



Research Article

Application of Support Vector Regression Method in Estimating and modeling of Fluid Inclusion Parameters in Sungun Porphyry Copper Deposit

Maliheh Abbaszadeh^{1*} , Ardeshir Hezarkhani², Saeid, Soltani Mohammadi²

1-Department of Mining Engineering, University of Kashan, Iran

2-Department of Mining Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Received: 02 Jul 2020 Accepted: 13 Mar 2021

Extended Abstract

Introduction

The background of 3D modeling of fluid inclusion data goes back to use of inverse distance weighting (IDW) method in the Caixiashan Pb and Zn deposit (Sun et al, 2011). This method in spite of having some advantages such as simplicity in basis is associated with disadvantages such as uncertainty in selection of weighting function and ignoring data distribution. Today, new methods have been proposed for estimation including the support vector machine method (Dutta et al, 2010). One of this method's capabilities is in dealing with small data sets (Dutta, 2006; Zhang et al, 1998). In this study, fluid inclusion thermodynamic parameters have been estimated using support vector regression method. Predictive model of mineralization has been provided according to 3D models resulted for fluid inclusion data and also assumption of proper thermodynamic conditions for chalcopryrite deposition in the Sungun porphyry copper deposit.

Materials and Methods

In this study, a total of 173 data sets of fluid inclusions were obtained from 59 locations. This dataset using genetic algorithm method divided into training and testing sets (80% and 20%, respectively). Modeling of fluid inclusion thermodynamic parameters has been done by support vector regression method. The SVR is based on the statistical learning theory and the structural risk minimization.

Results and Discussion

After preparing and determination of training and test datasets, radial basis kernel function (RBF) was selected in order to estimate and model the fluid inclusion thermodynamic parameters using the support vector regression method. Better functionality was the main reason of using this kernel. In the next step, parameters were needed to be carefully determined to obtain a model with high generalization ability. In this regard, the grid search method with cross validation was used to determine optimal values for the model parameters. Model was then trained using the training dataset and finally evaluated on the test dataset. Then fluid inclusion thermodynamic parameters for each block of deposit were estimated using support vector regression method. According to mineralogical and fluid inclusion studies in the Sungun porphyry copper deposit, it has been determined that chalcopryrite deposition is related to fluids with moderate to high salinity and temperatures of 300-400 °C. The predictive model was prepared based on these conditions and estimated thermodynamic Parameters in block model.

Citation: Abbaszadeh, M. et al, 2021. Application of Support Vector Regression Method in Estimating and modeling of Fluid Inclusion Parameters in Sungun Porphyry Copper Deposit, *Res. Earth. Sci.* 12(3), (22-39) DOI: 10.48308/esrj.2021.100905

* Corresponding author E-mail address: Abbaszadeh@kashanu.ac.ir





In this model, each arbitrary block has been labeled between 1 to 4 (based on the favorable conditions for chalcopyrite deposition). These labels are possibility index for copper deposition. According to possibility index, proper zones have been determined in 3D model. In order to performance evaluation of support vector regression method, the predictive model was compared with 3D model of copper grade. The results of this comparison showed that prepared predictive 3D model has high consistent with copper grade block model.

Conclusion

In this study, 3D modeling of fluid inclusion data was performed to estimate the thermodynamic parameters affecting mineralization (homogenization and eutectic temperatures and salinity) using support vector regression method to determine potential mineralization points in the area. Using the 3D models, we found the homogenization and eutectic temperatures and fluids salinity (in different ranges of these factors) in the Sungun porphyry copper deposit. To evaluate the 3D modeling efficiency in advancing the exploration process of the porphyry deposits, the conformity between mineralization and thermodynamic variations of the fluid inclusions was investigated and, based on it; a tool called "Predictive Model" was presented for the evaluation of the occurrence of mineralization in different parts of the region. A comparison of the SVR-based predictive model and the copper grade block model shows acceptable conformity in low, medium, and high-grade regions.

Keywords: Machine Learning Algorithm, Support Vector Regression, Fluid Inclusion, Sungun Porphyry Copper Deposit, Predictive Model.



کاربرد روش رگرسیون بردار پشتیبان در تخمین و مدل سازی پارامترهای سیال درگیر در کانسار مس پورفیری سونگون

ملیحه عباسزاده*^۱، اردشیر هزارخانی^۲، سعید سلطانی محمدی^۲

۱- گروه مهندسی معدن، دانشکده مهندسی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

۲- دانشکده معدن، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

(پژوهشی)

پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۴/۱۲ تأیید نهایی مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۲۳

چکیده

مطالعه سیالات درگیر اغلب به صورت آزمایشگاهی و با هدف ارتقا صحت و دقت تجزیه‌های صورت گرفته انجام می‌شود. از آنجا که استفاده کاربردی از داده‌های حاصل از این مطالعات آزمایشگاهی می‌تواند در فرآیند اکتشاف کانسارها و یا دستیابی به اطلاعات اکتشافی تکمیلی از کانسارهای کشف شده سودمند باشد، در این مطالعه تخمین و مدل سازی پارامترهای ترمودینامیکی سیال درگیر (دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری) در کانسار مس پورفیری سونگون انجام و در گام نخست، با استفاده از تخمین گر رگرسیون بردار پشتیبان، مدل سه بعدی این پارامترها تهیه شده است. دقت مدل سازی صورت گرفته جهت تخمین داده‌های سیالات درگیر شامل دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال درگیر به ترتیب برابر ۷۶، ۷۱ و ۹۳ درصد می‌باشد. سپس براساس شرایط ترمودینامیکی مساعد برای نهشت کالکوپیریت (بازه دمایی ۳۰۰ تا ۴۰۰ درجه سانتی‌گراد و شوری متوسط تا بالا)، از این مدل سه بعدی برای تهیه مدل پیش‌گویانه کانی‌زایی استفاده شده است. مقایسه مدل پیش‌گویانه با مدل بلوکی زمین‌شناسی عیار مس در محدوده کانسار نشان داد که تطابق مطلوبی بین این دو مدل وجود دارد. در نتیجه می‌توان (۱) از مدل تهیه شده در ادامه فرآیند اکتشاف و با هدف اکتشافات تکمیلی بهره‌مند شد و (۲) از این روش، برای شناسایی مناطق پریپتانسیل کانسارهایی که هنوز در مراحل اکتشافات مقدماتی هستند استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم یادگیری ماشین، رگرسیون بردار پشتیبان، سیالات درگیر، کانسار مس پورفیری سونگون، مدل پیش‌گویانه.

مقدمه

در سال‌های اخیر استفاده کاربردی از نتایج حاصل از مطالعه سیالات درگیر جهت مدیریت و طراحی فرآیند اکتشاف توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده است (Baldwin et al, 1978). به شرط مطالعات دقیق سیالات درگیر با هدف‌های معین، این مطالعات می‌تواند اطلاعات بسیار مفیدی را به عنوان بخشی از روند اکتشاف کانسارها فراهم بیاورد و به عنوان یک مجموعه اطلاعاتی با ارزش به منظور تعمیم اطلاعات به دست آمده از گمانه‌های اکتشافی، استفاده شود (Barnes, 1997). در کانسارهای مس پورفیری، مطالعه سیالات درگیر از اهمیت بالائی برخوردار است. کاربردهای عمده مطالعات سیالات درگیر و بررسی و تفسیر داده‌های حاصله (شوری، دمای همگنی، فشار، درجه پرشدگی، غلظت و ترکیب شیمیائی) در این کانسارها عبارتند از: بیان پتانسیل کانی‌زایی در زون‌های دگرسانی مختلف، تعیین نوع و درجه کانی‌زایی در زون‌های دگرسانی مختلف، مدل‌سازی شیمی- فیزیکی شرایط تشکیل کانسار و کانی‌زایی و مشخص کردن دما و عمق دگرسانی و کانی‌زایی. یکی از مشکلاتی که عموماً به هنگام تفسیر داده‌های سیالات درگیر برای مفسر ایجاد می‌شود این است که این مطالعات بر روی نمونه‌های برداشت شده از بخش‌های مختلف کانسار صورت می‌گیرد و عموماً تغییرپذیری زیادی بین داده‌های برداشت شده ملاحظه می‌شود. استفاده از روش‌های تخمین جهت مدل‌سازی نحوه تغییر مشخصه‌های برداشت شده از سیالات درگیر، می‌تواند کمک قابل توجهی به کارشناسان در تفسیر داده‌های حاصل از سیالات درگیر و اتخاذ تصمیمات اکتشافی نماید. تا سال ۲۰۱۱ تنها مطالعه صورت گرفته در زمینه مدل‌سازی سه بعدی داده‌های سیالات درگیر

