



Locating of infill drill holes in order to reduce uncertainty in mineral reserve estimation using weighting and multivariate ranking techniques

Parham Pahlevani^{1*}, Mohammad Hossein Aghlan²

1. Associate Professor at the Faculty of Surveying Engineering and Geospatial Information, Technical Colleges, University of Tehran, pahlavani@ut.ac.ir
2. Ph.D. student in Mineral Exploration, School of Mining Engineering, University of Tehran, mhaghlan@ut.ac.ir

Received: 2022/07/28 - Accepted: 2023/06/13

Abstract

The placement of infill drill holes and providing an optimal pattern for drilling drill holes has long been of interest in the mining process and has become an inseparable part of it. The root of this importance can be found in the financial issues related to the mining process, the exploration and extraction sector, and issues related to classification. The estimation error method was used in this research to classify the blocks to reach an acceptable level of uncertainty. CRITIC and TOPSIS methods were also used to place supplementary drill holes and weight potential drill holes. The CRITIC method was used to assign weight, and the TOPSIS method was used to select 5 of the best drill holes. At first, the drill holes were weighted using the CRITIC method and with expert opinion, and then they were graded using the TOPSIS method. The criteria used for the TOPSIS method include the iron grade, weight percent grade of remaining iron (metallurgical component), variance, error of estimation, and classification. Finally, after placing the 5 wells in question, the estimation and classification process was carried out again; based on the number of definitively classified blocks, it was increased from 380 to 571, and the estimated average grade of iron also increased, and 19% improvement in the classification was obtained. The improvement achieved in the number of blocks with definite classification adds to the certainty and reliability of the model.

Keywords

Infill drill hole, Locating drill hole, TOPSIS, CRITIC, weighting technique, classification.

* Corresponding Author



1- Introduction

Infill drilling methods have been used in exploration projects since the late 1980s. Given the high financial burden of drilling and its significant impact on exploration costs, new infill drilling methods have been increasingly embraced. The presence of multiple points for infill drilling and constraints on the number of drill holes has turned infill drilling into an optimization problem. Implementing a drilling pattern for infill holes is a challenging and complex process due to various influential parameters, including geological issues and execution considerations. The most suitable pattern for infill drilling will be a design that selects a subset of variables that ultimately lead to maximizing the efficiency and minimizing the costs of the mining project. This article aims first to determine the optimal locations for infill drill holes, considering factors such as geological considerations and execution constraints. Implementing an infill drilling pattern is a complex process that involves selecting variables that maximize project efficiency and minimize costs. Silva conducted one of the most comprehensive studies presented in this field. The advantages of this method include considering extraction parameters, enhancing ore classification in the objective function, and maintaining continuity, making it one of the most practical approaches. Recent research has also yielded achievements, such as considering a proposed three-dimensional anomaly and incorporating azimuth and dip of the anomaly by Mersidi and Mamarian in 2016. Additionally, the use of intelligent methods and machine learning by Dimitrakopoulos in 2017 is highlighted.

2- Methods

To prospect complementary anomalies, the desired region has been estimated using existing primary anomalies employing the kriging method. Subsequently, the iron element grade, the weight percentage of remaining iron (as a geometallurgical variable), and the variance corresponding to each block are calculated. The variables of grade and weight percentage of remaining iron are considered positive criteria, while the variance and estimation error variables are taken as negative criteria. The estimation error, serving as a determinant for classification, has been utilized to categorize blocks into probable and specific categories. In addition to the high grade and weight percentage of remaining iron, the classification variable has been considered adequate as a positive criterion in prospecting. The area is segmented into regular grids of 100x100 to prevent clustering of anomalies in proximity, and corresponding anomalies are identified for each defined area. After prospecting and determining the necessary criteria for anomaly prospecting, weights are assigned to each criterion using the analytic hierarchy process (AHP) method. Furthermore, the topsis method is employed to select the best solution from the available set of answers. The AHP method, in combination with multi-criteria decision-making methods, is highly compatible. As evident in a multi-criteria decision-making method like topsis, several criteria are utilized to select the best option. The weighting of criteria always poses a challenge for researchers. The AHP method, using the same decision matrix and without requiring new data, derives the weights of criteria.

3- Findings and Argument

Before commencing the prospecting process, an initial estimation is carried out, and the necessary parameters for weighting are extracted. The top 5 anomalies were selected from the available options after the weighting and ranking. Subsequently, considering the new anomalies in the database, a re-estimation operation is performed. The outcomes related to ranking, estimation, and the level of improvement are presented in tables and images below.

4- Conclusions

Based on the results obtained in this article, it can be stated that several influential and decision-making variables in prospecting infill drill holes can be simultaneously assessed by employing novel techniques of multi-variable weighting and ranking, such as TOPSIS and AHP. These methods can achieve significantly more accurate and optimal results than traditional prospecting infill drill hole methods. The approach introduced in this article prevents the additional costs associated with infill drill holes by pinpointing the best locations for drill holes prospecting,

resulting in substantial cost savings. Moreover, this method enables the consideration of diverse informational layers for drill hole prospecting, as each layer of information can play an influential role in the suggested locations for drill holes. Therefore, various and adaptable strategies can be employed depending on the specific drill hole prospecting needs. To enhance the proposed methodology, advanced weighting and ranking methods and incorporating additional informational layers can be utilized for further improvements."

Table 5 - Dimensionless matrix related to the indices

Drill hole	Criteria				
	classification ⁺	grade ⁺	variance ⁻	Mwt ⁺	Estimation error ⁻
1	1	0.67	0.11	0.42	0.1
2	0	0.32	0.78	0.65	0.6
3	1	0.15	0.09	0.38	0.19
4	1	0.75	0.16	0.26	0.11
5	0	0.31	0.68	0.73	0.49
...
49	1	0.49	0.17	0.57	0.08
weight	0.8751	0.7846	0.4145	0.6433	0.5812

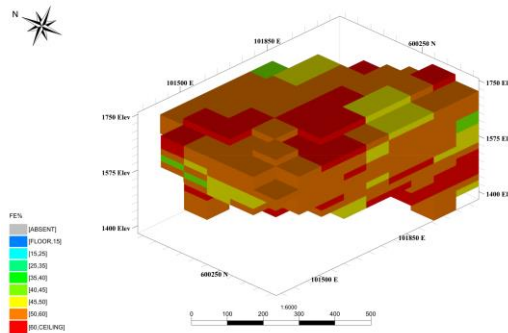


Figure7. Estimated block model

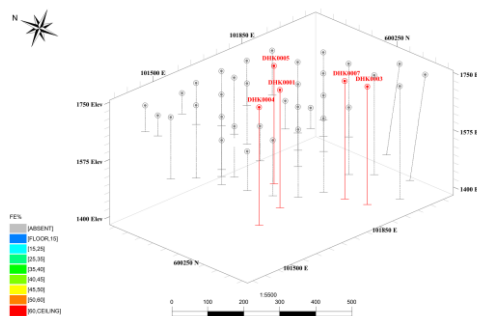


Figure7. The position of proposed drill holes in relation to the primary drill holes

Table 8. Statistics and information related to enhancement and improvement in the results.

Without infill drill holes		With 5 infill drill holes	
Number of indicated blocks	Number of measured blocks	Number of indicated blocks	Number of measured blocks
645	380	454	571
Percentage of measured/.		Percentage of measured/.	
37		56	
The improvement achieved by adding infill drill holes %			
19			

References

1. D. S. F. Silva and J. B. Boisvert; 2014 “Mineral resource classification: A comparison of new and existing techniques,” *J. South. African Inst. Min. Metall.*, vol. 114, no. 3, pp. 265–273,
2. Fatehi, M., & Asadi, H. H. (2017). Data integration modeling applied to drill hole planning through semi-supervised learning: A case study from the Dalli Cu–Au porphyry deposit in central Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 128, 147–160.
3. B. Sadeghi, N. Madani, and E. J. M. Carranza; 2015, “Combination of geostatistical simulation and fractal modeling for mineral resource classification,” *J. Geochemical Explore.*, vol. 149, pp. 59–73.
4. G. H. Blackwell, M. Anderson, and K. Ronson; 1999, “Simulated grades and open pit mine planning—resolving opposed positions,” *Proc. 28th Symp. Appl. Comput. Oper. Res. to Miner. Ind. Color. Sch. Mines*, Golden, Colo, pp. 205–215.
5. D.S.F.Silva; 2015, “Mineral Resource Classification and Drill Hole Optimization Using Novel Geostatistical Algorithms with a Comparison to Traditional Techniques,” University of Alberta.
6. X. Emery; 2007, “Conditioning simulations of Gaussian random fields by ordinary kriging,” *Math. Geol.*, vol. 39, no. 6, pp. 607–623.
7. Fatehi, M., Asadi, H. H., & Hossein Morshedy, A. 2020. 3D design of optimum complementary boreholes by integrated analysis of various exploratory data using a sequential-MADM approach. *Natural Resources Research*, 29(2), 1041-1061.
8. Ramadhan, M. D., Marwanza, I., Nas, C., Azizi, M. A., Dahani, W., & Kurniawati, R; 2021. Drill Holes Spacing Analysis for Estimation and Classification of Coal Resources Based on Variogram and Kriging. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Vol. 819, No. 1.
9. Ugurlu, O. F., & Kumral, M; 2020. Cost optimization of drilling operations in open-pit mines through parameter tuning. *Quality Technology & Quantitative Management*, 17(2), 173-185.
10. Dailami, K., Nasriani, H. R., Sajjadi, S. A., Rafiee, M. R., Whitty, J., & Francis, J; 2020. Optimizing the ultimate recovery by infill drilling using streamlined simulation. *Acta Scientiarum. Technology*, 42.
11. Dirks, R., & Dimitrakopoulos, R.; 2018, Optimizing infill drilling decisions using multi-armed bandits: Application in a long-term, multi-element stockpile. *Mathematical Geosciences*, 50, 35–52.
12. C. Lantuéjoul; 2013, “Geostatistical simulation: models and algorithms,” Springer Sci. Bus. Media.
13. M. E. Rossi; 1999. “Uncertainty and risk models for decision-making processes,” *Int. Symp. Comput. Appl. Miner. Ind.*, vol. 28, pp. 185–195.
14. M. E. Rossi and C. V. Deutsch, 2014, *Mineral resource estimation*. Springer Science & Business Media.
15. A. Chibaya, “Geometallurgical analysis—Implications of operating flexibility; 2018 (A case for Geometallurgy for Orapa A/K1 deposit),” PhD Dissertation, University of the Witwatersrand.
16. Fatehi, M., Asadi, H. H., & Hossein Morshedy, A; 2017. Designing infill directional drilling in mineral exploration by using particle swarm optimization algorithm. *Arabian Journal of Geosciences*.

17. Soltani, S. and Hezarkhani, A; 2009. Additional exploratory boreholes optimization based on three-dimensional model of ore deposit, *Archives of Mining Sciences*, 54, 495–506.
18. Soltani, S. and Hezarkhani, A; 2011. Determination of realistic and statistical value of the information gathered from exploratory drilling, *Natural Resources Research*, 20, (4), 207–216.
19. Soltani-Mohammadi, S. and Hezarkhani, A; 2013. A simulated annealing-based algorithm to locate additional drill holes for maximizing the realistic value of information, *Natural Resources Research*, 22, (3), 229–237.
20. Soltani-Mohammadi, S., Amnieh, H. B. 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 Sciences*, 57, (3), 687–697.
21. Szidarovszky, F.; 1983. “Multiobjective Observation Network Design for Regionalized Variables,” *International Journal of Mining Engineering* 1, pp 331- 342.
22. Hassanipak, A. A., & Sharafodin, M.; 2004. GET A function for preferential site selection of additional borehole drilling. *Exploration and Mining Geology*, 13, 139–146.
23. R. D. Rein Driks; 2017, “Optimizing infill drilling decisions using multi-armed bandits: application in a long-term, multi-element stockpile.
24. M. A. Cuba, J. B. Boisvert, and C. V Deutsch; 2012, “Evaluation of Infill Drilling in the SLM Framework,” vol. 2012, pp. 1–8.
25. S. Soltani and M. Safa; 2015, “Optimally locating additional drill holes to increase the accuracy of ore/waste classification,” *Trans. Institutions Min. Metall. Sect. A Min. Technol.*, vol. 124, no. 4, pp. 213–221.
26. G. Pan and A. Arik; 1993, “Restricted kriging for a mixture of grade models,” *Math. Geol.*, vol. 25, no. 6, pp. 713–736.
27. R. Dimitrakopoulos, C. T. Farrelly, and M. Godoy, 2002, “Moving forward from traditional optimization: Grade uncertainty and risk effects in open-pit design,” *Inst. Min. Metall. Trans. Sect. A Min. Technol.*, vol. 111, no.
28. C. Wilde, B.J., and Deutsch; 2010, “Data Spacing and Uncertainty: Quantification and Complications,” *Annu. Conf. Int. Assoc. Math. Geosci.* August 29 - Sept. 2, Budapest, Hungary, 24 pages.
29. Chou, D. and Schenk, D. E., 1983. “Optimum Locations for Exploratory Drill Holes”, *International Journal of Mining Engineering* 1, pp. 343-355.
30. Gershon, M., Allen, L.E., Manley, F., 1998. “Application of a new approach for drill hole location Optimization”, *International Journal of Mining, Reclamation, and Environment* 2, pp. 27-31.
31. Soltani, S. and A. Hezarkhani, 2009. “Additional exploratory boreholes optimization based on the three-dimensional model of ore deposit,” *Archives of Mining Sciences* 54: 495-506.
32. Kim, Y. C., Martino, F., Chopra, I., 1981. “Application of geostatistics in a coal deposit. *Mining Engineering* 33 (11), pp. 1476–1481.
33. Walton, D.R. and Kauffman, P.W., 1982. “Some Practical Considerations in Applying Geostatistics to Coal Reserve Estimation”, *SME-AIME, Dallas*.
34. Willam C, P. 1978. “Exploration And Mining Geology”, *John Wiley & Sons, Inc.* 430-432.
35. Annels, Alwyn E., 1996. “Mineral Deposit Evaluation: A Practical Approach”, *CHAPMAN & HALL, P.* 436.

