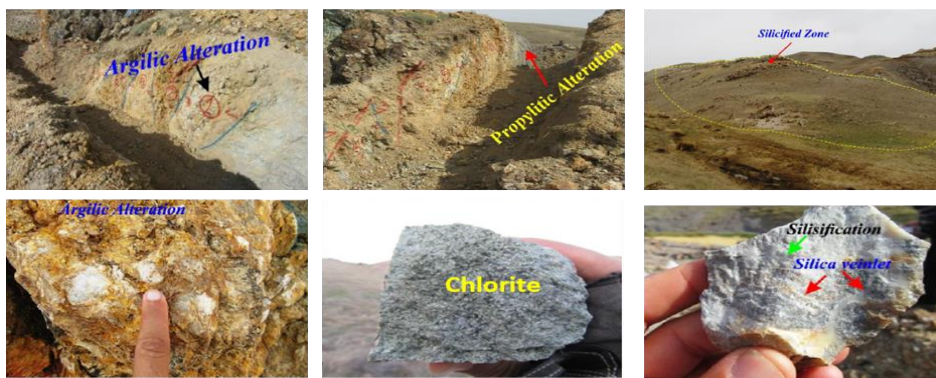
بر اساس مطالعات لیتولوژی، واحدهای سنگی منطقه زایلیک، ولکانیکی بازیک تا حد واسط (آندزیت بازال تا آندزیت) بوده که توسط دایک‌های بازیک قطع شده است. Au در همه این رگه‌ها مرتبط با زون‌های اکسیدی و عمدتاً با سیلیس، گوتیت، هماتیت و لیمونیت همراه بوده و در بخش‌های سولفیدی با سولفوآرسنیدها و آرسنوپیریت همراه هستند. کانی اصلی تشکیل‌دهنده رگه‌ها و زون‌های کانی‌سازی، کوارتز بوده و کانی‌های فرعی آن‌ها روتیل، پیریت، کالکوپیریت، بورنیت، اکسیدهای ثانویه و آبدار آهن، ملاکیت و آزوریت است. کانی‌سازی اصلی در منطقه زایلیک شامل رگه‌ها و زون‌های سیلیسی و مرتبط با فعالیت‌های هیدروترمال است که در بین واحد آندزیت بر اساس شرایط تکتونیکی مانند گسل و ایجاد شرایط کشش برون‌زد پیدا کرده است.

۳-۳- اعتبارسنجی و ارزیابی‌های کیفی

جهت اعتبارسنجی و ارزیابی کیفی مدل‌های پیش‌بینی‌شده، علاوه بر مقایسه و ارزیابی معیارهای ریاضی و عددی، مکان‌های نقاط تخمین زده‌شده، از لحاظ لیتولوژی و همچنین اندیس‌های دگرسانی نیز مطابق با شکل‌های ۱۷ و ۱۸ کنترل شد. در خصوص اندیس‌های دگرسانی، بخش عمده دگرسانی موجود در منطقه، دگرسانی آرژیلیک با شدت‌های مختلف در حاشیه رگه‌های سیلیسی بوده که با نزدیک‌تر شدن به رگه برداشت این دگرسانی افزوده شده است. دگرسانی پروپلیتیک نیز به دلیل وجود کانی‌های سبزرنگی مانند کلریت، سبز است 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 به‌صورت رگه و رگچه اتفاق افتاده است. اهمیت دگرسانی سیلیسی بسیار بالاست چراکه سیلیسی شدن یا افزایش مقدار درصد کوارتز و اکسیدهای سیلیسی (چرت،

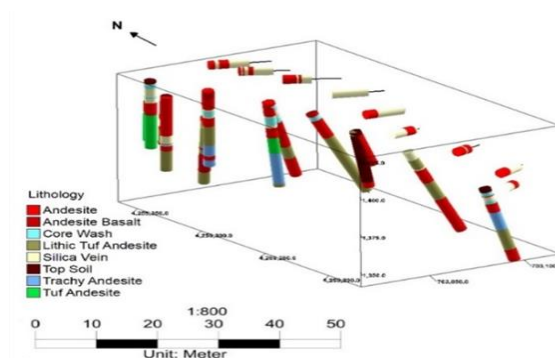


(a)

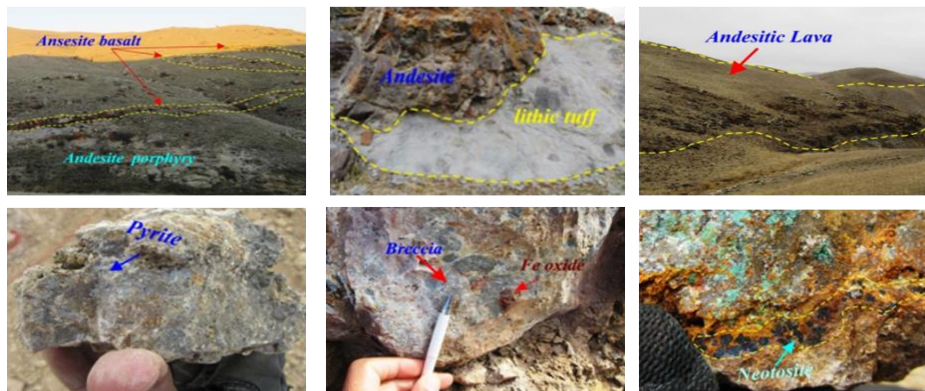


(b)