مطالعه Sun و همکارانش براساس داده‌های سیالات درگیر در کانسار سرب و روی Caixiashan در چین بوده است. در این مطالعه تخمین پارامترهای ترمودینامیکی سیالات درگیر تنها با استفاده از روش وزن دهی عکس فاصله^۱ صورت گرفته است (Sun et al, 2011). این روش علی‌رغم دارا بودن مزایایی همچون سادگی اصول و مبانی روش، سرعت در محاسبه، سهولت برنامه نویسی و نتایج منطقی برای بسیاری از انواع داده، با معایبی نیز همراه است که از آن جمله می‌توان به ابهام در انتخاب تابع وزنی و در نظر نگرفتن نحوه پراکندگی داده‌ها اشاره کرد. امروزه با توجه به توسعه صورت گرفته در علوم کامپیوتر، روش‌های نوینی برای تخمین ارائه شده است که از این بین می‌توان به الگوریتم‌های یادگیری ماشین اشاره نمود (Dutta et al, 2010). الگوریتم‌های یادگیری، رابطه‌ای را که به‌طور ذاتی در بین داده‌ها وجود دارد از روی نمونه‌هایی که در دسترس الگوریتم قرار داده می‌شود، یاد می‌گیرند. جذابیت این تخمین‌گرها در توانایی کاری آنها به صورت یک جعبه سیاه است. با دادن داده‌های کافی به این الگوریتم‌ها و سپس آموزش این داده‌ها، آنها می‌توانند رابطه‌ای را که بین متغیرهای ورودی (به عنوان مثال مختصات نمونه‌ها) و متغیرهای خروجی (به عنوان مثال شوری سیال درگیر در نقاط اندازه‌گیری شده) وجود دارد، یاد بگیرند. از جمله متداول‌ترین این روش‌ها، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است که کاربردهای مختلفی در علوم زمین در زمینه‌هایی همچون حل مسائل تخمین پیدا کرده است. به عنوان مثال می‌توان به کاربرد این روش در تخمین میزان لرزش زمین (Soltani et al, 2012)، تخمین عیار (Chatterjee et al, 2010; Dutta et al, 2010; Nezamolhosseini et al, 2017; Jafrasteh et al, 2018; Kaplan and Topal, 2020)، طبقه‌بندی

در سنگ بستر مشتق شده از رسوبات رودخانه‌ای (Twarakavi et al, 2006)، تخمین عیار (عباسزاده، ۱۳۹۸؛ Jafraسته et al, 2018)، طبقه‌بندی و جداسازی زون‌های دگرسانی و کانی‌سازی (Abbaszadeh et al, 2013; Abbaszadeh et al, 2015)، پیشنهاد نقاط حفاری براساس نتایج حاصل از مدل‌سازی سه بعدی داده‌های سیالات درگیر (Abbaszadeh et al, 2016) و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای (Soliman and Mahmoud, 2012; Soliman et al, 2012; Manthira Moorthi et al, 2011) اشاره کرد. یکی از قابلیت‌های روش ماشین بردار پشتیبان، توانایی این روش در کار با مجموعه داده‌های کوچک است، به نحوی که اگر تعداد داده‌ها در حدود ۵۰ نمونه هم باشد این روش به خوبی قادر به حل مسئله با دقت بالا خواهد بود (Dutta, 1998; Zhang et al, 2006). از آنجا که عموماً تعداد داده‌های سیالات درگیر برداشت شده در یک کانسار بسیار محدود است، این قابلیت، روش ماشین بردار پشتیبان را به عنوان یک روش جهت مدل‌سازی داده‌های سیالات درگیر مطرح می‌سازد. در این مطالعه با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان پارامترهای ترمودینامیکی سیال درگیر شامل دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری مدل‌سازی و مورد تخمین قرار گرفته است. براساس مدل‌های سه بعدی حاصله برای داده‌های سیالات درگیر و همچنین در نظر گرفتن شرایط ترمودینامیکی مناسب برای نهشت کالکوپیریت در کانسار مورد بررسی، اقدام به تهیه مدل‌های پیش-گویانه^۷ شده است.

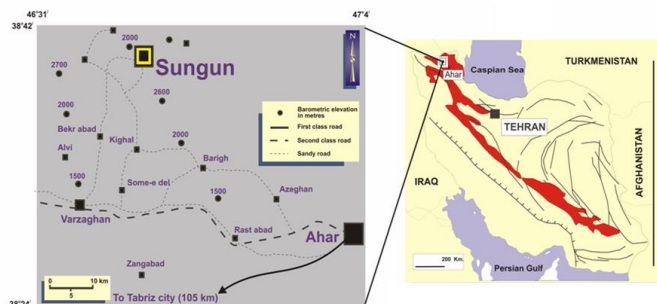
از مقایسه مدل‌های پیش‌گویانه با مدل سه‌بعدی عیار مس که براساس داده‌های برداشت شده از گمانه‌های تکمیلی به دست آمده است، مشخص گردید که در مراحل اولیه اکتشاف می‌توان از مدل پیش‌گویانه به منظور هدایت فرآیند اکتشاف استفاده کرد.

زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌سازی (شفیعی و همکاران، ۱۳۹۸؛ عباسزاده و همکاران، ۱۳۹۸) پیش‌بینی میزان بازیابی فلزات در طی فرآیندهای فلوتاسیون صنعتی (Allahkarami et al, 2016) اشاره نمود. در کنار روش متداول شبکه‌های عصبی مصنوعی که به منظور مدل‌سازی داده‌های مرتبط با علوم زمین به کار گرفته می‌شود روش دیگری که در زمره الگوریتم‌های یادگیری ماشین قرار دارد و اغلب نتایج مطلوبی را حاصل نموده است روش ماشین بردار پشتیبان^۲ است (Dutta et al, 2010; Dutta, 2006). این روش علی‌رغم اینکه روش نسبتاً جدیدی محسوب می‌شود، به دلیل پشتوانه ریاضی قوی که دارد مقبولیت گسترده‌ای را در زمان کوتاهی به دست آورده است (Smola and Scholkopf, 1998; Kecman, 2000; Kecman, 2004; Smola and Scholkopf, 2004). یکی از زیرمجموعه‌های روش ماشین بردار پشتیبان که کاربرد گسترده‌ای در حل مسئله تخمین دارد روش رگرسیون بردار پشتیبان^۳ است. این روش که بر مبنای تئوری یادگیری آماری^۴ و کمینه کردن ریسک^۵ ساختاری استوار است نخستین بار توسط وپنیک^۶ در دهه ۹۰ میلادی معرفی شد (Matias et al, 2004; Sugumaran and Ramachandran, 2011; Zhen-yuan et al, 2011). علی‌رغم کاربرد گسترده‌ای که روش رگرسیون بردار پشتیبان در علوم مختلف در حل مسئله تخمین پیدا کرده است (Son et al, 2010; Zendeheboudi et al, 2018; Henrique et al, 2018) تاکنون مطالعات اندکی در رابطه با کاربرد این روش در علوم زمین صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به مواردی همچون استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان در رابطه با تحلیل داده‌های مکانی (Dutta, 2006; Dutta et al, 2010)، تهیه نقشه رادیواکتیویته طبیعی (Pozdnoukhov, 2005)، استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان برای تخمین غلظت آرسنیک

منطقه مورد مطالعه

کانسار مس پورفیری سونگون یکی از کانسارهای بزرگ مس ایران است که به عنوان بخشی از نوار پورفیری مس دار شرقی جهان محسوب می شود (Lescuyer et al, 1978). اطمینان (Etmnan,) برای اولین بار این کانسار را براساس شواهد دگرسانی از نوع پورفیری معرفی نمود. این کانسار به لحاظ ابعاد و بزرگی با ذخیره‌ای بیش از ۸۵۰ میلیون تن کانسنگ با عیار متوسط ۰/۶۲ درصد مس و ۰/۰۱ درصد مولیبدن در مقیاس جهانی شناخته می‌شود (رمضانی و همکاران، ۱۳۹۷؛ Aghazadeh et al, 2015; Simmonds et al,

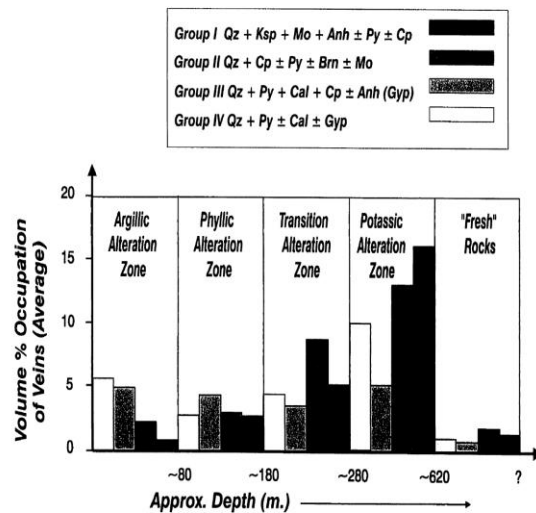
2017). به لحاظ جغرافیایی کانسار مس پورفیری سونگون در استان آذربایجان شرقی، در ۱۳۰ کیلومتری شمال شرقی شهر تبریز و در مختصات ۴۶ درجه و ۴۳ دقیقه طول جغرافیایی و ۳۸ درجه و ۴۱ دقیقه عرض جغرافیایی واقع شده است (شکل ۱). براساس مطالعات اکتشافی، مشخص شده است که توده معدنی سونگون به شکل یک بیضی با کشیدگی در جهت شرقی غربی است، قطر بزرگ این بیضی تقریباً ۲/۲ کیلومتر و قطر کوچک آن نیز تقریباً ۱/۱ کیلومتر، طول دارد (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998; Hosseinzadeh et al, 2014; Simmonds et al, 2017).