36. Hasel A.A., 1938. "Sampling error in timber surveys," *Journal of Agricultural Research*, vol. 57: 713-736.
37. Mahalanobis P.C., 1940. "A sample survey of the acreage under jute in Bengal," *Sankhys*, vol. 4: 511-530.
38. Quenouille M.H., 1949. "Problems in plane sampling," *Annals of Mathematical Statistics*, vol. 20: 355-375.
39. Das A.C., 1950. "Two-dimensional systematic sampling and the associated stratified and random Sampling", *Sankhya*, vol. 10: 95-108.
40. Drew, k J., 1974. "Estimation of Petroleum Exploration Success and the Effects of Resource Base Exhaustion via a Simulation Model. U.S. Geol. Survey Bull. v. 1328, 25p.
41. Žižović, M., Miljković, B., & Marinković, D 2020, Objective methods for determining criteria weight coefficients: A modification of the CRITIC method. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 3(2), 149-161.
42. Akram, M., Dudek, W. A., & Ilyas, F; 2019. Group decision-making based on the Pythagorean fuzzy TOPSIS method. *International Journal of Intelligent Systems*, 34(7), 1455-1475.
43. Tuş, A., & Aytaç Adalı, E 2019, The new combination with CRITIC and WASPAS methods for the time and attendance software selection problem. *Opsearch*, 56(2), 528-538.
44. Diakoulaki, D., Mavrotas, G., & Papayannakis, L.; 1995, Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers & Operations Research*, 22(7), 763-770.
45. Haarnoja, T., Zhou, A., Hartikainen, K., Tucker, G., Ha, S., Tan & Levine, S. (2018). Soft actor-critic algorithms and applications. *arXiv preprint arXiv:1812.05905*.
46. Park, J. H., Park, I. Y., Kwun, Y. C., & Tan, X; 2011. Extension of the TOPSIS method for decision-making problems under interval-valued intuitionistic fuzzy environment. *Applied Mathematical Modelling*, 35(5), 2544-2556.
47. Ren, L., Zhang, Y., Wang, Y., & Sun, Z; 2007, Comparative analysis of a novel M-TOPSIS method and TOPSIS. *Applied Mathematics Research eXpress*.
48. Çelikkilek, Y., & Tüysüz, F, 2020. An in-depth review of the theory of the TOPSIS method: An experimental analysis. *Journal of Management Analytics*, 7(2), 281-300.
49. Roszkowska, E, 2011. Multi-criteria decision-making models are made by applying the TOPSIS method to crisp and interval data. *Multiple Criteria Decision Making/University of Economics in Katowice*, 6(1), 200-230.
50. Mücke, A., & Younessi, R. (1994). Magnetite-apatite deposits(Kiruna-type) along the Sanandaj-Sirjan zone and in the Bafq area, Iran, are associated with ultramafic and calc-alkaline rocks and carbonatites. *Mineralogy and Petrology*, 50(4), 219-244.
51. Pourgholam, M. M., Afzal, P., Adib, A., Rahbar, K., & Gholinejad, M. (2022). Delineation of iron alteration zones using the spectrum-area fractal model and TOPSIS decision-making method in tarot metallogenic zone, NW Iran. *Journal of Mining and Environment (JME)*, 13(2), 503-525.
52. Kousha Mining Consulting Engineers, Report on Estimation and Modeling of Anomaly No. 1 in Golgohar.

مقاله پژوهشی

جانمایی گمانه‌های تکمیلی برای کاهش عدم قطعیت تخمین ذخایر معدنی با استفاده از روش‌های وزن‌دهی و رتبه‌بندی چند متغیره

پرهام پهلوانی^{۱*}، محمد حسین عقلان^۲

۱. دانشیار، دانشکده فنی، دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران، pahlavnai@ut.ac.ir
۲. دانشجوی دکتری، دانشکده فنی، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، تهران، ایران، mhaghlan@ut.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۰۶ - پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۲۳

چکیده

مبحث جانمایی گمانه‌های تکمیلی و ارایه الگوی بهینه برای حفر گمانه‌ها از دیرباز مورد توجه در فرآیند معدنکاری بوده و به جزو جدایی‌ناپذیر آن تبدیل شده است. می‌توان ریشه این اهمیت را در مباحث مالی مربوط به فرآیند معدن‌کاری و همچنین بخش اکتشاف و استخراج و مباحث مربوط به رده‌بندی جست‌وجو کرد. برای رسیدن به سطح قابل قبولی از عدم قطعیت، در این پژوهش از روش خطای تخمین برای رده‌بندی بلوک‌ها بهره برده شد. همچنین به منظور جانمایی گمانه‌های تکمیلی و وزن‌دهی به گمانه‌های احتمالی روش‌های کریتیک و تاپسیس به کار گرفته شد. روش کریتیک برای تخصیص وزن و روش تاپسیس برای انتخاب ۵ عدد از بهترین گمانه استفاده شده است. در ابتدا گمانه‌ها به روش کریتیک و با نظر متخصص وزن‌دهی شده و در ادامه با روش تاپسیس رتبه‌بندی شد. معیارهای استفاده شده برای روش تاپسیس شامل عیار آهن، عیار درصد وزنی باقی‌مانده آهن (مولفه ژئومتالورژی)، واریانس، خطای تخمین و رده‌بندی است. در نهایت پس از جانمایی ۵ گمانه مورد نظر فرآیند تخمین و رده‌بندی بار دیگر انجام پذیرفت که بر مبنای تعداد بلوک‌های با رده‌بندی قطعی از ۳۸۰ به ۵۷۱ عدد ارتقا پیدا کرد و عیار میانگین تخمینی آهن نیز افزایش یافت و ۱۹ درصد ارتقا در رده‌بندی حاصل شد. ارتقا حاصل شده در تعداد بلوک‌های با رده‌بندی قطعی به قطعیت و قابل اتکا بودن مدل می‌افزاید.

کلمات کلیدی

گمانه تکمیلی، جانمایی گمانه، تاپسیس، کریتیک، روش وزن‌دهی، رده‌بندی

۱- مقدمه

تکمیلی خواهد بود [۱]. موارد بالا تنها گوشه‌ای از متغیرهای موثر در تصمیم‌گیری برای حفر گمانه‌های تکمیلی را شامل می‌شود که این مساله را تبدیل به یک چالش چندبعدی می‌کند که در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرد [۳].

مناسب‌ترین الگو برای حفر گمانه‌های تکمیلی، طرحی است که از میان متغیرهای موجود در آن، دسته‌ای را برمی‌گزیند که در نهایت منجر به بازدهی و منفعت هرچه بیشتر پروژه معدنکاری شود [۸]. در ادامه معیارهای رایج در زمینه جانمایی گمانه‌ها معرفی می‌شود.

برای حل مشکل پیچیدگی و تعدد متغیرهای درگیر در جانمایی گمانه‌های تکمیلی، از توابع هدف کمک گرفته می‌شود که متغیرهای گوناگون را در خود تعریف می‌کند و مورد ارزیابی قرار می‌دهد [۱۶]. البته می‌توان توابع هدف مختلفی را برای حل مساله جانمایی گمانه‌ها انتخاب کرد و با گستره بزرگی از جواب‌های احتمالی روبه‌رو شد اما در نهایت می‌توان با کمک گرفتن از روش‌های بهینه‌سازی به جواب یکتا دست یافت [۱۷].

توابع هدف گوناگون برای دستیابی به اهداف مختلف طراحی خواهند شد که از جمله آنان می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- **متغیر زمان:** برای کاهش عدم قطعیت در بازه‌های گوناگون (کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت) از متغیرهای مختلف استفاده می‌شود. این جنبه، منجر به افزوده شدن پیچیدگی‌های بیشتری به مساله جانمایی گمانه‌های تکمیلی می‌شود [۶، ۸].

- **عدم قطعیت:** از پارامترهای ابتدایی برای طراحی گمانه‌های تکمیلی کاهش عدم قطعیت در تخمین‌های انجام گرفته است [۱۸].

- **رده بندی:** از متغیرهای تازه تعریف شده در جانمایی گمانه‌های تکمیلی است. تمرکز توابع هدف پیشین بر روی کاهش عدم قطعیت و بدست آوردن اطلاعات حداکثری از حفر گمانه‌های تکمیلی بوده است و افزایش دقت در رده‌بندی در نظر گرفته نشده است [۱۹]. استفاده از پارامترهای احتمالی در رده‌بندی در توابع هدف برای بهینه‌سازی جانمایی گمانه‌های تکمیلی منجر به افزایش بهره‌وری این توابع می‌شود. به علاوه

استفاده از روش‌های جانمایی گمانه‌های تکمیلی از اواخر دهه ۸۰ میلادی در پروژه‌های اکتشافی مورد استفاده قرار گرفت [۱، ۲]. با توجه به بار مالی بالای حفاری و سهم قابل توجه آن در هزینه‌های اکتشافی استفاده از روش‌های جدید جانمایی با استقبال روز افزون همراه بوده است [۳].

وجود نقاط متعدد جهت جانمایی و محدودیت در تعداد گمانه‌ها، باعث شده که جانمایی گمانه‌ها به یک مساله بهینه‌سازی تبدیل شود [۴، ۵، ۶]. استفاده از روش‌های نیمه دستی در ابتدا مورد استفاده قرار گرفت اما این فرآیند قادر به یافتن مکان بهینه حفر گمانه‌های اکتشافی نیست [۷].

به دلیل این که تعداد نقاط حفاری نامحدود بوده فرض‌های ساده‌کننده بالا برقرار نیست و معیار ارزیابی کیفیت الگوی حفاری بر اساس هدف متغیر است [۸]. پس از روش نیمه دستی، در روش‌های بعدی فضای نمونه‌برداری پیوسته فرض شد و تعداد نقاط مورد نظر نامحدود است [۹]. گمانه‌های تکمیلی با اهداف گوناگون مانند اندازه‌گیری مشخصات یا ساختار زون کانی‌زایی شده، مشخص کردن مرزهای کانی‌زایی، ارتقا رده‌بندی ذخیره، کنترل عیار و نمونه‌برداری توده‌ای برای مطالعات متالورژی در طول عمر فرآیند معدنکاری مورد استفاده قرار می‌گیرند؛ بنابراین معیارهای ارزیابی نیز باید متناسب با این اهداف بسیار متنوع باشند [۱۰، ۱۱، ۱۲].

پیاده‌سازی یک الگوی حفاری گمانه‌های تکمیلی فرآیندی سخت و پیچیده خواهد بود زیرا پارامترهای مختلفی در آن موثرند که از جمله آن‌ها می‌توان به مسایل زمین‌شناسی و اجرا اشاره کرد [۱۳].

