

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

Impactos da definição de domínios e interpretação geológica na estimativa de teores e simulação gaussiana de um depósito de Cobre-Ouro

LUCAS BASSAN

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geociências (Recursos Minerais e Hidrogeologia) para obtenção do título de Mestre em Ciências

Área de concentração: Recursos Minerais

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

SÃO PAULO
2024

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

Impactos da definição de domínios e interpretação geológica na estimativa de teores e simulação gaussiana de um depósito de Cobre-Ouro

LUCAS BASSAN

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Monteiro Rocha

Dissertação de Mestrado

Nº 937

COMISSÃO JULGADORA

Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Dr. Eduardo Henrique de Moraes Takafuji

Dr. Giorgio Francesco Cesare de Tomi

SÃO PAULO
2024

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer ao meu orientador Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha que, além de ser paciente, compreensivo e compartilhar um pouco do seu conhecimento sobre Estatística, Geoestatística e Recursos minerais, diversas vezes se portou como ponte, incentivando-me e influenciando positivamente em momentos chave da minha vida acadêmica e profissional.

Agradeço aos servidores da Universidade de São Paulo e, em particular, aos do Instituto de Geociências, por terem me proporcionado acesso ao conhecimento necessário para execução desse e de outros trabalhos.

Agradeço à Datamine Brasil e, em especial ao Arthur Marques, Rafael Souza, Pablo Borges e Alessandro Silva por todo o apoio e conhecimento compartilhado ao longo dos últimos 5 anos.

Sou grato, ainda, à Tei, ao Kibe e à Bia pela camaradagem, estímulo intelectual e paciência com as minhas excentricidades.

Por fim, agradeço à Mônica, minha companheira na escalada, por toda a força, apoio irrestrito e dedicação carinhosa. Você sabe que, sem ti, esse texto não seria entregue.

**“Aprendendo a ter orgulho dos meus dentes amarelos
Que rangem quando falo. Mas, se calo, esfarelam
Ainda servindo para devorar
O mundo em pedaços que uma hora eu engulo
E mesmo com sorrisos mais escassos
Vou digerindo vitórias e fracassos”**

Dead Fish - Dentes Amarelos

(Composição de: Rodrigo Lima, Ric Mastria, Marcão Melloni, Igor Moderno e
Álvaro Dutra)

RESUMO

Bassan, L., 2024. Impactos da definição de domínios e interpretação geológica na estimativa de teores e simulação gaussiana de um depósito de Cobre-Ouro. [Dissertação de mestrado], São Paulo, Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, 119 p.

O modelo tridimensional de recursos minerais é utilizado no processo de quantificação de volume, teores e geometria de um depósito mineral, com vistas a sua classificação. Essa atividade considera princípios de cálculo de recursos baseados na amostragem e depende, fundamentalmente, de interpretações sustentadas por informações geológicas (litologias, estruturas, teores etc.) para a construção de corpos tridimensionais que representem as diferentes litologias ou zonas de interesse. O presente trabalho consiste na aplicação de análise geoestatística e simulação estocástica condicional em um depósito que contém cobre, ouro e prata. Com vistas a quantificar o impacto de diferentes interpretações geológicas nos resultados das técnicas geoestatísticas adotadas, três interpretações geológicas foram consideradas no estudo. A primeira considerou a zona mineralizada com um único domínio geoestatístico. A segunda diferenciou cinco domínios geoestatísticos contínuos por meio da interpretação de seções verticais e modelagem explícita. Por fim, a terceira interpretação definiu dois domínios utilizando o algoritmo K-médias (*k-means*) e modelagem implícita. Os resultados comparativos mostram que a não adoção de domínios de alto teor resulta em modelos menos acurados, com as amostras de alto teor influenciando estimativas em zonas de baixo teor e ocasionando contaminação das zonas de diluição do modelo. O impacto desse enriquecimento nas estatísticas globais do modelo é notável. No entanto, é quando se quantifica a parte da mineralização com razoável perspectiva de eventual extração econômica que os efeitos dessa superestimativa demonstram mais relevância. Por fim, o estudo indica que o uso de algoritmos de clusterização combinados com modelagem implícita para definição dos domínios de alto teor pode levar a criação de modelos acurados.

Palavras-chave: Simulação Geoestatística, Incerteza, Estimativa de Cobre, Modelagem implícita, Incerteza.