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی و نقشه دسترسی به معدن مس پورفیری سونگون (اصغری، ۱۳۸۶).

Hezarkhani, 2010; Aghazadeh et al, 2015; Hassanpour, 2017; Simmonds et al, 2017). چهار گروه اصلی رگه را می‌توان در نهشته سونگون شناسایی کرد (شکل ۲). این چهار گروه اصلی رگه عبارتند از: (I) کوارتز + مولیبدنیت + انیدریت ± فلدسپات پتاسیم و مقادیر پراکنده‌ای از پیریت، کالکوپیریت و بورنیت، (II) کوارتز + کالکوپیریت + پیریت ± مولیبدنیت، (III) کوارتز + پیریت + کلسیت ± کالکوپیریت ± انیدریت (ژیپس) ± مولیبدنیت، (IV) کوارتز و یا کلسیت، و یا ژیپس ± پیریت (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998; Asghari and Hezarkhani, 2010).

این کانسار شامل یک استوک دیوریت/گرانودیوریت تا کوارتز مونزونیتی با سن میوسن می‌باشد. این استوک شامل دو توده اصلی نفوذی، یکی مونزونیت/کوارتز مونزونیتی (قدیمی‌تر) در بخش شرقی می‌باشد و به استوک پورفیری II موسوم است. در کنار استوک پورفیری II این کانسار شامل استوک پورفیری با ترکیب کوارتز مونزودیوریتی نیز هست که تقریباً فاقد سولفیدهای مس، مولیبدن، سرب و روی است و به نام استوک پورفیری I شناخته می‌شود (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998; Calagari, 2004; Calagari and Hosseinzadeh, 2006; Asghari and



شکل ۲: نمودار نشان‌دهنده نسبت حجمی گروه‌های رگه‌های مختلف در هریک از زون‌های دگرسانی کانسار مس پورفیری سونگون (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

سیالات درگیر در کانسار مس پورفیری سونگون براساس تعداد، ماهیت، و سهم فازهای موجود در دمای اتاق به سه دسته اصلی طبقه بندی شده‌اند. سیالات درگیر نوع LV حاوی مایع + بخار ± فازهای جامد، در این نوع از سیالات درگیر فاز مایع از نظر حجمی غالب است. این سیالات درگیر در تمامی رگه‌های کوارتز واجد کانی‌زایی، فراوان بوده و بیشترین فراوانی آنها در رگه‌های گروه II و III می‌باشد. قطر آنها از ۳ تا ۱۲ میکرون تغییر می‌کند. حباب‌های بخار از نظر اندازه متغیر هستند و کمتر از ۳۵ درصد حجم انکلوزیون را به خود اختصاص می‌دهند. این انکلوزیون‌ها به مایع همگن می‌شوند. لازم به ذکر است که در تعداد کمی از سیالات درگیر نوع LV، مکعب‌های هالیت (با قطر کمتر از ۱ میکرون) و کانی‌های نامشخص شفاف یا کدر (غالباً هماتیت) مشاهده شده‌اند. توزیع و حجم فازهای جامد نامنظم بوده و از کمتر از ۵ تا بیش از ۱۰ درصد در نوسان است که دلالت بر این نکته دارد که این فازهای جامد بیشتر از اینکه کانی‌های دختر باشند، فازهای جامد به دام افتاده‌اند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

سیالات درگیر نوع VL دارای فازهای بخار + مایع ± فازهای جامد می‌باشند. حباب‌های بخار دارای اندازه‌های مختلفی می‌باشند، اما در تمامی موارد، بیش از ۶۰ درصد حجم انکلوزیون را شامل می‌شوند. این انکلوزیون‌ها غالباً به بخار و به ندرت به مایع همگن می‌شوند. اگرچه بیشتر انکلوزیون‌های VL فقط دارای فازهای بخار + مایع هستند ولی برخی از آنها دارای یک فاز جامد منفرد که هالیت یا کانی ناشناخته‌ای است و احتمالاً به دام افتاده نیز می‌باشند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998). سیالات درگیر نوع LVHS چند فاز بوده و دارای مایع + بخار + هالیت + سایر جامدات می‌باشند. براساس تعداد و نوع جامدات سیالات درگیر LVHS به سه زیر گروه تقسیم می‌شوند. انکلوزیون‌های زیرگروه S₁ که با حضور هالیت + کالکوپیریت ± انیدریت ± فاز K-Fe-Cl مشخص می‌شوند. هالیت، انیدریت و کالکوپیریت نسبت‌های فازی پایدار دارند و به عنوان کانی‌های دختر در نظر گرفته می‌شوند. حباب‌های بخار کمتر از ۲۵ درصد حجم این انکلوزیون را اشغال می‌کند. انکلوزیون‌های زیر گروه S₂ دارای سیلویت علاوه بر فازهای

سیالات درگیر در کانسار مس پورفیری سونگون براساس تعداد، ماهیت، و سهم فازهای موجود در دمای اتاق به سه دسته اصلی طبقه بندی شده‌اند. سیالات درگیر نوع LV حاوی مایع + بخار ± فازهای جامد، در این نوع از سیالات درگیر فاز مایع از نظر حجمی غالب است. این سیالات درگیر در تمامی رگه‌های کوارتز واجد کانی‌زایی، فراوان بوده و بیشترین فراوانی آنها در رگه‌های گروه II و III می‌باشد. قطر آنها از ۳ تا ۱۲ میکرون تغییر می‌کند. حباب‌های بخار از نظر اندازه متغیر هستند و کمتر از ۳۵ درصد حجم انکلوزیون را به خود اختصاص می‌دهند. این انکلوزیون‌ها به مایع همگن می‌شوند. لازم به ذکر است که در تعداد کمی از سیالات درگیر نوع LV، مکعب‌های هالیت (با قطر کمتر از ۱ میکرون) و کانی‌های نامشخص شفاف یا کدر (غالباً هماتیت) مشاهده شده‌اند. توزیع و حجم فازهای جامد نامنظم بوده و از کمتر از ۵ تا بیش از ۱۰ درصد در نوسان است که دلالت بر این نکته دارد که این فازهای جامد بیشتر از اینکه کانی‌های دختر باشند، فازهای جامد به دام افتاده‌اند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

تشکیل می‌شوند. این سیالات از نظر مکانی و به ویژه در رگه‌های گروه III، مرتبط با سیالات نوع LV می‌باشند. زمان نسبی به دام افتادگی این دو گونه از سیالات درگیر نامشخص است. سیالات درگیر جامعه III، شامل سیالات درگیر نوع LV در تمامی گروه‌های رگه تشکیل می‌شود، اما در رگه‌های گروه II و III زون‌های دگرسانی فیلیک و پروپیلیتیک بیشترین فراوانی را دارند. آنها به‌طور آشکار در امتداد صفحات شکستگی قرار گرفته‌اند و دارای منشأ ثانویه می‌باشند. سیالات درگیر نوع LV به نظر می‌رسند که بیانگر سیالات مرحله بعدی هستند که در توده نفوذی گردش کرده است (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

مواد و روش‌ها

مجموعه داده‌ها

داده‌های سیالات درگیر کانسار مس پورفیری سونگون شامل سه مجموعه داده می‌باشد. این مجموعه داده‌ها عبارتند از داده‌های گردآوری شده توسط مهرپرتو (۱۹۹۳)، هزارخانی (۱۹۹۷) و کلاگری (۱۹۹۷).

۱) داده‌های برداشت شده توسط مهرپرتو شامل ۳۳ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۳۳ نقطه محل است که مجموعاً تعداد ۲۷۷ تجزیه بر روی آنها انجام شده است. این داده‌ها شامل منشاء سیال درگیر (اولیه، ثانویه، ثانویه کاذب)، نوع دگرسانی (پتاسیک، فیلیک، آرژیلیک)، نسبت فاز مایع به بخار، فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال است.