در طول فرآیند معدنکاری، محل گمانه‌های تکمیلی در ناحیه‌ای محدود و معین قرار خواهد گرفت. به عنوان نمونه قرارگیری گمانه‌ها در محل نهایی دیواره‌ها و راه‌های دسترسی امری غیرمعقول خواهد بود [۱۴]. حفاری و کیفیت مغزه‌های حاصل از حفاری نیز تحت تاثیر ویژگی‌های زمین‌شناسی شامل کیفیت سنگ، هوازدگی و درصد آب محتوا است که در حفاری‌های تکمیلی گوناگون به عنوان متغیرهای مورد ارزیابی تعریف می‌شود [۱۵].

سایز نمونه‌های برداشتی نیز نقش مهمی در جمع‌آوری اطلاعات مورد نیاز ایفا می‌کند. انتخاب سایز مناسب برای نمونه‌برداری نیز خود تابع وضعیت کانی‌زایی منطقه است، همچنین شکل توده معدنی تاثیرگذار در جهت‌گیر گمانه‌های

ساده‌سازی در اجرا همراه بوده تا بتوان به این طریق بخش صنعت را به استفاده از روش‌های نوین جانمایی گمانه‌ها ترغیب کرد.

۲- پیشینه نظری تحقیق

گمانه‌های تکمیلی نخست به عنوان ابزاری ارزشمند در طراحی و مدیریت پروژه‌های اکتشافی مطرح شد و بعدتر برای کاهش هزینه‌ها و غلبه بر محدودیت‌های بودجه‌ای مورد استفاده قرار گرفت [۲]. اگر تعداد و معیارهای لازم برای جانمایی گمانه‌های تکمیلی مشخص باشد، تعداد نقاط مورد نظر محدود خواهد شد و شامل تمامی نقاط محدود نشده و مساله تبدیل به بهینه‌سازی می‌شود [۱].

در مواردی که هدف از حفر گمانه، تخمین عیار در یک سطح اطمینان مناسب باشد، تابع هدف به صورت کمینه‌سازی واریانس کریجینگ تعریف می‌شود [۲۳]. در سال ۱۹۸۷ با اشاره به لزوم توجه به داده‌های موجود در مکان‌یابی گمانه، روشی را برای مکان‌یابی بهینه گمانه و عمق آن بر مبنای داده‌های ژئوفیزیک ارائه شد [۲۴]. کیم و همکاران (۱۹۷۷) و (۱۹۸۱) والتون و کاوفمن (۱۹۸۲) تحقیق در زمینه جانمایی گمانه‌های تکمیلی به روش نیمه‌دستی را ارائه کردند. مبنای این روش افزاز منطقه به چندین بلوک، محاسبه واریانس برای هر بلوک، انتخاب بلوک‌هایی با بیشترین واریانس تخمین به عنوان موقعیت حفر گمانه بعدی و سپس محاسبه تاثیر این گمانه بر روی واریانس تخمین کل است [۲۵]. این فرآیند تکرار می‌شود تا مقدار قابل قبولی برای واریانس کل محاسبه شود. در ادامه اسپچک و چو (۱۹۸۳) روشی را بر پایه روش بهینه‌سازی ریاضی ارائه کردند که بر خلاف الگوریتم نیمه‌دستی توانایی یافتن جواب‌های بهینه مساله را دارد اما در این الگوریتم نیز از دو فرض ساده‌کننده استفاده شده بود. از گسترش سه بعدی گمانه‌ها و ماده معدنی چشم‌پوشی شده و اوزان کریجینگ در فرآیند بهینه‌سازی ثابت در نظر گرفته شده‌اند [۲۶].

زیدروسکی (۱۹۸۳) الگوریتم دیگری را بر اساس روش بهینه‌سازی انشعاب و تحدید مطرح کرد. این الگوریتم از نظر توابع هدف تعریف شده جامعیت بیشتری دارد و قادر به محاسبه موقعیت بهینه گمانه‌ها (با هدف کمینه کردن واریانس تخمین) و کمینه‌سازی تعداد گمانه‌ها (تحت شرایطی است که واریانس تخمین هر یک از بلوک‌ها از حد مشخصی تجاوز نکند) است. گرشون در سال ۱۹۸۳ استفاده از یک الگوریتم جستجو انشعاب و تحدید را برای تعیین موقعیت گمانه‌های اکتشافی پیشنهاد کرد [۲۷]. روش اولیه به کارگرفته شده، روش‌های

همبستگی مثبتی بین رده‌بندی درست و تلاش برای کاهش واریانس تخمین وجود دارد. به هر میزان که تفاوت بین عیارها افزایش می‌یابد، خطای بیشتری در رده‌بندی نیز مشاهده می‌شود. تنها راه کاهش خطای رده‌بندی، کاهش واریانس تخمین از طریق حفر گمانه‌های تکمیلی است [۱۹، ۲۰].

• تعداد گمانه‌های تکمیلی

حتی با در نظرگرفتن توابع هدف برای کاهش دامنه کار و انتخاب مجموعه‌ای از گمانه‌های تکمیلی به جای طیف وسیعی از گمانه‌های ممکن، مجموعه گمانه‌های دارای قابلیت انتخاب، عددی بزرگ را شامل می‌شود. بنابراین چالش بعدی انتخاب تعداد بهینه گمانه‌ها است که این موضوع خود تحت تاثیر مساله زمان‌بندی نیز مطرح می‌شود [۲۱].

در نتیجه جانمایی شامل تمرکز بر روی انتخاب تعداد گمانه‌ها در دوره زمانی معین و در قالب تابع هدف است. یادگیری محاسباتی^۱ به عنوان شاخه‌ای از ریاضیات و علوم کامپیوتر است که به ارزیابی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشینی^۲ می‌پردازد و سعی می‌کند کران‌هایی برای کارایی یک الگوریتم در داده دیده نشده با استفاده از اطلاعات کارایی آن الگوریتم در داده در دسترس و پیچیدگی الگوریتم بیابد [۲۲].

• هدف:

در این مقاله سعی بر آن است تا ابتدا با استفاده از روش‌های وزن‌دهی به معیارهای موجود برای هر گمانه ارزش متناسب هر گمانه با توجه به معیارهای موجود مشخص شود. سپس در مرحله بعد و برای انتخاب بهترین مکان به منظور جانمایی گمانه‌ها از روش‌های تصمیم‌گیری چند متغیره استفاده شده است.

وجه تمایز این پژوهش با سایر پژوهش‌های انجام پذیرفته در این حوزه استفاده از روش وزن‌دهی کریتیک^۳ برای وزن‌دهی به معیارهای انتخابی برای گمانه‌ها و بهره‌مندی همزمان از روش تاپسیس^۴ یا اولویت‌بندی بر اساس شباهت به راه حل ایده‌آل، برای انتخاب بهترین جواب از میان جواب‌های ممکن (گمانه‌ها) است.

این دو روش از روش‌های رایج در زمینه وزن‌دهی و انتخاب جواب بهینه است که در اکثر موارد با نتایج مطلوب و

^۱ Computational Learning

^۲ Machine Learning

^۳ Critic

^۴ Topsis

روش‌های بعدی، بهینه‌سازی بر مبنای روش‌های ریاضی است که با فرضیات ساده‌سازی از جمله دو بعدی در نظر گرفتن مساله و معرفی نقاط بهینه و ثابت فرض کردن اوزان کریجینگ، همراه است [۳۳]. در ادامه فرض دو بعدی بودن مساله ساقط شده و روش‌هایی بر مبنای سه بعدی بودن گمانه‌ها ارایه شد که همزمان با در نظرگرفتن کاهش واریانس، عیار هم لحاظ شد و تلاش برای کاهش هزینه‌های حفاری مورد توجه واقع گرفت. این روش‌ها مناطق با عیار بالا، مناطق با خطای تخمین بالا و مناطق با تغییرپذیری بالا را برای بهینه‌سازی در نظر می‌گیرند [۳۴]:

در سال‌های آتی از کاربرد آنالیز بیزی در ارزیابی محل گمانه‌های تکمیلی استفاده شد. تا اینجا هدف از ارایه الگوهای حفر گمانه، کاهش واریانس تخمین و کریجینگ بوده است. در ادامه پارامترهای دیگری در کنار واریانس مورد توجه قرار گرفت که در نتیجه آن توابع هدف با پارامترهای متنوع تعریف شد [۳۵]. در سال ۲۰۰۴ یکی از معروف‌ترین این توابع با عنوان تابع GET توسط حسنی پاک ارایه شد که در کنار واریانس، ضخامت ماده معدنی و عیار را برای پیشنهاد نقاط حفاری در نظر گرفت و نقاطی با مقادیر بیشینه تابع در آن‌ها مناسب برای حفاری فرض شد [۳۶]. در ادامه کار فرض سه بعدی بودن گمانه‌ها با استفاده از ابزار شبیه‌سازی تبرد^۲ کامل شد [۳۷].

سایر پژوهش‌های انجام شده در راستای بهبود تابع هدف تعریفی و الگوریتم اجرایی بوده است. در سال ۲۰۰۶ پیوستگی در منابع تولیدی با منع پیشین به واسطه حفر گمانه تکمیلی به صورت مقدماتی توسط استفسون^۳ مورد توجه قرار گرفت و استفاده از الگوریتم‌های هوشمند مانند ژنتیک و شبیه‌سازی تبرد در سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۱۴ در کارهای سلطانی محمدی و هزارخانی دیده شد [۳۸].

کار با ابزارهای شبیه‌سازی این امر را به ثبات رساند که لحاظ کردن همزمان عیار و ویژگی‌های زمین‌شناسی بهترین راه برای ارایه مدل‌های دقیق است بنابراین از شبیه‌سازی برای ارایه الگوی گمانه‌های تکمیلی نیز استفاده شد [۳۹]. همچنین روش‌های شبیه‌سازی شرطی برای دستیابی به ارایه الگو بهینه معرفی شد که می‌توانست مقایسه‌ای بین مدل شبیه‌سازی شده، رده‌بندی و هزینه‌های حفاری ارایه دهد [۴۰].

در سال ۲۰۱۵ یکی از جامع‌ترین پژوهش‌های ارایه شده

نیمه سیستماتیک بود که با نظارت کارشناس متخصص، نقاط معرفی می‌شد اما با این وجود کارایی لازم را دارا نبود. از نخستین تلاش‌ها برای برآوردن این مقصود می‌توان به استفاده از ریاضیات و روش‌های بهینه‌سازی توسط شنک و چو در سال ۱۹۸۳ اشاره کرد [۲۲].

با تعریف و گسترش علم زمین‌آمار به عنوان شاخه‌ای نوین از ریاضیات کاربردی، روش‌های زمین‌آماري جایگاه خود را برای ارایه الگویی بهینه و کاربردی برای حفر گمانه‌های تکمیلی تثبیت کردند، در سال ۱۹۸۷ گرشون به استفاده از این روش‌ها برای جانمایی گمانه‌ها و مقایسه بین روش‌های مختلف در این علم پرداخت [۲۸].

در ادامه گرشون و همکاران در سال ۱۹۸۸ با استفاده از یک روش جدید توانستند ترکیبی از روش‌های قدیمی بهینه‌سازی موقعیت گمانه‌های اکتشافی تکمیلی را در کنار استفاده بهتر از کامپیوتر ارایه دهند، در این روش ضمن توجه به کاهش واریانس، محدودیت‌های هزینه نیز لحاظ شده و برای اولین بار به گسترش سه‌بعدی گمانه‌های تکمیلی توجه شد. آسپیه و همکاران (۱۹۹۰) هزینه ناشی از خطای کم‌تخمینی و بیش‌تخمینی را تعریف و مساله مکان‌یابی گمانه‌های تکمیلی را با هدف کمینه کردن میانگین هزینه خطا با استفاده از الگوریتم تبادل تدریجی حل کردند [۲۹].

در آغاز هدف از بکارگیری روش‌های زمین‌آماري کاهش واریانس تخمین بود. واریانس تخمین به دلیل دارا بودن ویژگی‌هایی از جمله عدم وابستگی به عیار و برآورد واریانس قبل از حفاری، مورد توجه قرار گرفته بود. در ادامه فرضیات ساده‌سازی برای کاهش متغیرهای مساله در نظر گرفته شد و توابعی با عنوان توابع هدف شکل گرفت [۳۰].