شکل ۱۷: (a) نقشه دگرسانی رگه S۰۱، (b) دگرسانی‌های مشاهده شده در منطقه زایلیک



(a)



(b)

شکل ۱۸: (a) نقشه لیتولوژی رگه S۰۱، (b) تصاویر تعدادی از سنگ‌ها و کانی‌های موجود در منطقه زایلیک

۴- نتیجه‌گیری:

کاملاً مشهود است. با مقایسه روش‌های زمین‌آماري مانند کریجینگ که دارای پیش‌فرض‌های اجباری مانند فرضیه پایایی مرتبه دوم، فرضیه ذاتی که جهت ساده‌سازی تخمین هستند، این روش‌های تلفیقی هیچ‌گونه پیش‌فرضی نداشته و همچنین مشکلات و خطاهای دیگر کریجینگ مانند هموار کردن، اثر پالایش، بستگی تخمین به شعاع و نحوه جستجو، بستگی تخمین به تعداد نقاط شرکت‌کننده و تخصیص نقطه به بلوک را نداشته و سهولت بیشتری دارد.

مراجع

- [1] Parsa, M., Carranza, E. J. M., & Ahmadi, B. (2022). Deep GMDH Neural Networks for Predictive Mapping of Mineral Prospectivity in Terrains Hosting Few but Large Mineral Deposits. *Natural Resources Research*, 31(1), 37-50.
- [2] Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *The journal of machine learning research*, 15(1), 3133-3181.
- [3] Dumakor-Dupey, N. K., & Arya, S. (2021). Machine Learning—A Review of Applications in Mineral Resource Estimation. *Energies*, 14(14), 4079.
- [4] Wu, X., & Zhou, Y. (1993). Reserve estimation using neural network techniques. *Computers & Geosciences*, 19(4), 567-575.
- [5] Jafrasteh, B., Fathianpour, N., & Suárez, A. (2018). Comparison of machine learning methods for copper ore grade estimation. *Computational Geosciences*, 22, 1371-1388.
- [6] Farhadi, S., Afzal, P., Boveiri Konari, M., Daneshvar Saein, L., & Sadeghi, B. (2022). Combination of Machine Learning Algorithms with Concentration-Area Fractal Method for Soil Geochemical Anomaly Detection in Sediment-Hosted Irankuh Pb-Zn Deposit, Central Iran. *Minerals*, 12(6), 689.
- [7] Afzal, P., Farhadi, S., Boveiri Konari, M., Shamseddin Meigooni, M., & Daneshvar Saein, L. (2022). Geochemical Anomaly Detection in the Irankuh District Using Hybrid Machine Learning Technique and Fractal Modeling. *Geopersia*, 12(1), 191-199.
- [8] Chudasama, B. (2022). Fuzzy inference systems for mineral prospectivity modeling-optimized using Monte Carlo simulations. *MethodsX*, 9, 101629.
- [9] Abbaszadeh, M., Soltani-Mohammadi, S., & Ahmed, A. N. (2022). Optimization of support vector

- در این پژوهش جهت تشخیص بهتر الگوهای ژئوشیمیایی Au در منطقه زایلیک و همچنین تفکیک دقیق‌تر زون‌های کانه‌زایی از مقادیر زمینه، مدل‌سازی با استفاده از روش‌های زمین‌آماري و هوش مصنوعی (ANN و ANN-PSO و ANN-FFA) انجام و با یکدیگر مقایسه شدند.
- در مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی جهت اعتبارسنجی، با مقایسه کمی معیارهای ارزیابی دقت نشان داده شد که روش ANN-FFA نسبت به روش ANN و روش ANN-PSO، دارای بیشترین ضریب تعیین ($R^2=0.66$) و کمترین تابع خطا ($RMSE=0.134$) است.
- موقعیت مکانی محل مقادیر تخمین زده‌شده، انطباق خوبی با لیتولوژی و دگرسانی‌های مرتبط با کانی‌سازی Au دارد.
- جهت اثبات صحت مدل‌سازی‌های انجام‌شده در روش‌های هوش مصنوعی، موقعیت مکانی محل مقادیر تخمین زده‌شده در این روش‌ها، انطباق مناسبی با یکدیگر و همچنین موقعیت مقادیر تخمین زده‌شده در روش‌های زمین‌آماري داشتند، به طوری که اکثر مقادیر تخمین زده‌شده امیدوارکننده در قسمت شمالی و شرقی رگه S01 حاصل شده است.
- بر اساس نتایج به دست آمده از مدل‌سازی‌های مختلف در رگه S01 در بخش شمالی و شرقی این رگه، مقادیر بالایی از عیار Au، در کانی‌های سیلیسی و در زون‌های دگرسانی سیلیسی شده تخمین زده شد. با توجه به این اشکال ایجاد زون دگرسانی سیلیسی قوی به همراه مقادیر بالایی از اکسیدهای آهن و تشکیل هاله‌های دگرسانی پراکنده در اطراف این زون (آرژیلیک پیشرفته با مقادیر متوسط اکسید آهن و آرژیلیک متوسط با مقادیر پائینی از اکسید آهن)، بیانگر تشکیل یک زون کانه‌زایی مستعد و امیدبخش Au در منطقه است.
- با اثبات دقت و صحت بیشتر روش‌های تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری، می‌توان به جای استفاده از شبکه عصبی مصنوعی که دارای ایراداتی مانند بیش برآزش، اضافه تخمینی یا کم تخمینی و رسیدن به جواب‌های زودرس هستند، از این روش‌های تلفیقی استفاده کرد. در مدل‌سازی رگه S01 به روش شبکه عصبی مصنوعی نیز اضافه تخمینی و رسیدن به جواب‌های زودرس