۲) داده‌های برداشت شده توسط هزارخانی شامل ۱۱ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۱۱ نقطه محل بوده که در مجموع تعداد ۲۷۰ تجزیه بر روی نمونه‌ها انجام شده است. این داده‌ها شامل منشاء سیال درگیر (اولیه، ثانویه، ثانویه کاذب)، نوع سیال درگیر

انکلوزیون‌های نوع S₁ می‌باشند. فازهای جامد حدود ۶۰ درصد حجم این انکلوزیون و حباب‌های بخار حدود ۲۰ درصد آن را اشغال می‌کنند. انکلوزیون‌های زیر گروه S₃ دارای هالیت هستند، که معمولاً همراه با هماتیت است، اما این زیرگروه فاقد فازهای کالکوپیریت، سیلوت، و K-Fe-Cl است. حجم فازهای جامد عموماً کمتر از ۴۰ درصد انکلوزیون بوده و حجم حباب‌ها از ۲۰ تا ۶۰ درصد تغییر می‌کند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998). سیالات درگیر کانسار سونگون را می‌توان در سه جامعه مورد بررسی قرار داد. سیالات درگیر جامعه I شامل سیالات درگیر LVHS₁ و LVHS₂ و VL که اغلب در رگه‌های کوارتزی گروه‌های I و II از زون دگرسانی پتاسیک (۳۵ تا ۵۰ متر زیر سطح فرسایش کنونی) تشکیل می‌شوند ولی در افق‌های سطحی در زون دگرسانی فیلیک کمیاب می‌باشند. در رگه‌های گروه I، سیالات درگیر LVHS₁ و LVHS₂ معمولاً گروه‌های مجزایی را در بخش‌های مرکزی دانه‌های کوارتز تشکیل می‌دهند. سیالات درگیر نوع VL معمولاً در امتداد ترک‌های کوچک تشکیل می‌شوند، اما آنها نیز به صورت خوشه‌هایی در سیالات درگیر LVHS₁ حضور دارند. سیالات درگیر LVHS₁ و LVHS₂ که در کوارتزهای رگه‌های گروه II و III در زون دگرسانی فیلیک موجود در افق‌های سطحی یافت می‌شوند، ممکن است باقی مانده دگرسانی پتاسیک باشند. این سه نوع سیالات درگیر اولین مرحله از به دام افتادگی سیال در نهشته سونگون را بیان می‌کنند. سیالات درگیر جامعه II، در افق‌های سطحی تر، در زون دگرسانی فیلیک، یک ارتباط فضایی نزدیک بین سیالات درگیر غنی از جامد LVHS₃ و VL وجود دارد. این سیالات که با یکدیگر در زون‌های رشد یافت می‌شوند، عمدتاً در امتداد شکستگی‌های جوش خورده

هزارخانی و کلاگری استخراج گردید. در مرحله بعد از آزمون فیشر به منظور بررسی قابلیت تلفیق سه سری اندازه‌گیری داده‌های سیالات درگیر در کانسار مس پورفیری سونگون توسط مهرپرتو، هزارخانی و کلاگری در سطح اعتماد ۹۵٪ استفاده شد. این سه سری اندازه‌گیری به صورت دو به دو برای پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال درگیر انجام شد و براساس نتایج به دست آمده سه سری داده موجود با یکدیگر تلفیق شدند. در نهایت مجموعه داده حاصل از تلفیق داده‌های مهرپرتو، هزارخانی و کلاگری که در این مطالعه استفاده شده است شامل ۱۷۳ داده از ۵۹ نقطه محل است. در مرحله بعد با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش از کل داده‌ها و با هدف بیشینه‌سازی شباهت مشخصات آماری در این دو مجموعه ایجاد شد که به ترتیب شامل ۱۳۸ داده (حدود ۸۰٪ داده‌ها) و ۳۵ داده (حدود ۲۰٪ داده‌ها) است. در جدول ۱ تا ۳ مشخصات آماری داده‌های تفکیک شده دو مجموعه آموزش و آزمایش برای پارامترهای مورد تخمین دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر به صورت جداگانه ارائه شده است.

(LV, VL و $LVHS_{1,2,3}$)، نسبت فاز مایع به بخار، فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال است. ۳ داده‌های برداشت شده توسط کلاگری شامل ۱۵ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۱۵ نقطه محل بوده که تعداد ۴۴۲ تجزیه بر روی آنها صورت گرفته است. داده‌های کلاگری نیز شامل فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال می‌باشد. بر خلاف سایر داده‌های مکانی همچون عیار، ضخامت، آلودگی و غیره، در داده‌های سیالات درگیر برای هر نمونه دوبر صیقلی چندین تجزیه ثبت می‌شود، لذا می‌بایست از میانگین مقادیر ثبت شده برای هر نمونه دوبر صیقلی استفاده کرد. از آنجا که خصوصیات سیال درگیر در هر نقطه قویاً تابعی از منشأ و نوع سیال در آن نقطه می‌باشد، لازم است برای هر مقطع دوبر صیقلی میانگین‌گیری دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال (پارامترهای مورد تخمین) برای منشأ و نوع سیالات مختلف جداگانه صورت گیرد. در نتیجه این عمل، برای هر نقطه ۱۰ دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری مشخص می‌شود. پس از میانگین‌گیری داده‌ها به ترتیب تعداد ۷۹، ۴۸ و ۴۶ داده از مطالعات مهرپرتو،

جدول ۱: مشخصات آماری داده‌های تفکیک شده با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک برای پارامتر دمای همگنی

پارامترها	میانگین		انحراف معیار	
	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش
طول جغرافیایی	۸۷۱۵/۷	۸۷۴۲/۸	۲۶۱/۳	۲۵۰/۴
عرض جغرافیایی	۴۸۷۲/۹	۴۸۹۴/۷	۱۸۸/۴	۲۰۳/۷
ارتفاع	۱۷۵۱/۳	۱۷۴۳/۶	۱۰۸/۶	۱۰۹/۶
دمای همگنی	۳۵۱/۱	۳۵۴/۰	۷۸/۵	۸۰/۵

جدول ۲: مشخصات آماری داده‌های تفکیک شده با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک برای پارامتر دمای یوتکتیک

پارامترها	میانگین		انحراف معیار	
	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش
طول جغرافیایی	۸۷۳۰/۵	۸۷۴۲/۵	۲۵۸/۵	۲۵۹/۸
عرض جغرافیایی	۴۸۸۰/۹	۴۸۸۰/۳	۱۹۱/۸	۱۹۵/۴
ارتفاع	۱۷۵۰/۲	۱۷۵۰/۸	۱۰۹/۷	۱۰۹/۴
دمای یوتکتیک	-۳۸/۸	-۳۸/۶	۱۱/۳	۱۱/۳

جدول ۳: مشخصات آماری داده‌های تفکیک شده با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک برای پارامتر شوری سیالات درگیر

پارامترها	میانگین		انحراف معیار	
	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش
طول جغرافیایی	۸۷۱۸/۶	۸۷۳۱/۶	۲۵۸/۱	۲۶۴/۲
عرض جغرافیایی	۴۸۷۶	۴۸۸۲/۵	۱۹۲/۶	۱۸۸
ارتفاع	۱۷۳۹/۷	۱۷۸۹/۳	۱۰۷/۴	۱۰۵/۵
شوری	۲۲/۸	۲۲/۷	۱۷/۵	۱۷/۶

رابطه ۲)

$$y = g(x) + v$$

در رابطه فوق عبارت اختلال v و بردار ورودی x از نظر آماری مستقل از یکدیگر هستند. تابع $g(\cdot)$ و ویژگی‌های اختلال v نامعلوم هستند و تنها چیزی که در اختیار داریم مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی $S = \{(x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l)\}$ و کلاس تابع $F = \{f(x) = wx + b, w \in R^n, b \in R\}$ می‌باشد. هدف یافتن پارامترهای مناسب w و b به نحوی است که $f(x)$ بهترین برآورد و تقریب را از تابع نامعلوم $g(x)$ به دست دهد. که در آن w بردار وزن و b مقدار بایاس می‌باشد. مسئله اولیه را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

رابطه ۳)

$$\text{Minimize } \tau(w) = \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right)$$

که در آن C پارامتر جریمه و ξ_i متغیر کمکی است و شرایط رابطه ۳ برقرار است:

رابطه ۳)

$$\begin{aligned} (wx_i + b) - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i, \\ i &= 1, \dots, l \\ y_i - (wx_i + b) &\leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ i &= 1, \dots, l \\ \xi_i^*, \xi_i &\geq 0 \\ i &= 1, \dots, l \end{aligned}$$

روش رگرسیون بردار پشتیبان

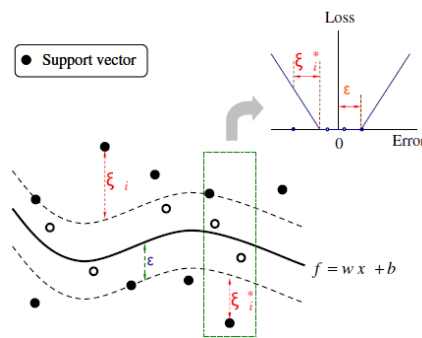
این روش که بر مبنای روش ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی کننده و برای حل مسائل تخمین مورد استفاده قرار می‌گیرد نخستین بار توسط وپنیک و در دهه ۹۰ میلادی معرفی شد. این روش براساس تئوری یادگیری آماری و کمینه کردن ریسک ساختاری استوار است (Matias et al, 2004; Sugumaran and Ramachandran, 2011; Zhen-yuan et al, 2011). روش رگرسیون بردار پشتیبان شامل الگوریتم‌های آموزشی بوده و بر مبنای روش ماشین‌های بردار پشتیبان طبقه‌بندی کننده ایجاد شده و نسبت به این روش کامل‌تر است. در یک مدل رگرسیونی لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y از روی مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود (Smola and Scholkopf, 2004). در این گونه مسائل به دنبال تابع زیان هستیم. این تابع می‌بایست نسبت به تغییرات کوچک در مدل حساس نباشد و مدل رگرسیونی را به خوبی توسعه دهد.