گمانه‌های اکتشافی با اهداف مختلفی همچون ارزیابی عیار، ساختار کانی‌شناسی، شناسایی زون‌های کانی‌زایی، تمیز دادن مرزهای کانی‌زایی، رده‌بندی بین عیار و باطله حفر می‌شوند اما امروزه تمامی این پارامترها در تابع خطای تخمین خلاصه شده است [۳۱]. دقت در تخمین مرز بین عیار و باطله از نظر طراحی تکنیکی و اقتصادی مورد اهمیت واقع می‌گیرد و این دقت بر روی جنبه‌های مختلفی از جمله نمودار برآیند هزینه‌ها^۱ تاثیرگذار خواهد بود. اگر مکان گمانه‌ها فقط بر اساس تابع هدف انتخاب شود، نتایج مناسب به‌همراه نخواهد داشت [۳۲].

^۲ Simulate Annealing

^۳ PR Stephenson

^۱ Cash Flow

۱-۳- روش وزن‌دهی کریتیک

روش وزن‌دهی کریتیک^۳ به مفهوم اهمیت معیارها مبتنی بر همبستگی درونی معیارها است. این روش توسط دبرا و کاندوس (۲۰۱۰) معرفی شده و یک روش بسیار مناسب و کاربردی برای تعیین وزن معیارها است [۴۱].

از نظر کارکرد این روش مشابه روش انتروپی شانون است با این تفاوت که در این روش فقط به پراکندگی داده‌ها تکیه نمی‌شود [۴۲].

استفاده از روش کریتیک به صورت ترکیبی با روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره بسیار سازگار است. در یک روش تصمیم‌گیری چندمعیاره مانند تاپسیس از تعدادی معیار برای انتخاب بهترین گزینه استفاده می‌شود. همیشه وزن معیارها به عنوان یک ورودی از چالش‌های اصلی پژوهشگران است. روش کریتیک با استفاده از همان ماتریس تصمیم و بدون نیاز به داده‌های جدید، وزن معیارها را بدست می‌دهد [۴۳].

در روش کریتیک برای تعیین وزن معیارها از دیدگاه متخصص استفاده نمی‌شود. اگر چه متخصص از دانش و تجربه خود برای تعیین وزن معیارها استفاده می‌کند اما با بیشتر شدن تعداد معیارها، احتمال خطاهای انسانی و ایجاد شک و تردید در مورد قابلیت اطمینان نتایج نیز افزایش می‌یابد، بنابراین در روش کریتیک با استفاده از انحراف معیار و همبستگی درونی معیارها وزن هر معیار تعیین می‌شود.

مزیت دیگر روش کریتیک آن است که نیازی به گردآوری داده‌های جدیدی برای تعیین وزن معیارها نیست. زمانی که ماتریس تصمیم تشکیل شد با اعداد همین ماتریس وزن هر معیار نیز تعیین می‌شود [۴۴].

نخست انحراف معیار هر شاخص طبق ماتریس بی‌بعد طبق رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (r_{ij} - u_j)^2}{m}} \quad (1)$$

در گام بعد تشکیل ماتریس تصمیم است. منظور از ماتریس تصمیم، ماتریسی است که در هر سطر آن یک گزینه و در هر ستون آن یک معیار قرار دارد. این ماتریس شامل m گزینه و n معیار است و به صورت کلی زیر نوشته می‌شود:

در این زمینه توسط سیلوا^۱ مطرح شد. از مزایای این روش می‌توان به لحاظ کردن پارامترهای استخراجی، ارتقا در رده‌بندی کانسار در تابع هدف و حفظ پیوستگی را نام برد که این روش را به یکی از کاربردی‌ترین روش‌ها مبدل کرده است [۴۱].

در پژوهش‌های اخیر نیز دستاوردهایی بدست آمده است که می‌توان به سه بعدی در نظر گرفتن گمانه‌ای پیشنهادی و لحاظ کردن آزمون و شیب گمانه توسط مرشدی و معاریان در سال ۲۰۱۶ و استفاده از روش‌های هوشمند و یادگیری ماشین توسط دیمیتراکوپولس^۲ در سال ۲۰۱۷ اشاره کرد [۳].

۳- روش تحقیق

برای جانمایی گمانه‌های تکمیلی ابتدا منطقه مورد نظر با استفاده از گمانه‌های اولیه موجود با روش کریجینگ مورد تخمین قرار گرفته است. سپس عیار عنصر آهن و درصد وزنی باقیمانده آهن (به عنوان متغیر ژئومتالورژیکی) به همراه واریانس از تخمین انجام گرفته که متناسب با هر بلوک است، محاسبه می‌شود.

متغیرهای عیار، درصد وزنی باقیمانده آهن به عنوان معیار مثبت و متغیرهای واریانس و خطای تخمین به عنوان معیار منفی در نظر گرفته می‌شود.

خطای تخمین به عنوان پارامتر تعیین‌کننده رده‌بندی مورد استفاده قرار گرفته است و بر طبق آن بلوک‌ها به دو دسته احتمالی و قطعی رده‌بندی شده‌اند. از متغیر رده‌بندی به عنوان یکی از معیارهای مثبت موثر در جانمایی در کنار عیار بالا و درصد وزنی باقیمانده آهن، در نظر گرفته شده است.

در ادامه برای جلوگیری از جانمایی گمانه‌ها در نزدیکی هم، منطقه به شبکه‌های منظم 100×100 افزایش داده شده و گمانه متناظر با هر منطقه مشخص می‌شود.

پس از جانمایی و تعیین معیارهای مورد نیاز برای جانمایی گمانه‌ها فرآیند تخصیص وزن به هر یک از معیارها به روش کریتیک انجام می‌پذیرد. همچنین در ادامه از روش تاپسیس برای انتخاب بهترین جواب از میان مجموعه جواب‌های موجود استفاده می‌شود. در ادامه به معرفی هر یک از این روش‌ها پرداخته شده و چگونگی بهره‌مندی از آن‌ها نیز بیان شده است.

^۳ CRITERIA IMPORTANCE THROUGH INTERCRITERIA CORRELATION (CRITIC)

^۱ Diogo Sousa Silva

^۲ Dimitrakopoulos

فاصله هندسی از گزینه ایده‌آل منفی داشته باشد [۴۶].

تاپسیس یک روش جمع‌آوری جبرانی است که مجموعه‌ای از گزینه‌های دیگر را با تعیین وزن برای هر معیار، نرمال‌سازی نمرات برای هر معیار و محاسبه فاصله هندسی بین هر یک از گزینه‌ها و ایده‌آل‌ها مقایسه می‌کند.

فرض تاپسیس این است که معیارها به صورت یکنواخت افزایش یا کاهش می‌یابد. در این روش نرمال‌سازی لازم است [۴۷] زیرا پارامترها یا معیارها معمولاً در مسایل چند معیاره ابعاد ناموزون دارند [۴۸]. روش‌های جبرانی مانند تاپسیس امکان توازن بین معیارها را فراهم می‌آورد، جایی که نتیجه ضعیف در یک معیار را می‌توان با نتیجه خوب در معیار دیگر نفی کرد. این یک شکل واقعی‌تر از مدل‌سازی را نسبت به رویکردهای غیرجبرانی فراهم می‌کند که شامل راه‌حل‌های جایگزین بر اساس برش‌های سخت است [۴۹].

در این روش، جایگاه متغیرها بر اساس شباهت با پاسخ ایده‌آل رتبه‌بندی می‌شود. دو مفهوم راه‌حل ایده‌آل و شباهت به آن وجود دارد. راه‌حل ایده‌آل، راه‌حلی است که در همه جنبه‌ها بهترین است که به طور کلی در عمل وجود ندارد و سعی می‌شود به آن نزدیک شد. برای اندازه‌گیری شباهت متغیر به راه‌حل ایده‌آل و مخالف آن، فاصله بین متغیر و راه‌حل ایده‌آل و همچنین مخالف آن اندازه‌گیری می‌شود. سپس متغیرها بر اساس فاصله از راه‌حل مخالف به فاصله کلی از راه‌حل ایده‌آل و مخالف آن ارزیابی و رتبه‌بندی می‌شوند. روش تاپسیس دارای پشتیبانی ریاضی قوی است و همانند بسیاری از روش‌های علمی، دانش و رعایت فرضیات، دامنه و شرایط اعتبار قوانین و صحت فرمول‌های پیشنهادی و دقت این نتایج بسیار مهم‌اند. تاپسیس یک روش با چندین معیار جبران‌کننده قوی برای اولویت‌بندی جایگزین‌ها با شبیه‌سازی پاسخ ایده‌آل است [۵۱].

در این رویکرد تصمیم‌گیری چند معیاره، وزن عوامل نشان‌دهنده اهمیت نسبی در فرآیند تصمیم‌گیری است. هر ارزیابی از معیارها مستلزم نظرات و معانی متنوع است. از این رو، این فرض که هر یک از معیارهای ارزیابی به همان اندازه مهم است بی‌اساس است [۴۹].

گام‌های محاسباتی این روش به شرح زیر است:

- ماتریس به روش اقلیدسی بی‌بعد می‌شود.
- ماتریس بی‌بعد موزون از حاصل ضرب وزن شاخص‌ها در ستون متناظر حساب می‌شود (رابطه ۵)

برای سنجش همبستگی داده‌ها از رابطه ۲ استفاده می‌شود.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_j^{\min}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \quad (2)$$

که در آن:

r_{ij} : ضریب همبستگی

x_{ij} : مولفه مورد نظر

x_j^{\min} : کمترین مقدار مولفه مورد نظر

x_j^{\max} : بیشترین مقدار مولفه مورد نظر

برای تعیین وزن اولیه معیارها از رابطه ۳ استفاده می‌شود.

$$C_j = \sigma_j \sum_{i=0}^m (1 - r_{ij}) \quad (3)$$

که در آن:

C_j : وزن اولیه

r_{ij} : ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن

سرانجام با استفاده از رابطه ۴ و به روش خطی وزن نهایی معیارها تعیین می‌شود:

$$W_j = \frac{C_j}{\sum_{i=1}^m C_i} \quad (4)$$

که در آن:

W_j : وزن نرمال

C_j : وزن اولیه

C_i : اوزان اولیه مولفه‌ها

به این ترتیب با همان داده‌های ماتریس تصمیم و با توجه به پراکندگی و همبستگی داده‌ها، وزن هر معیار محاسبه می‌شود. در تعیین وزن نهایی معیارها چون از روش خطی محاسبه می‌شود بنابراین جمع اوزان معیارها یک است [۴۵].

۲-۳- روش تاپسیس

روش اولویت‌بندی بر اساس شباهت به راه حل ایده‌آل یک روش تجزیه و تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره است که در ابتدا توسط هوانگ و یون در سال ۱۹۸۱ ابداع شد و با پیشرفت‌های بعدی توسط یون در سال ۱۹۸۷ توسعه داده شد. هوانگ، لای و لیو در سال ۱۹۹۳ بیان داشتند که تاپسیس^۱ بر این مفهوم استوار است که گزینه جایگزین انتخابی باید کمترین فاصله هندسی از گزینه ایده‌آل مثبت و طولانی‌ترین

^۱ Topsis

رویکرد تاپسیس از دو فرضیه جایگزین مصنوعی "گزینه ایده آل" و "گزینه ایده آل منفی" تشکیل شده است. "گزینه ایده آل" بهترین سطح از تمام ویژگی‌های مورد نظر را نشان می‌دهد در حالی که "گزینه ایده آل منفی" بدترین ارزش‌ها را نشان می‌دهد. با استفاده از این دو فرضیه، مجموعه‌ای از محاسبات با استفاده از رویکرد بردار ویژه، مجذور مربع فواصل و جمع‌بندی برای به دست آوردن مقدار نزدیکی نسبی معیارهای مورد آزمایش، انجام شده است. مقادیر نزدیکی نسبی (تاپسیس با انتخاب بالاترین مقدار نزدیکی نسبی به عنوان بهترین شاخصه‌های سیستم) کل سیستم را می‌توان به دست آورد [۴۸].

روند کلی تحقیق حاضر در قالب شکل ۱ به صورت یک فلوجارت ارایه شده است.

$$t_{ij} = r_{ij} \times w_j \quad (5)$$

• مجموعه جواب ایده‌آل مثبت (S^+) و مجموعه جواب ایده‌آل منفی (S^-) مشخص می‌شود.