- [20] Calagari, A., Siahcheshm, K., & Sohrabi, G. (2019). Geochemical study of alteration zones around Au-bearing silicic veins at Zailic, East of Ahar, East-Azarbaidjan Province. *Iranian journal of crystallography and mineralogy*, 27(2), 347-360.
- [21] Lin, N., Chen, Y., Liu, H., & Liu, H. (2021). A Comparative Study of Machine Learning Models with Hyperparameter Optimization Algorithm for Mapping Mineral Prospectivity. *Minerals*, 11(2), 159.
- [22] Poli, R., Kennedy, J., & Blackwell, T. (2007). Particle swarm optimization. *Swarm intelligence*, 1(1), 33-57.
- [23] Shamsirband, S., Esmaeilbeiki, F., Zarehaghi, D., Neyshabouri, M., Samadianfard, S., Ghorbani, M. A., Mosavi, A., Nabipour, N., & Chau, K.-W. (2020). Comparative analysis of hybrid models of firefly optimization algorithm with support vector machines and multilayer perceptron for predicting soil temperature at different depths. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 14(1), 939-953.
- [24] TSai, P.-W., Pan, J.-S., Liao, B.-Y., & Chu, S.-C. (2009). Enhanced artificial bee colony optimization. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 5(12), 5081-5092.
- [25] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, 27 Nov.-1 Dec. 1995). Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks,
- [26] Assareh, E., Behrang, M. A., Assari, M. R., & Ghanbarzadeh, A. (2010). Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran. *Energy*, 35(12), 5223-5229.
- [27] Yousefi, A., & 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.
- [28] Khaze, S. R., Hojjatkhah, S., & Bagherinia, A. (2013). Evaluation the efficiency of artificial bee colony and the firefly algorithm in solving the continuous optimization problem. *arXiv preprint arXiv:1310.7961*.
- machine parameters in modeling of Iju deposit mineralization and alteration zones using particle swarm optimization algorithm and grid search method. *Computers & Geosciences*, 165, 105140.
- [10] Mahmoudabadi, H., Izadi, M., & Menhaj, M. B. (2009). A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural networks. *Computational Geosciences*, 13, 91-101.
- [11] Yang, X.-S. (2010). *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver press.
- [12] Fister, I., Fister, I., Yang, X.-S., & Brest, J. (2013). A comprehensive review of firefly algorithms. *Swarm and Evolutionary Computation*, 13, 34-46.
- [13] Moini, H., & Mohammad Torab, F. (2019). Ant colony algorithm as a high-performance method in resource estimation using LVA field; A case study: Choghart Iron ore deposit. *Journal of Mining and Environment*, 10(3), 667-678.
- [14] Soltani-Mohammadi, S., Hoseinian, F. S., Abbaszadeh, M., & Khodadadzadeh, M. (2022). Grade estimation using a hybrid method of back-propagation artificial neural network and particle swarm optimization with integrated samples coordinate and local variability. *Computers & Geosciences*, 159, 104981.
- [15] Das, S., Maity, S., Qu, B.-Y., & Suganthan, P. N. (2011). Real-parameter evolutionary multimodal optimization—A survey of the state-of-the-art. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(2), 71-88.
- [16] Al-Thanoon, N. A., Qasim, O. S., & Algamal, Z. Y. (2019). A new hybrid firefly algorithm and particle swarm optimization for tuning parameter estimation in penalized support vector machine with application in chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 184, 142-152.
- [17] Chung, C.-J. F., & Fabbri, A. G. (2003). Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. *Natural Hazards*, 30(3), 451-472.
- [18] Emamgholizadeh, S., & Mohammadi, B. (2021). New hybrid nature-based algorithm to integration support vector machine for prediction of soil cation exchange capacity. *Soft Computing*, 25(21), 13451-13464.
- [19] Nabavi, M. (1984). An introduction to the geology of Iran, Geological Survey of Iran. Tehran University Publications.