تابع مورد نظر تحت عنوان تابع زیان ε -غیر حساس^۱ شناخته می‌شود (شکل ۳). در تعریف این تابع بیان می‌شود که اگر f یک تابع با مقادیر حقیقی در x باشد تابع زیان ε -غیر حساس $L^\varepsilon(x, y, f)$ به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود:

رابطه ۱)

$$\begin{aligned} L^\varepsilon(x, y, f) &= |y - f(x)|_\varepsilon \\ &= \max(0, |y - f(x)| - \varepsilon) \end{aligned}$$

حال مدل رگرسیون غیرخطی را در نظر می‌گیریم (رابطه ۲).



شکل ۳: نمایش رگرسیون بردار پشتیبان در حالت غیرخطی با استفاده از تابع زیان ϵ - غیر حساس (Yu et al, 2006).

در ادامه می‌توان از کرنل ضرب داخلی در مسئله بهینه‌سازی فوق استفاده کرد و الگوریتم رگرسیون را برای فضای ویژگی توسعه داد. متداولترین توابع کرنل مورد استفاده در مسائل غیر خطی عبارتند از کرنل خطی، سیگموئید، چند جمله‌ای و پایه شعاعی که روابط مربوط به هر یک در جدول ۴ ارائه شده است. انتخاب توابع کرنل بستگی به ماهیت مسئله و نوع داده‌ها دارد و پارامترهای γ ، r و d در این جدول، پارامترهای کرنل نامیده می‌شوند. روش رگرسیون بردار پشتیبان در مقایسه با روش بردار پشتیبان طبقه‌بندی کننده دارای یک پارامتر آزاد اضافی ϵ است. انتخاب ϵ و C و نیز پارامتر کرنل بر عهده کاربر است و کنترل پیچیدگی مربوط به مدل رگرسیونی را مستقیماً تحت تأثیر قرار می‌دهد (شهرابی و همکاران، ۱۳۹۰).

با استفاده از ضرایب لاگرانژ مسئله دوگان به صورت رابطه ۴ نوشته می‌شود:

رابطه (۴)

$$\max_{\alpha, \hat{\alpha}} w(\alpha, \hat{\alpha}) = \sum_{i=1}^l y_i (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) - \epsilon \sum_{i=1}^l (\hat{\alpha}_i + \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\hat{\alpha}_i - \alpha_i)(\hat{\alpha}_j - \alpha_j) x_i x_j$$

که در آن α و $\hat{\alpha}$ ضرایب لاگرانژ می‌باشند و شرط رابطه ۵ بر قرار است:

رابطه (۵)

$$\sum_{i=1}^l (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) = 0, \quad i = 1, \dots, l, \text{ و } 0 \leq \hat{\alpha}_i, \alpha_i \leq C$$

جدول ۴: متداولترین توابع کرنل به کار گرفته شده در مسائل تفکیک‌ناپذیر خطی (Zuo and M.Carranza, 2011).

نوع	تابع کرنل
خطی ^۹	$K(x_i, x_j) = \gamma x_i x_j$
چند جمله‌ای ^{۱۰}	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i x_j + r)^d, \gamma > 0$
پایه شعاعی ^{۱۱}	$K(x_i, x_j) = \exp\{-\gamma \ x_i - x_j\ ^2\}, \gamma > 0$
سیگموئید ^{۱۲}	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i x_j + r), \gamma > 0$

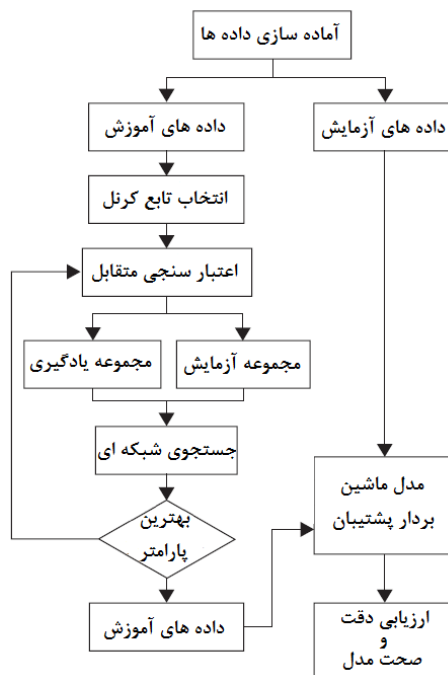
بحث و نتایج

پس از آماده‌سازی داده‌ها و مشخص نمودن داده‌های مراحل آموزش و آزمایش، براساس ماهیت مسئله مورد مدل‌سازی نوع تابع کرنل از میان توابع ارائه شده در جدول ۴ انتخاب می‌شود. در این

در مدل‌سازی به روش رگرسیون بردار پشتیبان می‌توان مطابق روند نشان داده شده در شکل ۴ عمل کرد. براساس روند ارائه شده در این شکل،

تعیین شوند. نحوه انتخاب پارامترهای بهینه مدل می تواند کیفیت عملکرد مدل را تحت تأثیر قرار دهد. در این راستا از روش جستجوی شبکه ای^{۱۳} به همراه اعتبارسنجی متقابل^{۱۴} جهت تعیین مقدار بهینه پارامترهای مدل استفاده شد. روش جستجوی شبکه ای یک روش جستجوی فراگیر^{۱۵} است.

مطالعه تابع پایه شعاعی (RBF) با توجه به عملکرد مطلوب تری که نسبت به سایر انواع کرنل داشت جهت تخمین و مدل سازی پارامترهای ترمودینامیکی سیال درگیر با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان انتخاب شد. در مرحله بعد به منظور دستیابی به مدلی که قدرت تعمیم بالایی داشته باشد لازم است پارامترهای مدل با دقت



شکل ۴: نمایش مراحل مدل سازی به روش رگرسیون بردار پشتیبان (عباس زاده، ۱۳۹۳).

نقطه بهینه کلی در فضای پارامتر مورد جستجو نزدیک می شود (Hsu et al, 2010). بازه جستجو برای پارامترهای C، γ و ϵ در جدول ۵ ارائه شده است. با به کارگیری روش جستجوی شبکه ای به همراه اعتبارسنجی متقابل ۴ تایی و طی دو مرحله مقادیر بهینه پارامترهای C، γ و ϵ به دست آمد. در جدول ۶ مقادیر بهینه پارامترهای C، γ و ϵ جهت تخمین پارامترهای ترمودینامیکی دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر ارائه شده است.

در این روش شبکه ای یکنواخت در فضای پارامتر مورد جستجو تعریف می شود. سپس تمام نقاط در شبکه به منظور پیدا کردن یک نقطه بهینه کلی مورد ارزیابی قرار می گیرد. در نهایت، جستجوی شبکه ای نقطه بهینه کلی تمام نقاط در شبکه پارامتر مورد نظر را پیدا خواهد کرد. اساس روش جستجوی شبکه ای به این صورت است که ابتدا شبکه ای درشت^{۱۶} در فضای پارامتر تشکیل داده می شود و با نزدیک شدن به نقطه بهینه در مرحله بعد شبکه ریزتری^{۱۷} تعریف شده و در نهایت به

جدول ۵: بازه جستجو برای هر یک از پارامترهای مدل در تخمین دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر بر گرفته از (Hsu et al, 2010; Frohlich and Zell, 2005).