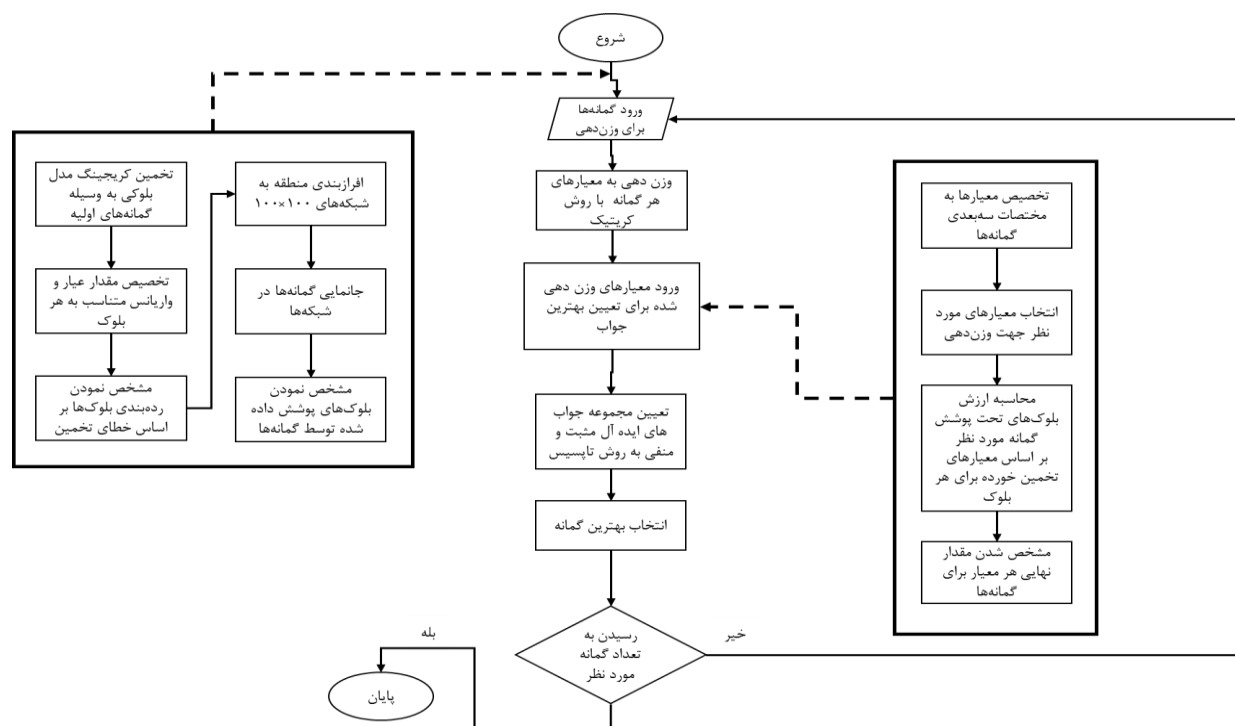
• اندازه جداکننده مثبت و منفی طبق رابطه ۶ و ۷ محاسبه می‌شود.

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (t_{ij} - t_j^+)^2} \quad (6)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (t_{ij} - t_j^-)^2} \quad (7)$$

• در نهایت اندازه نزدیکی نسبی به جواب ایده‌آل طبق رابطه ۸ محاسبه می‌شود.

$$C_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (8)$$



شکل ۱- فلوجارت مربوط به الگوریتم اجرایی جانمایی گمانه‌ها

۴- منطقه مورد مطالعه و معرفی داده

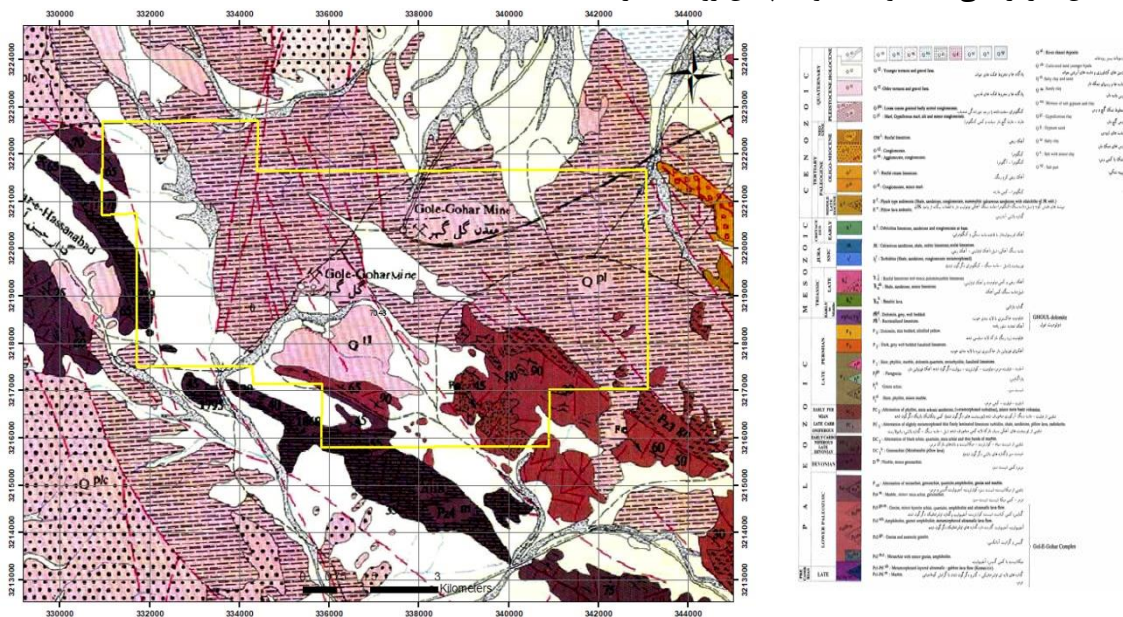
مجموعه معادن گل‌گهر که از جمله ذخایر بزرگ سنگ آهن در کشور به شمار می‌رود، در استان کرمان و در طول جغرافیایی ۵۵،۱۵ تا ۵۵،۲۴ شرقی و عرض جغرافیایی ۲۹،۰۳ تا ۲۹،۰۷ شمالی و به طور تقریبی در مثالی به رؤس کرمان، شیراز و بندرعباس واقع شده است [۵۰].

نزدیک‌ترین شهر به این مجموعه سیرجان است که در ۵۵ کیلومتری شمال شرق معدن قرار دارد. این مجموعه در جنوب شرق زون سنندج-سیرجان و در ورقه ۱:۱۰۰،۰۰۰ گل‌گهر واقع شده است (شکل ۲). در این منطقه ۶ توده معدنی کانی‌سازی شده به ثبت رسیده است که مجموع ذخایر ممکن آن‌ها ۱۱۳۵ میلیون تن است. از میان این شش بی‌هنجاری، توده شماره یک به صورت عددی کشیده‌ای با امتداد شرقی- غربی و ذخیره ۱۸۵ میلیون تن و ذخیره

هوازدگی، توده شماره یک به سه بخش مگنتیت پر گوگرد که تقریباً فاقد کانی‌های سولفیدی است، بخش اکسیدان شامل مگنتیت، هماتیت و مقدار ناچیزی سولفید و بخش مگنتیت کم گوگرد حاوی مقادیر فراوانی از کانی‌های سولفیدی، تقسیم شده است. سولفیدها از نظر فراوانی به ترتیب شامل پیریت، کالکوپریت و پیروتیت‌اند و بخش زیرین با تناژ ۸۲۶ میلیون تن که حجم عمده توده کانسار را تشکیل می‌دهد بالاترین عیار گوگرد را دارد. استخراج سنگ معدن گل گهر در حال حاضر به زون مگنتیت کم گوگرد محدود می‌شود. مطالعه مقاطع نازک صیقلی نشان می‌دهد که فاز کانی‌زایی اصلی در توده شماره یک، مگنتیت است که با فازهای فرعی سولفیدی همراه است [۵۲].

آنومالی شماره یک کانسار گل گهر در طی فازهای اکتشافی مختلف با گمانه‌های قائم و شیب‌دار نمونه‌برداری شده است. توده به صورت یک عدسی کشیده با امتداد شمال غرب- جنوب شرق است. سنگ بستر دربرگیرنده، از سنگ‌های دگرگونی تشکیل شده است. فرسایش سنگ پوشش را در بیشتر قسمت‌ها از بین برده است و رسوبات آبرفتی روی کانسنگ آهن را پوشانده است.

احتمالی ۷۸۰ میلیون تن در حال اکتشاف و بهره‌برداری است. واحدهای سنگی دربرگیرنده کانسار آهن گل‌گهر، میکاشیست، کوارتزیت، مرمر، آمفیبول شیست، گرافیت شیست و آمفیبول است. منطقه کانی‌سازی شده سنگ آهن در کانسارهای سنگ آهن گل‌گهر در امتداد جنوب شرقی فرورفتگی گاوخونی واقع شده است. به طور کلی منطقه معرف یک ناحیه دگرگونی حاوی فیلیت، شیست، آفیولیت، گنایس، مرمر و دیگر سنگ‌های خاص مناطق دگرگونی است. تمام واحدهای سنگی منطقه به شدت چین‌خورده و به طور تقریبی در میان دوره پالئوزوئیک پیشین و مزوزوئیک پسین دگرگون شده‌اند. با پیشروی به سمت شمال، این منطقه بیشتر حاوی سازندهای پرمین می‌شود و در سمت جنوب، رسوبات مزوزوئیک- ترشیری بیشتر مشاهده می‌شوند. واحدهای سنگی متعلق به توالی آمیزه‌های رنگین در شمال رورانده زاگرس یافت می‌شود که در ارتباط با منطقه گیسخته جنوب گسل نابین- بافت است. دایک‌هایی از جنس گرانیت- آپلیت در منطقه گل گهر یافت می‌شود و در شرق منطقه، دایک‌های جوان‌تر دولریتی، سنگ‌های گرانیتی را قطع کرده‌اند. بر اساس تمرکز کانی‌های سولفیدی و همچنین روند عملکرد



شکل ۲- موقعیت محدوده گل گهر در نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ گل گهر [۵۲]

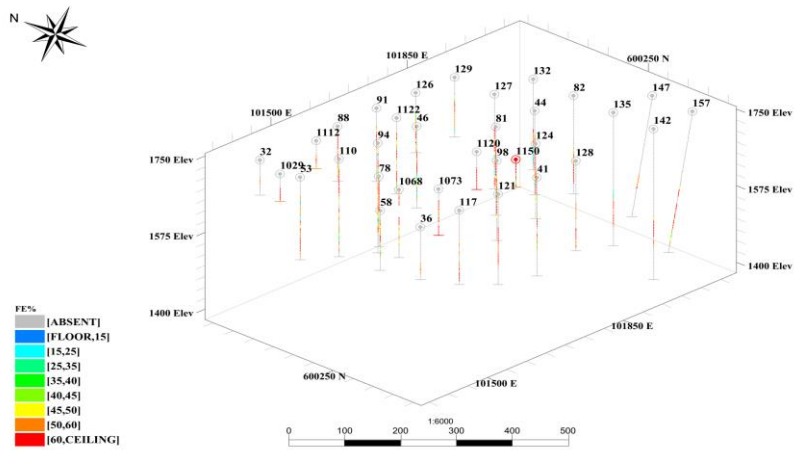
مونتموریلونیت آهن‌دار را می‌توان نام برد. بر پایه موفولوژی و ترکیب شیمیایی سه نوع سنگ آهن در ذخیره ۱ گل گهر مورد شناسایی قرار گرفته است. داده‌های گمانه‌ای در دسترس (شکل ۳ و ۴) در محدوده‌ای به طول ۱۷۵۰ متر و عرض ۶۵۰ و عمق ۴۰۰ واقع شده است. در این پژوهش برای جانمایی گمانه‌های تکمیلی از ۲۴۰ تعداد گمانه اکتشافی با فاصله میانگین ۷۰ متر و طول متوسط ۲۵۰ متر استفاده شده است. داده‌های گمانه‌ها شامل درصد آهن اکسید شده به همراه درصد گوگرد و فسفر مزاحم بوده، همچنین پارامتر درصد

مطالعه تفصیلی این ذخیره در شبکه‌ای به ابعاد ۱۰۰×۱۰۰ متر انجام شده است. ابعاد این ذخیره ۴۰۰×۵۰۰ و بیشترین ضخامت در بخش مرکزی در حدود ۲۳۰ متر ۶۱ است. عمق توده از سطح زمین تا ۱۰۰ متری تغییر می‌کند.

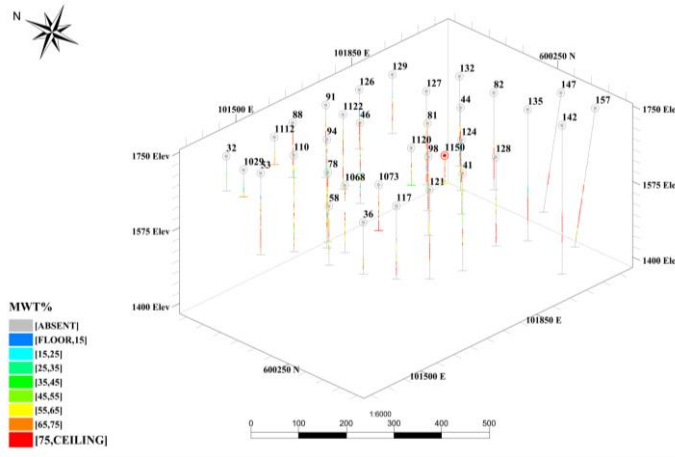
کانسنگ‌های اصلی این توده بیشتر از نوع منیتیت، گوتیت، هماتیت، مارتیت و لیمونیت است. از عناصر اصلی همراه با توده، گوگرد به صورت کانی پیروتیت و به صورت پراکنده در منیتیت و

وزنی باقی مانده آهن^۱ نیز به عنوان پارامتر ژئومتالورژی برای این داده‌ها محاسبه شده و در دسترس بوده است [۵۲].

^۱ mwt



شکل ۳- موقعیت گمانه‌های مورد استفاده مربوط به داده‌های آهن



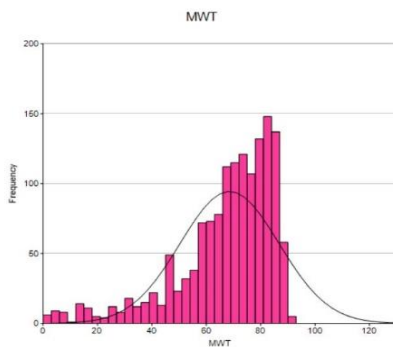
شکل ۴- موقعیت گمانه‌های مورد استفاده مربوط به درصد وزنی باقیمانده آهن

۵- نتایج و بحث

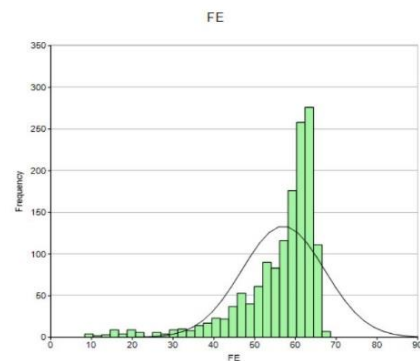
ابتدا داده‌های گمانه‌های اولیه از نظر آماری بررسی قرار گرفته و پارامترهای آماری مربوط به هر یک از آنها استخراج شده و در ادامه جدول‌های مربوط به وزن‌ها و رتبه‌بندی‌ها ارایه شده است.

۵-۱- بررسی آماری داده‌ها

در ابتدا عیار آهن موجود در کل داده‌ها مورد ارزیابی‌های آماری قرار گرفته است. در شکل ۵ و ۶ هیستوگرام مربوط به داده‌های آهن و درصد وزنی باقیمانده آهن مشاهده می‌شود که با توجه به هیستوگرام منحنی دارای چولگی منفی است و مقادیر با عیار بالا فراوانی بیشتری داشته و عیارهای پایین کمتر در داده‌ها وجود دارد.



شکل ۶- هیستوگرام داده‌های درصد وزنی باقیمانده آهن



شکل ۵- هیستوگرام داده‌های آهن

جدول ۱- آمار و اطلاعات مربوط به داده‌های آهن

عنوان	مقدار
تعداد کل داده‌ها	۲۱۳۹
تعداد نمونه‌ها	۱۰۳۱
کمینه	۸٫۶
بیشینه	۶۷٫۵
دامنه	۵۸٫۸
میانگین	۵۴٫۶
واریانس	۱۲۳
انحراف معیار	۱۱٫۰۹
چولگی	-۱٫۸
کشیدگی	-۳٫۳۶
۲۵ درصد داده‌ها	۵۰٫۹۸
۵۰ درصد داده‌ها	۵۸٫۵۹
۷۵ درصد داده‌ها	۶۲٫۰۹
۹۵ درصد داده‌ها	۶۵٫۰۵

جدول ۲- آمار و اطلاعات مربوط به داده‌های درصد وزنی باقیمانده آهن

عنوان	مقدار
تعداد کل داده‌ها	۲۱۳۹
تعداد نمونه‌ها	۱۰۳۱
کمینه	۰
بیشینه	۹۱٫۵
دامنه	۹۱٫۵
میانگین	۶۷٫۵
واریانس	۶۵
انحراف معیار	۸٫۰۶۷
چولگی	۱۹٫۲۲
کشیدگی	-۱٫۳۳
۲۵ درصد داده‌ها	۱٫۵۲
۵۰ درصد داده‌ها	۵۸٫۸
۷۵ درصد داده‌ها	۷۰٫۲۸
۹۵ درصد داده‌ها	۸۰٫۰۱

۲-۵- وزن‌دهی و رتبه‌بندی

ابتدا جدول ماتریس بی‌بعد مربوط به بلوک‌ها به روش کریتیک آورده شده است (جدول ۳) و در ادامه وزن‌های محاسبه شده برای هر شاخص به این روش در جدول ۴ آورده شده است.

جدول ۳- ماتریس بی‌بعد مربوط به شاخص‌های هر بلوک

بلوک	شاخص‌ها				
	خطای تخمین ⁻	Mwt ⁺	واریانس ⁻	عیار ⁺	رده‌بندی ⁺
۱	۰٫۱	۰٫۴۲	۰٫۱۱	۰٫۶۷	۱
۲	۰٫۶	۰٫۶۵	۰٫۷۸	۰٫۳۲	۰
۳	۰٫۱۹	۰٫۳۸	۰٫۰۹	۰٫۱۵	۱
۴	۰٫۱۱	۰٫۲۶	۰٫۱۶	۰٫۷۵	۱
۵	۰٫۴۹	۰٫۷۳	۰٫۶۸	۰٫۳۱	۰
...
۱۰۲۶	۰٫۰۸	۰٫۵۷	۰٫۱۷	۰٫۴۹	۱

جدول ۴- وزن‌های مربوط به گمانه‌های ممکن

خطای تخمین	Mwt	واریانس	عیار	رده‌بندی	معیار
۰٫۵۸۱۲	۰٫۶۴۳۳	۰٫۴۱۴۵	۰٫۷۸۴۶	۰٫۸۷۵۱	وزن

در ادامه با استفاده از روش تاپسیس رتبه‌بندی مربوط به گمانه‌ها را مشخص شد که نتایج مربوط به آن در جدول‌های ۵ تا ۷ آورده شده است.

جدول ۵- ماتریس بی‌بعد مربوط به شاخص‌ها

گمانه	معیارها				
	خطای تخمین ⁻	Mwt ⁺	واریانس ⁻	عیار ⁺	رده‌بندی ⁺
۱	۰٫۱	۰٫۴۲	۰٫۱۱	۰٫۶۷	۱
۲	۰٫۶	۰٫۶۵	۰٫۷۸	۰٫۳۲	۰
۳	۰٫۱۹	۰٫۳۸	۰٫۰۹	۰٫۱۵	۱
۴	۰٫۱۱	۰٫۲۶	۰٫۱۶	۰٫۷۵	۱
۵	۰٫۴۹	۰٫۷۳	۰٫۶۸	۰٫۳۱	۰
...
۴۹	۰٫۰۸	۰٫۵۷	۰٫۱۷	۰٫۴۹	۱
وزن	۰٫۵۸۱۲	۰٫۶۴۳۳	۰٫۴۱۴۵	۰٫۷۸۴۶	۰٫۸۷۵۱

جدول ۶- نمونه اندازه جداکننده‌ها

گمانه	d ⁺	d ⁻
۱	۰٫۲۷۱۶	۰٫۰۵۳۹
۲	۰٫۳۲۴۶	۰٫۱۲۵۷
۳	۰٫۱۶۰۳	۰٫۴۲۱۹
...
۴۹	۰٫۱۹۴۱	۰٫۲۵۹۳

جدول ۷- رتبه بندی ۵ گمانه برتر

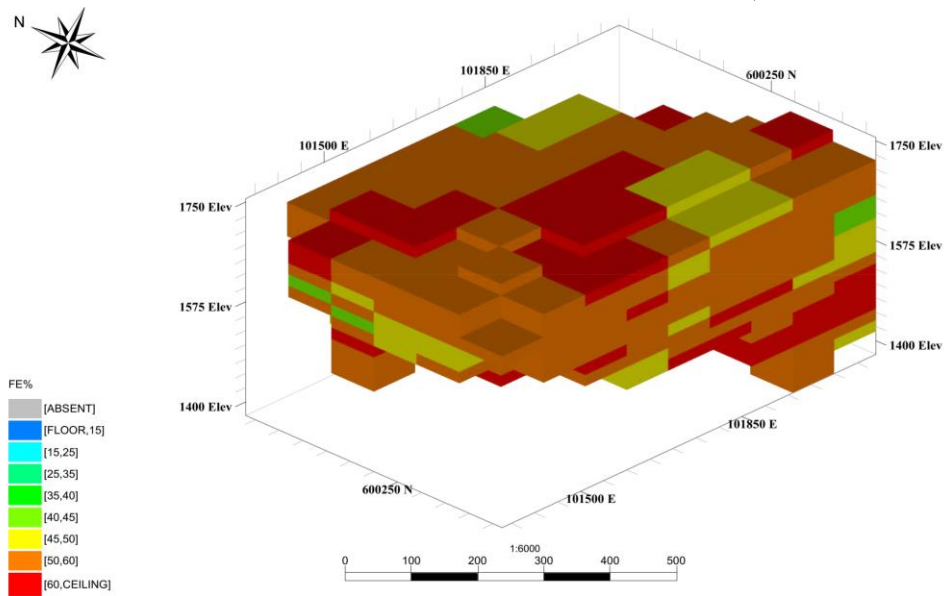
رتبه	گمانه
۴	۷
۱	۱۳
۵	۱۹
۳	۲۴
۲	۳۲

مانند عیار تخمینی، واریانس، خطای تخمین و در نهایت رده بندی بلوکها معین شد.

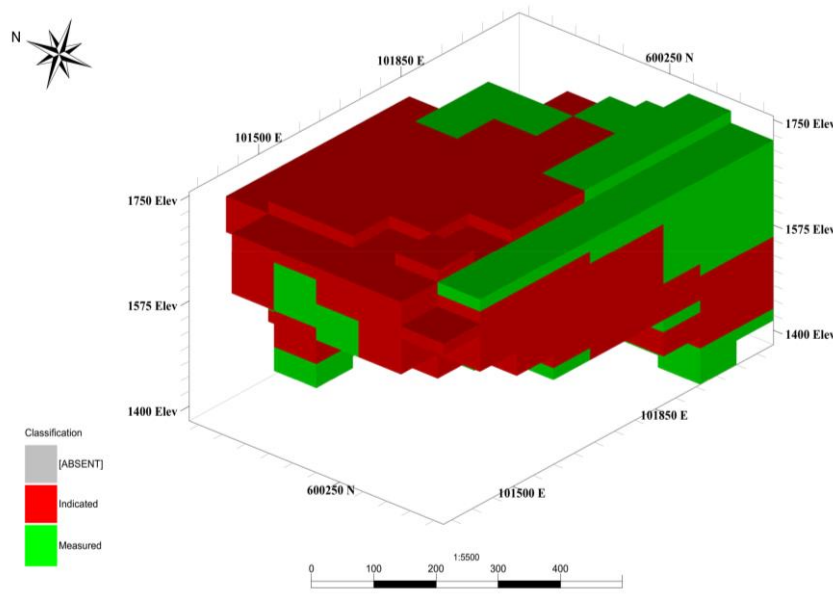
رده بندی در این مقاله به روش خطای تخمین انجام شده است. در دستورالعمل رده بندی ذخایر معدنی در نشریه شماره ۳۷۹، رده بندی با عنوان خطای تخمین معرفی شده که مبنای رده بندی در این مقاله نیز قرار گرفته است. برای رده بندی معرفی شده ۴ بازه در نظر گرفته شده که در این پژوهش برای افزایش قطعیت بازه ها به دو بازه تبدیل شده است. به این ترتیب که بلوکهایی با خطای تخمین زیر ۰/۲ با سطح اعتماد ۹۵ درصد، به عنوان قطعی و بالای ۰/۲ به عنوان احتمالی رده بندی شده اند.