پارامتر مدل رگرسیون بردار پشتیبان	بازه جستجو
C	{۲۱۵، ۳۵}
γ	{۲۳، ۱۵-۳}
ε	{۱-۲، ۸-۳}

جدول ۶: مقادیر بهینه پارامترهای C، γ و ε به دست آمده از روش جستجوی شبکه‌ای بر مبنای اعتبارسنجی ۴ تایی

پارامترهای بهینه مدل	دمای همگنی	دمای یوتکتیک	شوری
C	۹۷۴۲	۹۰/۵	۲۴۳۵/۵
γ	۰/۰۳۱۲۵	۰/۵	۰/۲۱۰۲۲۴
ε	۰/۸۴	۰/۰۱۵۶۲۵	۰/۰۰۷۸۱۲۵

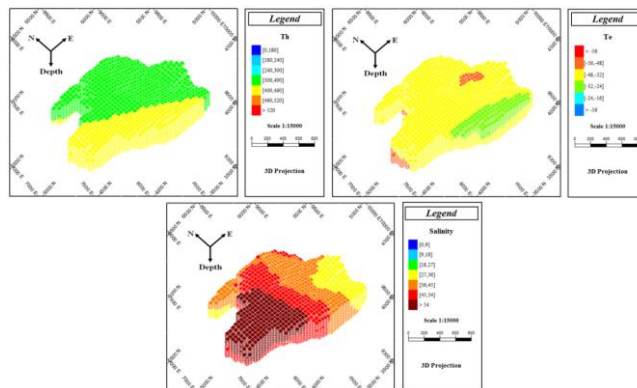
در ادامه براساس مدل‌های آموزش یافته، اقدام به تخمین پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال در جوامع مختلف برای مدل بلوکی کانسار شد. این مدل دارای بلوک‌هایی با ابعاد ۲۵×۵۰×۵۰ متر بوده و براساس بلوک‌بندی مدل زمین‌شناسی کانسار مس پورفیری سونگون که در شرکت ملی مس (ParsOlang Co Report, 2006) تهیه شده است، ایجاد شد. به عنوان نمونه، نتایج حاصل از به‌کارگیری مدل رگرسیون بردار پشتیبان در تخمین پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال درگیر در محدوده مورد مطالعه به عنوان نمونه برای سیال درگیر نوع LVHS_۱ با منشا اولیه در شکل ۵ آورده شده است.

پس از انتخاب پارامترهای بهینه مدل، تمام داده‌های آموزش براساس مدل بهینه آموزش یافته و در نهایت کارایی مدل حاصله در رابطه با داده‌های آزمایش بررسی و دقت و تعمیم‌پذیری مدل براساس داده‌های آزمایش سنجیده شد. فرآیند آموزش مدل براساس تابع LIBSVM و در نرم‌افزار داده کاوی Weka صورت گرفت. نتایج حاصل از مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای داده‌های آموزش و آزمایش در جدول ۷ آورده شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود ضریب همبستگی به دست آمده برای مجموعه‌های آموزش و آزمایش در هر یک از پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر مقدار مطلوبی دارد که کارایی مدل استفاده شده را نشان می‌دهد.

جدول ۷: نتایج حاصل از مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری

سیالات درگیر

رگرسیون بردار پشتیبان	دمای همگنی		دمای یوتکتیک		شوری	
	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش	آموزش	آزمایش
ضریب همبستگی	۰/۷۰	۰/۷	۰/۷۸	۰/۷۱	۰/۹۵	۰/۹۲
خطای جذر میانگین مربعات	۵۵/۸	۵۲/۴	۷/۰۶	۷/۹۶	۵/۱۱	۶/۶۴
تعداد داده ها	۱۳۸	۳۵	۱۳۸	۳۵	۱۳۸	۳۵



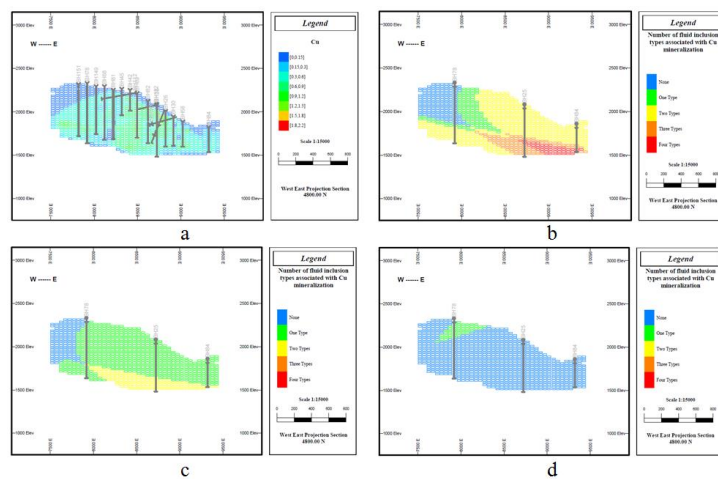
شکل ۵: نتایج حاصل از به کارگیری مدل رگرسیون بردار پشتیبان در تخمین پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال درگیر در محدوده مورد مطالعه برای سیال درگیر نوع LVHS₁ با منشا اولیه

تا ۴۰۰ درجه سانتیگراد صورت گرفته است. همچنین براساس این مطالعات مشخص شده است که با گذشت زمان دما و شوری سیالات کانه سازی باعث نهشت کالکوپیریت در سونگون شده اند کاهش یافته است. به عنوان مثال، دمای همگنی سیالات درگیر از حدود ۵۰۰°C در رگه های گروه I به حدود ۲۴۰°C در رگه های گروه III کاهش می یابد. همچنین شوری سیالات درگیر نوع LVHS از ۵۵ درصد وزنی معادل NaCl در رگه های گروه I به ۳۳ درصد وزنی معادل NaCl در رگه های گروه III و نیز شوری سیالات درگیر نوع LV از ۱۸ تا ۱ درصد وزنی معادل NaCl کاهش یافته است. این تغییرات در دما و شوری سیال منعکس کننده سرد شدن سیال شور آبی جدا شده از ماگمای دیوریت-گرانودیوریتی و نیز جوشش پس از آن و اختلاط با آب های جوی در مراحل مختلف تحول ترمودینامیکی در سونگون است. بنابر آنچه بیان شد می توان شرایط مساعد جهت نهشت عمده کالکوپیریت در کانسار مس پورفیری سونگون را مرتبط با سیالاتی با دمای حدود ۳۰۰ تا ۴۰۰ درجه سانتیگراد و شوری متوسط تا بالا در نظر گرفت. مبنای ساخت مدل پیش گوینده به این صورت است که برای هر بلوک شرایط ترمودینامیکی مساعد براساس سیالات درگیر نوع LVHS₁، LVHS₂،

یکی از کاربردهایی که می توان برای مدل سه بعدی حاصل از مطالعات سیالات درگیر متصور بود، امکان استفاده از چنین مدلی در هدایت فرآیند اکتشاف کانسار است. برای این منظور لازم است تا تطابق احتمالی بین کانی زایی و تحولات ترمودینامیکی سیالات درگیر مورد بررسی قرار گرفته و براساس آن ابزاری برای ارزیابی وقوع کانی زایی در بخش های مختلف محدوده مورد مطالعه ارائه شود. براساس پیشینه مطالعات سیالات درگیر صورت گرفته در کانسار مس پورفیری سونگون، شرایط ترمودینامیکی مساعد برای نهشت مس شناسایی و مناطق مستعد براساس این شرایط در مدل سه بعدی مشخص و تحت عنوان مدل پیش گوینده تعریف شد. در پایان به منظور ارزیابی کارایی این ابزار (اعتبارسنجی)، مدل پیش گوینده حاصل با مدل سه بعدی عیار مس (که براساس حفاری های صورت گرفته در معدن تهیه شده است) مقایسه شد. شرح ارزیابی صورت گرفته در ادامه آورده شده است. براساس مطالعات کانی شناسی و سیالات درگیر صورت گرفته توسط هزارخانی (۱۹۹۷) در کانسار مس پورفیری سونگون، مشخص شده است که مرحله اصلی کانی زایی مس در رگه های گروه II و III و در نتیجه نهشت کالکوپیریت از سیالاتی با شوری متوسط تا بالا و در محدوده دمایی بین ۳۰۰

مقایسه شده است (شکل ۶). از آنجایی که مدل سه‌بعدی عیار مس براساس حدود ۲۵۰۰۰ نمونه عیارسنجی برداشت شده از ۱۴۸ گمانه حفر شده در محدوده کانسار تهیه شده است، از اعتبار بالایی برخوردار بوده و می‌تواند مبنای مناسبی برای بررسی کیفیت مدل پیش‌گویانه برای منطقه مورد مطالعه باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل سه‌بعدی پیش‌گویانه تهیه شده برای سیالات درگیر جوامع I و II پتانسیل کانی‌زایی در بخش‌های وسیعی از منطقه را نشان می‌دهد.