۳-۵- تخمین و رده بندی

در ادامه تخمین کریجینگ به روش کریجینگ ساده برای داده های پردازش شده انجام گرفت (شکل ۷ و ۸). از داده های بدست آمده از تخمین، معیارهای لازم برای رتبه بندی گمانه ها،



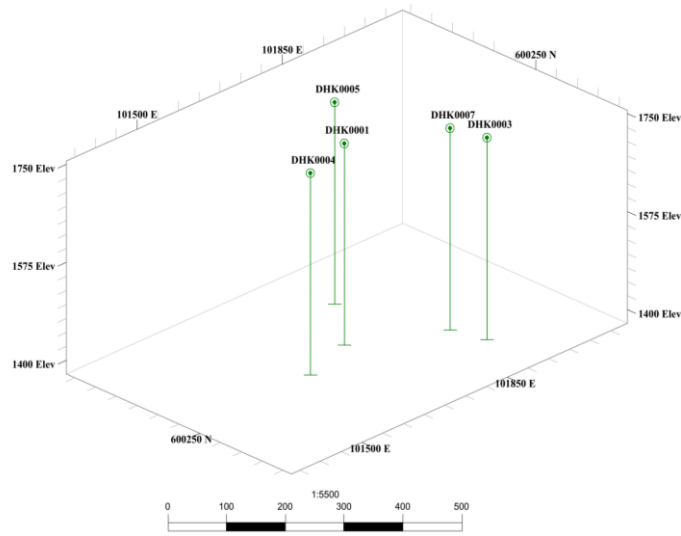
شکل ۷- مدل بلوکی تخمین خورده



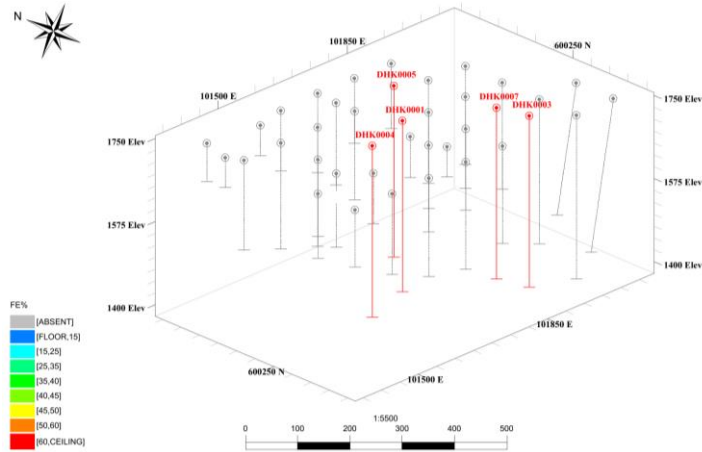
شکل ۸- رده بندی انجام شده برای مدل بلوکی

گمانه‌های تکمیلی معرفی شد که موقعیت مربوط به آن‌ها در منطقه و نسبت به گمانه‌های اولیه در تصاویر ۹، ۱۰ و ۱۱ به نمایش درآمده است.

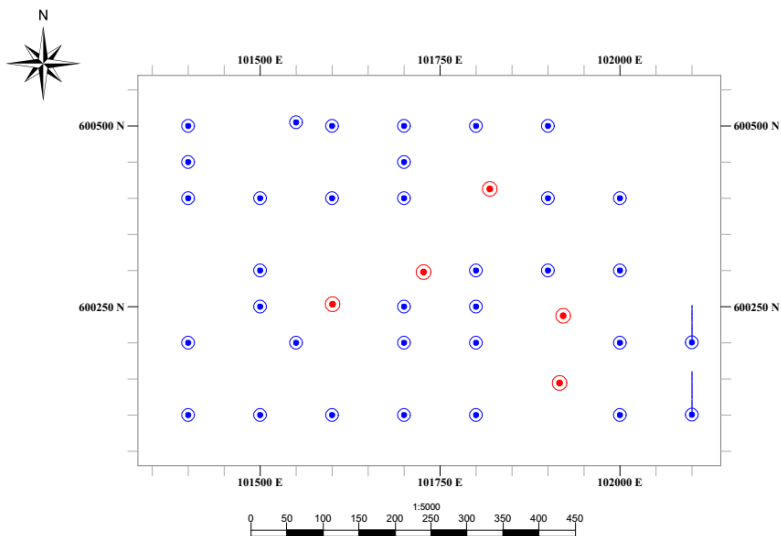
پس از مشخص شدن گمانه‌های با بیشترین وزن، بر طبق روش‌های یاد شده، ۵ گمانه برتر به عنوان گزینه‌های پیشنهادی برای حفر



شکل ۹- موقعیت گمانه‌های پیشنهادی در محدوده



شکل ۱۰- موقعیت گمانه‌های پیشنهادی نسبت به گمانه‌های اولیه

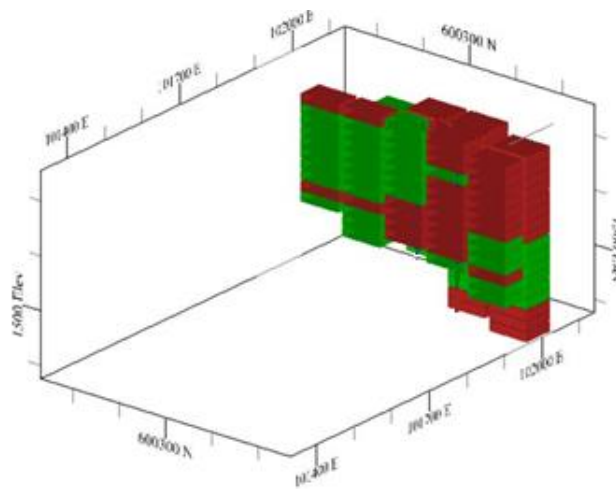


شکل ۱۱- موقعیت گمانه‌های پیشنهادی نسبت به گمانه‌های اولیه (دید از بالا)

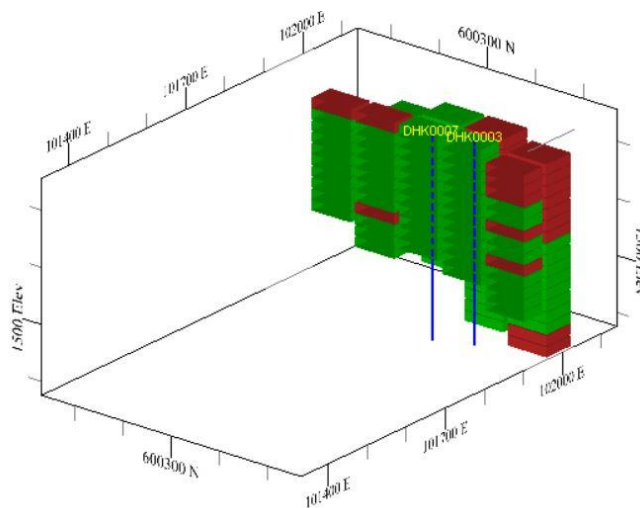
همچنین این گمانه‌ها خطای حاصل از تخمین به روش کریجینگ را کاهش داده‌اند و توانسته‌اند با معرفی یک الگوی نامنظم از گمانه‌های تکمیلی، بیشترین بهره‌وری با کمترین میزان گمانه‌ها را ارائه دهند و از هزینه‌های اضافی ناشی از حفر گمانه‌های بیشتر در شبکه‌های منظم جلوگیری کنند زیرا گمانه‌ها در نقاطی جانمایی شده‌اند که نیاز به حفر گمانه ضروری بوده و نقاط با قطعیت بالا در محاسبات حذف شده بودند.

سپس در ادامه برای بررسی بهبود ایجاد شده به وسیله گمانه‌های معرفی شده در مدل، این گمانه‌ها به گمانه‌های اولیه افزوده شد و مدل بلوکی طراحی شده مجدد مورد تخمین قرار گرفت که نتایج حاصل از آن در قالب تصاویر زیر آورده شده است.

همان‌طور که در تصاویر ۱۲ و ۱۳ مشخص است، گمانه‌های پیشنهادی بهبود قابل قبولی را ارائه داده و توانسته‌اند ضمن ارتقا رده‌بندی و کاهش عدم قطعیت مربوط به مدل بلوکی، میزان ذخیره قطعی را افزایش دهند.



(الف)

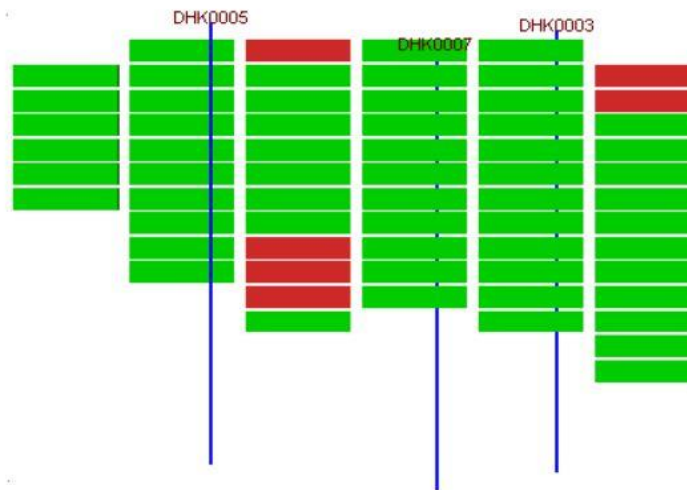


(ب)

شکل ۱۲- الف- وضعیت مدل بلوکی قبل از اضافه شدن گمانه تکمیلی، ب- وضعیت مدل بلوکی بعد از اضافه شدن گمانه تکمیلی (بلوک‌های قرمز رده‌بندی پایین و بلوک‌های سبز رده‌بندی مناسب)



(الف)



(ب)

شکل ۱۳- الف- وضعیت مدل بلوکی قبل از اضافه شدن گمانه تکمیلی، ب- وضعیت مدل بلوکی بعد از اضافه شدن گمانه تکمیلی (بلوک‌های قرمز رده‌بندی پایین و بلوک‌های سبز رده‌بندی مناسب)

نتایج مربوط به این بهبود در قالب جدول ۸ آورده شده است. با توجه به جدول ۸، پس از اضافه شدن ۵ گمانه تکمیلی اضافه شدن بلوک‌های با رده‌بندی قطعی به مدل اتفاق می‌افتد که در حدود ۱۹ درصد ارتقا با اضافه شدن ۵ گمانه تکمیلی پیشرفتی چشمگیر به حساب می‌آید. همچنین این ارتقا در رده‌بندی سبب می‌شود که مدل عیاری ارایه شده، عدم قطعیت کمتری داشته باشد.

استفاده از این روش نوین باعث شده که بدون نیاز به حفر تعداد بالای گمانه در شبکه‌های منظم با تعداد کمتر گمانه در مکان‌های بهینه بتوان به نتایج مورد نیاز در جانمایی و حفر گمانه دست یافت. این امر سبب صرفه‌جویی قابل توجه در هزینه‌ها و افزایش دقت در کار می‌شود.

جدول ۸- آمار و اطلاعات مربوط به ارتقاء و بهبود در نتایج

بدون گمانه‌های تکمیلی		با ۵ گمانه تکمیلی	
تعداد بلوک‌های indicated	تعداد بلوک‌های measured	تعداد بلوک‌های indicated	تعداد بلوک‌های measured
۶۴۵	۳۸۰	۴۵۴	۵۷۱
درصد بلوک‌های قطعی		درصد بلوک‌های قطعی	
۳۷		۵۶	
میزان بهبود حاصل شده از اضافه شدن گمانه‌های تکمیلی (درصد)			
۱۹			

۶- نتیجه‌گیری

با نتایج بدست آمده در این مقاله می‌توان بیان کرد که با استفاده از روش‌های نوین وزن‌دهی و رتبه‌بندی چندمتغیره همچون تاپسیس و کریتیک می‌توان همزمان چندین متغیر مختلف موثر و تصمیم‌ساز در جانمایی گمانه‌های تکمیلی را مورد ارزیابی قرار داد و به وسیله آن‌ها به جوابی به مراتب دقیق‌تر و بهینه‌تر نسبت به روش‌های سنتی جانمایی گمانه‌های تکمیلی دست یافت.

روش معرفی شده در این مقاله با معرفی بهترین نقاط برای جانمایی گمانه‌ها از هزینه‌های اضافی مرتبط با حفر گمانه‌های اضافی جلوگیری به عمل می‌آورد و صرفه‌جویی چشمگیری را به همراه دارد. همچنین این روش این امکان را فراهم می‌آورد تا برای جانمایی گمانه‌ها، لایه‌های اطلاعاتی متنوع را در نظر گرفت زیرا هر لایه اطلاعاتی می‌تواند نقش موثری در مکان پیشنهادی گمانه‌ها داشته باشد. بنابراین با سیاست‌های مختلف و متنوع متناسب با نوع نیاز می‌توان به جانمایی گمانه‌ها اقدام کرد.

برای ارتقا در روش ارائه شده می‌توان از سایر روش‌های پیشرفته وزن‌دهی و رتبه‌بندی و لایه‌های اطلاعاتی بیشتر نیز بهره گرفت.

منابع

6. X. Emery; 2007, "Conditioning simulations of Gaussian random fields by ordinary kriging," *Math. Geol.*, vol. 39, no. 6, pp. 607–623.
7. Fatehi, M., Asadi, H. H., & Hossein Morshedy, A. 2020. 3D design of optimum complementary boreholes by integrated analysis of various exploratory data using a sequential-MADM approach. *Natural Resources Research*, 29(2), 1041-1061.
8. Ramadhan, M. D., Marwanza, I., Nas, C., Azizi, M. A., Dahani, W., & Kurniawati, R; 2021. Drill Holes Spacing Analysis for Estimation and Classification of Coal Resources Based on Variogram and Kriging. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Vol. 819, No. 1.
9. Ugurlu, O. F., & Kumral, M; 2020. Cost optimization of drilling operations in open-pit mines through parameter tuning. *Quality Technology & Quantitative Management*, 17(2), 173-185.
10. Dailami, K., Nasriani, H. R., Sajjadi, S. A., Rafiee, M. R., Whitty, J., & Francis, J; 2020. Optimizing the ultimate recovery by infill drilling using streamline simulation. *Acta Scientiarum. Technology*, 42.
11. Dirkx, R., & Dimitrakopoulos, R.; 2018, Optimizing infill drilling decisions using multi-armed bandits: Application in a longterm, multi-element stockpile. *Mathematical Geosciences*, 50, 35–52.
12. C. Lantuéjoul; 2013, "Geostatistical simulation: models and algorithms," Springer Sci. Bus. Media.
13. M. E. Rossi; 1999. "Uncertainty and risk models for decision-making processes," *Int. Symp. Comput. Appl. Miner. Ind.*, vol. 28, pp. 185–195.
14. M. E. Rossi and C. V. Deutsch, 2014, *Mineral resource estimation*. Springer Science & Business Media.
15. A. Chibaya, "Geometallurgical analysis-Implications of operating flexibility; 2018 (A case for Geometallurgy for Orapa A/K1 deposit).le," PhD Dissertation, University of the Witwatersrand.
16. Fatehi, M., Asadi, H. H., & Hossein Morshedy, A; 2017. Designing infill directional drilling in mineral exploration by using particle swarm optimization algorithm. *Arabian Journal of Geosciences*.
17. Soltani, S. and Hezarkhani, A; 2009. Additional exploratory boreholes optimization based on three-dimensional model of ore deposit, *Archives of Mining Sciences*, 54, 495–506.
18. Soltani, S. and Hezarkhani, A; 2011. Determination of realistic and statistical value of the information gathered from exploratory drilling, *با نتایج بدست آمده در این مقاله می‌توان بیان کرد که با استفاده از روش‌های نوین وزن‌دهی و رتبه‌بندی چندمتغیره همچون تاپسیس و کریتیک می‌توان همزمان چندین متغیر مختلف موثر و تصمیم‌ساز در جانمایی گمانه‌های تکمیلی را مورد ارزیابی قرار داد و به وسیله آن‌ها به جوابی به مراتب دقیق‌تر و بهینه‌تر نسبت به روش‌های سنتی جانمایی گمانه‌های تکمیلی دست یافت.*

روش معرفی شده در این مقاله با معرفی بهترین نقاط برای جانمایی گمانه‌ها از هزینه‌های اضافی مرتبط با حفر گمانه‌های اضافی جلوگیری به عمل می‌آورد و صرفه‌جویی چشمگیری را به همراه دارد. همچنین این روش این امکان را فراهم می‌آورد تا برای جانمایی گمانه‌ها، لایه‌های اطلاعاتی متنوع را در نظر گرفت زیرا هر لایه اطلاعاتی می‌تواند نقش موثری در مکان پیشنهادی گمانه‌ها داشته باشد. بنابراین با سیاست‌های مختلف و متنوع متناسب با نوع نیاز می‌توان به جانمایی گمانه‌ها اقدام کرد.

برای ارتقا در روش ارائه شده می‌توان از سایر روش‌های پیشرفته وزن‌دهی و رتبه‌بندی و لایه‌های اطلاعاتی بیشتر نیز بهره گرفت.

منابع

1. D. S. F. Silva and J. B. Boisvert; 2014 "Mineral resource classification: A comparison of new and existing techniques," *J. South. African Inst. Min. Metall.*, vol. 114, no. 3, pp. 265–273,
2. Fatehi, M., & Asadi, H. H. (2017). Data integration modeling applied to drill hole planning through semi-supervised learning: A case study from the Dalli Cu–Au porphyry deposit in the central Iran. *Journal of African Earth Sciences*, 128, 147–160.
3. B. Sadeghi, N. Madani, and E. J. M. Carranza; 2015, "Combination of geostatistical simulation and fractal modeling for mineral resource classification," *J. Geochemical Explore.*, vol. 149, pp. 59–73.
4. G. H. Blackwell, M. Anderson, and K. Ronson; 1999, "Simulated grades and open pit mine planning—resolving opposed positions," *Proc. 28th Symp. Appl. Comput. Oper. Res. to Miner. Ind. Color. Sch. Mines*, Golden, Colo, pp. 205–215.
5. D.S.F.Silva; 2015, "Mineral Resource Classification and Drill Hole Optimization Using Novel Geostatistical Algorithms with a Comparison to Traditional Techniques," University of Alberta.

- three-dimensional model of ore deposit”, Archives of Mining Sciences 54: 495-506.
32. Kim, Y. C., Martino, F., Chopra, I., 1981. “Application of geostatistics in a coal deposit. Mining Engineering 33 (11), pp. 1476–1481.
 33. Walton, D.R. and Kauffman, P.W., 1982. “Some Practical Considerations in Applying Geostatistics to Coal Reserve Estimation”, SME-AIME, Dallas.
 34. Willam C, P. 1978. “Exploration And Mining Geology”, John Wiley & Sons, Inc. 430-432.
 35. Annels, Alwyn E., 1996. “Mineral Deposit Evaluation: A Practical Approach”, CHAPMAN & HALL, P. 436.
 36. Hasel A.A., 1938. “Sampling error in timber surveys”, Journal of Agricultural Research, vol. 57: 713-736.
 37. Mahalanobis P.C., 1940. “A sample survey of the acreage under jute in Bengal”, Sankhys, vol. 4: 511-530.
 38. Quenouille M.H., 1949. “Problems in plane sampling”, Annals of Mathematical Statistics, vol. 20: 355-375.
 39. Das A.C., 1950. “Two-dimensional systematic sampling and the associated stratified and random sampling”, Sankhya, vol. 10: 95-108.
 40. Drew, k J., 1974. “Estimation of Petroleum Exploration Success and the Effects of Resource Base Exhaustion via a Simulation Model. U.S. Geol. Survey Bull. v. 1328, 25p.
 41. Žižović, M., Miljković, B., & Marinković, D; 2020, Objective methods for determining criteria weight coefficients: A modification of the CRITIC method. Decision Making: Applications in Management and Engineering, 3(2), 149-161.
 42. Akram, M., Dudek, W. A., & Ilyas, F; 2019. Group decision-making based on pythagorean fuzzy TOPSIS method. International Journal of Intelligent Systems, 34(7), 1455-1475.
 43. Tuş, A., & Aytaç Adalı, E; 2019, The new combination with CRITIC and WASPAS methods for the time and attendance software selection problem. Opsearch, 56(2), 528-538.
 44. Diakoulaki, D., Mavrotas, G., & Papayannakis, L; 1995, Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. Computers & Operations Research, 22(7), 763-770.
 45. Haarnoja, T., Zhou, A., Hartikainen, K., Tucker, G., Ha, S., Tan & Levine, S. (2018). Soft actor-critic algorithms and applications. arXiv preprint arXiv:1812.05905.
 46. Park, J. H., Park, I. Y., Kwun, Y. C., & Tan, X; Natural Resources Research, 20, (4), 207–216.
 19. Soltani-Mohammadi, S. and Hezarkhani, A; 2013. A simulated annealing-based algorithm to locate additional drillholes for maximizing the realistic value of information, Natural Resources Research, 22, (3), 229–237.
 20. Soltani-Mohammadi, S., Amnieh, H. B. 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 Sciences, 57, (3), 687–697.
 21. Szidarovszky, F.; 1983. “Multiobjective Observation Network Design for Regionalized Variables”, International Journal of Mining Engineering 1, pp 331- 342.
 22. Hassanipak, A. A., & Sharafodin, M.; 2004. GET: A function for preferential site selection of additional borehole drilling. Exploration and Mining Geology, 13, 139–146.
 23. R. D. Rein Driks; 2017, “optimizing infill drilling decisions using multi-armed bandits: application in a long-term, multi-element stockpile.
 24. M. A. Cuba, J. B. Boisvert, and C. V Deutsch; 2012, “Evaluation of Infill Drilling in the SLM Framework,” vol. 2012, pp. 1–8.
 25. S. Soltani and M. Safa; 2015, “Optimally locating additional drill holes to increase the accuracy of ore/waste classification,” Trans. Institutions Min. Metall. Sect. A Min. Technol., vol. 124, no. 4, pp. 213–221.
 26. G. Pan and A. Arik; 1993, “Restricted kriging for mixture of grade models,” Math. Geol., vol. 25, no. 6, pp. 713–736.
 27. R. Dimitrakopoulos, C. T. Farrelly, and M. Godoy, 2002, “Moving forward from traditional optimization: Grade uncertainty and risk effects in open-pit design,” Inst. Min. Metall. Trans. Sect. A Min. Technol., vol. 111, no.
 28. C. Wilde, B.J. and Deutsch; 2010, “Data Spacing and Uncertainty: Quantification and Complications,” Annu. Conf. Int. Assoc. Math. Geosci. August 29 - Sept. 2, Budapest, Hungary, 24 pages.
 29. Chou, D. and Schenk, D. E., 1983. “Optimum Locations for Exploratory Drill Holes”, International Journal of Mining Engineering 1, pp. 343-355.
 30. Gershon, M., Allen, L.E., Manley, F., 1998. “Application of a new approach for drillholes location optimization”, International Journal of Mining, Reclamation and Environment 2, pp. 27-31.
 31. Soltani, S. and A. Hezarkhani, 2009. “Additional exploratory boreholes optimization based on

- Katowice, 6(1), 200-230.
50. Mücke, A., & Younessi, R. (1994). Magnetite-apatite deposits(Kiruna-type) along the Sanandaj-Sirjan zone and in the Bafq area, Iran, associated with ultramafic and calcalkaline rocks and carbonatites. *Mineralogy and Petrology*, 50(4), 219-244.
 51. Pourgholam, M. M., Afzal, P., Adib, A., Rahbar, K., & Gholinejad, M. (2022). Delineation of iron alteration zones using spectrum-area fractal model and TOPSIS decision-making method in tarom metallogenic zone, NW Iran. *Journal of Mining and Environment (JME)*, 13(2), 503-525.
 ۵۲. شرکت مهندسان مشاور کوشا معدن، گزارش تخمین و مدل‌سازی آنومالی شماره ۱ گل‌گهر.
 2011. Extension of the TOPSIS method for decision making problems under interval-valued intuitionistic fuzzy environment. *Applied Mathematical Modelling*, 35(5), 2544-2556.
 47. Ren, L., Zhang, Y., Wang, Y., & Sun, Z; 2007, Comparative analysis of a novel M-TOPSIS method and TOPSIS. *Applied Mathematics Research eXpress*.
 48. Çelikbilek, Y., & Tüysüz, F, 2020. An in-depth review of theory of the TOPSIS method: An experimental analysis. *Journal of Management Analytics*, 7(2), 281-300.
 49. Roszkowska, E, 2011. Multi-criteria decision making models by applying the TOPSIS method to crisp and interval data. *Multiple Criteria Decision Making/University of Economics in*