VL و LV، LVHS₃ و VL سنجیده می‌شود و به تعداد حالات مناسب، به هر بلوک شاخص امکان کانی‌زایی که عددی بین ۰ تا ۴ است نسبت داده می‌شود. براساس شاخص امکان کانی‌زایی، مناطق مستعد در مدل سه‌بعدی مشخص و تحت عنوان مدل پیش‌گویانه تعریف شده است. در شکل ۶، یک مقطع از مدل‌های پیش‌گویانه برای جوامع مختلف سیالات درگیر ارائه شده است. به منظور ارزیابی کارایی روش رگرسیون بردار پشتیبان، مدل‌های پیش‌گویانه حاصل با مدل سه‌بعدی عیار مس



شکل ۶: مقایسه مدل‌های سه‌بعدی پیش‌گویانه حاصل از به‌کارگیری شاخص امکان کانی‌زایی برای جوامع مختلف سیالات درگیر و مدل سه‌بعدی عیار مس. (a) مدل سه‌بعدی عیار مس، (b) مدل سه‌بعدی پیش‌گویانه برای سیالات درگیر جامعه I، (c) مدل سه‌بعدی پیش‌گویانه برای سیالات درگیر جامعه II و (d) مدل سه‌بعدی پیش‌گویانه برای سیالات درگیر جامعه III.

نتیجه‌گیری

مختلف دمایی و شوری در محدوده کانسار مس پورفیری سونگون تعیین گردید. پس از تهیه مدل‌های سه‌بعدی، به منظور بررسی کارایی مدل‌سازی صورت گرفته در هدایت فرآیند اکتشاف کانسارهای پورفیری، تطابق احتمالی بین کانی‌زایی و تحولات ترمودینامیکی سیالات درگیر مورد بررسی قرار گرفته و براساس آن ابزاری تحت عنوان مدل پیش‌گویانه برای ارزیابی وقوع کانی‌زایی در بخش‌های مختلف محدوده ارائه شد. مقایسه مدل‌های پیش‌گویانه تهیه شده براساس روش رگرسیون بردار

در این مطالعه مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های سیالات درگیر به منظور تخمین پارامترهای ترمودینامیکی تأثیرگذار در کانی‌زایی (دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر) با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و با هدف تعیین نقاط مستعد کانی‌سازی در منطقه انجام شده است. در نتیجه مدل‌سازی سه‌بعدی دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیالات درگیر با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان، محدوده‌های

توجه به افزایش پتانسیل کانی زایی براساس مدل پیش گوینده در بخش شرقی منطقه، می توان به منظور بررسی دقیق تر بخش شرقی تعداد گمانه اکتشافی بیشتری را در این منطقه برداشت کرد چرا که با بررسی مدل های پیش گوینده مشخص می شود که با افزایش عمق در بخش های مرکزی و شرقی منطقه پتانسیل کانی زایی نیز به شکل محسوسی افزایش می یابد، لذا افزایش عمق حفريات اکتشافی در این نواحی ضروری است. لازم به ذکر است با توجه به کارایی مشاهده شده برای مدل پیش گوینده حاصله، می توان استفاده از این مدل را برای هدایت فرایند حفاری برای کانسارهایی که در فاز اکتشافات مقدماتی و نیمه تفصیلی هستند پیشنهاد نمود.

پشتیبان و مدل بلوکی عیار مس، تطابق مناسبی را در مناطق کم عیار، متوسط عیار و پر عیار نشان می دهد. از این تطابق می توان به منظور ارزیابی حفاری های اکتشافی صورت گرفته در منطقه استفاده نموده و تأثیر استفاده از مدل پیش گوینده را در هدایت فرآیند اکتشاف تفصیلی و حتی اکتشاف حین استخراج بررسی کرد. براساس مدل های پیش گوینده تهیه شده براساس روش رگرسیون بردار پشتیبان، مناطق عمیق بخش غربی منطقه دارای پتانسیل کانی زایی می باشد ولی حفريات اکتشافی صورت گرفته در بخش غربی منطقه توسعه مناسبی نداشته و می توان به منظور بررسی عمقی پتانسیل کانی زایی در منطقه، تعداد گمانه بیشتری را در این مناطق حفر نمود. همچنین با

پانوشت

- 1-Inverse Distance Weighting Method
- 2-Support Vector Machine (SVM)
- 3-Support Vector Regression (SVR)
- 4-Statistical Learning Theory (SLT)
- 5-Structural Risk Minimization (SRM)
- 6-Vapnik
- 7-Predictive Model
- 8- ϵ -insensitive Loss Function
- 9-Linear

- 10-Polynomial
- 11-Radial Basis
- 12-Sigmoid
- 13-Grid Search
- 14-Cross-Validation
- 15-Exhaustive Search
- 16-Coarse Grid
- 17-Fine Grid

منابع

-شفیعی، ز.، عباس زاده، م.، سلطانی محمدی، س. و دهقانی جوزم، م.، ۱۳۹۸. مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه مدل سه بعدی زون های کانی سازی (مطالعه موردی: کانسار مس پورفیری میدوک، ایران، نشریه مهندسی معدن، دوره ۱۴، شماره ۴۵، ص ۱۳-۲۴. -شهرابی، ج. و ذوالقدر شجاعی، ع.، ۱۳۹۰. داده کاوی پیشرفته: مفاهیم و الگوریتم ها، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد دانشگاه امیرکبیر، ۴۷۲ ص. -عباس زاده، م.، ۱۳۹۳. مدل سازی سه بعدی داده های حاصل از مطالعات سیالات درگیر با استفاده از

-اصغری، ا.، ۱۳۸۶. تفکیک دگرسانی در کانسار مس پورفیری سونگون براساس شبیه سازی زمین آماری با استفاده از داده های سیالات درگیر، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی امیرکبیر. -رمضانی، ط.، معانی جو، م.، اسدی، س.، لنتز، د. و پیروزی، ن.، ۱۳۹۷. مقایسه سیستم های مس پورفیری سونگون و کيفال، شمال غرب ایران: با تأکید بر مطالعه سیالات درگیر. زمین شناسی اقتصادی، دوره ۱۰، شماره ۲، ص ۴۰۳-۴۲۴.

- پژوهشی علوم زمین، دوره ۲۹، شماره ۱۱۳، ص ۱۱۵-۱۲۲.
- عباسزاده، م.، ۱۳۹۸. تخمین عیار کانسار فسفات اسفوردی با روش رگرسیون بردار پشتیبان، نشریه مهندسی منابع معدنی، دوره ۴، شماره ۴، ص ۱-۱۶.
- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani-Mohammadi, S., 2013. An SVM Based Machine Learning Method for the Separation of Alteration Zones in Sungun Porphyry Copper Deposit: *Chem Erde-Geochem*, v. 73, p. 545-554.
- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani-Mohammadi, S., 2015. Classification of Alteration Zones Based on Whole-Rock Geochemical Data Using Support Vector Machine: *Journal of the Geological Society of India*, v. 85, p. 500-508.
- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani Mohammadi, S., 2016. Proposing Drilling Locations Based on the 3D Modeling Results of fluid Inclusion Data Using the Support Vector Regression Method: *Journal of Geochemical Exploration*, v. 165, p. 23-34.
- Aghazadeh, M., Hou, Z., Badrzadeh, Z. and Zhou, L., 2015. Temporal-Spatial Distribution and Tectonic Setting of Porphyry Copper Deposits in Iran: Constraints from Zircon U-Pb and Molybdenite Re-Os Geochronology: *Ore Geology Reviews*, v. 70, p. 385-406.
- Allahkarami, E., Nuri, O., Abdollahzadeh, A.A., Rezai, B. and Chegini, M., 2016. Estimation of Copper and Molybdenum Grades and Recoveries in the Industrial Flotation Plant Using the Artificial Neural Network: *International Journal of Nonferrous Metallurgy*, v. 5, p. 23-32.
- الگوریتم‌های یادگیری ماشین، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- عباسزاده، م.، هزارخانی، ا. و سلطانی محمدی، س.، ۱۳۹۸. مرزبندی زون‌های دگرسانی پتاسیک و فیلیک براساس نتایج حاصل از مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های سیالات درگیر به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، فصلنامه علمی
- Asghari, O. and Hezarkhani, A., 2010. Investigations of alteration zones based on fluid inclusion microthermometry at Sungun porphyry copper deposit, Iran: *Bulletin of the Mineral Research and Exploration*, v. 140, p. 19-34.
- Baldwin, J.T., Swain, H.D. and Clark, G.H., 1978. *Geology and Grade Distribution of the Panguna Porphyry Copper Deposit, Bougainville, Papua New Guinea: Economic Geology*, v. 73, p. 690-702.
- Barnes, H.L., 1997. *Geochemistry of Hydrothermal Ore Deposits*, 3rd Edition: John Wiley Publications, New York.
- Calagari, A.A. and Hosseinzadeh, G., 2006. The Mineralogy of Copper-Bearing Skarn to the East of the Sungun-Chay River, East-Azarbaidjan, Iran: *Journal of Asian Earth Sciences*, v. 28, p. 423-438.
- Calagari, A.A., 1997. *Geochemical, Stable Isotope, Noble Gas, and Fluid Inclusion Studies of Mineralization and Alteration at Sungun Porphyry Copper Deposit, East-Azarbaidjan, Iran: Implication for Genesis: Ph.D. Thesis*, Manchester University.
- Calagari, A.A., 2004. *Fluid Inclusion Studies in Quartz Veinlets in the Porphyry Copper Deposit at Sungun, East-Azarbaidjan, Iran: Journal of Asian Earth Sciences*, v. 23, p. 179-189.
- Chatterjee, S., Bandopadhyay, S. and Machuca, D., 2010. *Ore Grade Prediction Using a Genetic Algorithm and Clustering Based Ensemble Neural*

- Network Model: *Mathematical Geosciences*, v. 42, p. 309-326.
- Dutta, S., 2006. Predictive Performance of Machine Learning Algorithms for Ore Reserve Estimation in Sparse and Imprecise Data: Ph.D. Thesis, University of Alaska Fairbanks.
- Dutta, S., Bandopadhyay, S., Ganguli, R. and Misra, D., 2010. Machine Learning Algorithms and Their Application to Ore Reserve Estimation of Sparse and Imprecise Data: *Journal of Intelligent Learning Systems & Applications*, v. 2, p.86-96.
- Etminan, H., 1977. The Discovery of Porphyry Copper-Molybdenum Mineralization Adjacent to Songun Village in the Northwest of Ahar (Eastern Azerbaijan, Iran) and a Proposed Program for its Detailed Exploration. Geological Survey of Iran: Confidential Report, Ministry of Industries and Mines.
- Frohlich, H. and Zell, A., 2005. Efficient Parameterselection for Support Vector Machines in Classification and Regression via Model-Based Global Optimization: *Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Montreal, Que., v. 3, p. 1431-1436.
- Hassanpour, S., 2017. The Sungun porphyry magma resource and the 120,000-year difference in age between the main stock and the first dike: New evidence from $87\text{Sr}/86\text{Sr}$, $143\text{Nd}/144\text{Nd}$ and Pb, SHRIMP U-Pb zircon dating in NW Iran: *Iranian Journal of Earth Sciences*, v. 9(2), p. 94-104.
- Henrique, B.M., Sobreiro, V.A. and Kimura, H., 2018. Stock Price Prediction Using Support Vector Regression on Daily and up to the Minute Prices: *The Journal of Finance and Data Science*, v.4, p.183-201.
- Hezarkhani, A., 1997. Physicochemical Controls on Alteration and Copper Mineralization in the Sungun Porphyry Copper System, Iran: Ph.D. Thesis, University of McGill.
- Hezarkhani, A. and Williams-Jones, A.E., 1998. Controls of Alteration and Mineralization in the Sungun Porphyry Copper Deposit, Iran: Evidence from Fluid Inclusions and Stable Isotopes: *Economic Geology*, v. 93, p. 651-670
- Hosseinzadeh, M., Alavi, S. and Moayyed, M., 2014. Petrography and petrology of the Sungun porphyry copper deposit and post mineralization dykes with a view to Skarn mineralization (north of Varzeghan, East Azarbaijan): *Iranian Journal of Petrology*, v. 5(17), p. 17-32.
- Hsu, C.W., Chang, C.C. and Lin, C.J., 2010. A Practical Guide to Support Vector Classification: Technical Report, Department of Computer Science and Information Engineering, University of National Taiwan, Taipei, p. 1-12.
- Jafrasteh, B., Fathianpour, N. and Suárez, A., 2018. Comparison of machine learning methods for copper ore grade estimation: *Computers & Geosciences*, v. 22, p. 1371-1388.
- Kaplan, U.E. and Topal, E., 2020. A New Ore Grade Estimation Using Combine Machine Learning Algorithms: *Minerals*, v. 10(10), 847 p.
- Kecman, V., 2000. Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Network and Fuzzy Logic Models: Mit Publishers, 576 p.
- Kecman, V., 2004. Support Vector Machines Basics, the University of Auckland, School of Engineering, 616 p.
- Lescuyer, J.L., Riou, R., Babakhani, A., Alavi Tehrani, N., Nogol, M.A., Dido, J. and Gemain, Y.M., 1978. Geological Map of the Ahar Area: Geological Survey of Iran.
- Manthira Moorthi, S., Misra, I., Kaur, R., Darji, N.P. and Ramakrishnan, R., 2011. Kernel-Based Learning Approach

- for Satellite Image Classification Using Support Vector Machine: IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems, p. 107-110.
- Matias, J.M., Vaamonde, A., Taboada, J. and Gonzalez-Manteiga, W., 2004. Support Vector Machines and Gradient Boosting for Graphical Estimation of a Slate Deposit: Stochenvir Res and Risk Ass, v. 18, p. 309-323.
- Mehrpartou, M., 1993. Contributions to the Geology, Geochemistry, Ore Genesis and Fluid Inclusion Investigations on Sungun Cu-Mo Porphyry Deposit, (North-West of Iran): Ph.D. Thesis, Hamburg University, Hamburg, Germany.
- Nezamolhosseini, S.A., Mojtahedzadeh, S.H. and Gholamnejad, J., 2017. The Application of Artificial Neural Networks to Ore Reserve Estimation at Choghart Iron Ore Deposit: Analytical and Numerical Methods in Mining Engineering, v. 6, p. 73-83.
- Pars Olang Engineering Consultant Company, 2006. Pars Olang Modeling and Reserve Estimation Report of Sungun Copper Mine, Tehran.
- Pozdnoukhov, A., 2005. Support Vector Regression for Automated Robust Spatial Mapping of Neural Radioactivity: Journal of Applied Gis, v. 1(2), p. 75-93.
- Simmonds, V., Moazzen, M. and Mathur, R., 2017. Constraining the timing of porphyry mineralization in northwest Iran in relation to Lesser Caucasus and Central Iran; Re-Os age data for Sungun porphyry Cu-Mo deposit: International Geology Review, v. 59, p. 25-37.
- Smola, A.J. and Scholkopf, B., 1998. A Tutorial on Support Vector Regression: NeuroCOLT Technical Report NC-TR-98-030, Royal Holloway College, University of London, UK.
- Smola, A.J. and Scholkopf, B., 2004. A Tutorial on Support Vector Regression: Statistics and Computing, v. 14, p. 199-222.
- Soliman, O.S. and Mahmoud, A.S., 2012. A Classification System for Remote Sensing Satellite Images Using Support Vector Machine with Non-Linear Kernel Functions: 8th International Conference on Informatics and Systems (INFOS), p. 181-187.
- Soliman, O.S., Mahmoud, A.S. and Hassan, S.M., 2012. Remote Sensing Satellite Images Classification Using Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization: Third International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications, p. 280-285.
- Soltani, S., Bakhshandeh Amnieh, H. and Bahadori, M., 2012. Investigating Ground Vibration to Calculate the Permissible Charge Weight for Blasting Operations of Gotvand-Olya Dam Underground Structures: Archives of Mining Science, v. 56, p. 701-710.
- Son, Y.J., Kim, H.G., Kim, E.H., Choi, S. and Lee, S.K., 2010. Application of Support Vector Machine for Prediction of Medication Adherence in Heart Failure Patients: Healthcare Informatics Research, v. 16, p. 253-259.
- Sugumaran, V. and Ramachandran, K.I., 2011. Effect of Number of Features on Classification of Roller Bearing Faults Using SVM and PSVM: Expert Systems with Applications, v. 38, p. 4088-4096.
- Sun, L., Xiao, K., Gao, Y., Wang, R. and Xing, S., 2011. 3D Modeling of Fluids Inclusion Data of Caixiashan Pb-Zn Deposit, East Tianshan Area, China: IAMG, Austria.
- Twarakavi, N. C. Misra, D. and Bandopadhyay, S., 2006. Prediction of Arsenic in Bedrock Derived Stream Sediments at a Gold Mine Site under

Conditions of Sparse Data: Natural Resources Research, v. 15, p.15-26.

-Yu, P.S., Chen, S.T. and Chang, I.F., 2006. Support Vector Regression for Real-Time Flood Stage Forecasting: Journal of Hydrology, v. 328, p. 704-716.

-Zendehboudi, A., Baseer, M.A. and Saidur, R., 2018. Application of Support Vector Machine Models for Forecasting Solar and Wind Energy Resources: A Review: Journal of Cleaner Production, v. 199, p. 272-285.

-Zhang, G.P., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y., 1998. Forecasting with Artificial

Neural Networks: the State of the art: International Journal of Forecasting, v. 1(14), p. 35-62.

-Zhen-Yuan, J., Jian-Wei, M., Fu-Ji, W. and Wei, L., 2011. Hybrid of Simulated Annealing and SVM for Hydraulic Valve Characteristics Prediction: Expert Systems with Applications, v. 38, p. 8030-8036.

-Zuo, R. and M.Carranza, E.J., 2011. Support Vector Machine: A Tool for Mapping Mineral Prospectivity: Computers & Geosciences, v. 37, p. 1967-1975.