ABSTRACT

Bassan, L., 2024. Impacts of domaining and geological Modelling on the grade estimation and gaussian simulation of a Copper-Gold deposit. [Master's Thesis], São Paulo, Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, 119 p.

The three-dimensional model of mineral resources is utilized in the process of evaluating volume, grades, and geometry of a mineral deposit, aiming for its classification. This activity considers principles of resource calculation based on sampling and fundamentally relies on interpretations supported by geological information (such as lithologies, structures, grades, etc.) for constructing three-dimensional bodies that represent different lithologies or zones of interest. The present study involves the application of geostatistical analysis and conditional stochastic simulation in a copper, gold and silver deposit. To quantify the impact of different geological interpretations on the results of the adopted geostatistical techniques, three geological interpretations were considered in the study. The first considered the mineralized zone as a single geostatistical domain. The second differentiated five continuous geostatistical domains through the interpretation of vertical sections and explicit modeling. Finally, the third interpretation defined two domains using the K-means algorithm and implicit modeling. Comparative results highlight that the non-adoption of high-grade domains results in less accurate models. The presence of high-grade samples tends to influence estimates in low-grade areas, leading to a contamination of the model's dilution zones. The impact of this enrichment is particularly noticeable when quantifying the mineralization with reasonable perspective of eventual economic extraction. Finally, the study suggests that employing clustering algorithms in conjunction with implicit modeling to identify high-grade domains can significantly improve the accuracy of the models.

Keywords: Geostatistical simulation, Copper Ore Estimation, Implicit Modelling, Uncertainty.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Colocação do Problema e Hipótese	4
1.2. Justificativa	4
1.3. Objetivos.....	5
1.4. Estrutura da Dissertação.....	5
2. CONCLUSÃO.....	6
3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	7

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AM	Aprendizado de Máquinas
Au	Ouro
Ag	Prata
BD	Banco de dados
Cu	Cobre
CV	Coeficiente de variação estatístico. Também empregado como incerteza da estimativa de teores, quando o cálculo é baseado nos cenários da simulação gaussiana.
IoCG	<i>Iron oxide-Copper-Gold</i> (Óxido de Ferro-Cobre-Ouro)
KNA	<i>Kriging neighbourhood analysis</i>
KO	Krigagem Ordinária (OK – <i>ordinary kriging</i> , nos trechos em inglês)
KS	Krigagem Simples
MEE	<i>Maximum Estimation Error</i> (Erro máximo da estimativa)
MGMs	Modelos Gaussianos Mistos
MSO	<i>Mineable Shape Optimizer</i>
Ori.	Original. Termo empregado para identificar as estatísticas das amostras em sua distribuição original
ppm	Partes por milhão
QQPlot	<i>Quantil-Quantil Plot</i>
Reg.	Regularizado. Termo empregado para identificar as estatísticas das amostras após a regularização amostral
SG	Simulação Gaussiana, empregado no estudo como sinônimo de simulação geoestatística (SGS – <i>Sequentil Gaussian Simulation</i> nos trechos em inglês)

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é um importante produtor e exportador no mercado mundial de *commodities* minerais, destacando-se pela produção de ferro, cobre, ouro, alumínio e nióbio (Castro *et al.*, 2022). O cobre é considerado uma *commodity* mineral relevante, devido à sua aplicação em produtos e processos de alta tecnologia (Castro *et al.*, 2022) e até mesmo crítica, dado seus usos na geração de energia renovável (International Energy Agency, 2021). Neste contexto, é fundamental, para além da descoberta de novas jazidas, o aproveitamento adequado dos recursos minerais conhecidos.

Para tanto, é necessário conhecer e representar corretamente o depósito mineral. O modelo de teores é, portanto, uma parte fundamental de um empreendimento minerário, uma vez que é o responsável por representar a distribuição espacial, a extensão, o volume e as características das zonas mineralizadas de um depósito mineral. Este modelo serve de base a todo o planejamento que permitirá a extração do minério.

Mesmo sendo tão importante, um modelo é uma simplificação da realidade e desvios consideráveis entre o teor previsto e o teor real frequentemente ocorrem. A fonte desses erros é múltipla e variada (por exemplo: amostragem, erros e inconsistências no banco de dados, estimativa enviesada etc.). Porém, mesmo que todas as boas práticas e principais validações sejam empregadas, esses erros continuarão presentes, dada a impossibilidade de criar modelos que sejam totalmente condizentes com uma realidade que é inacessível no momento de sua construção, visto que a amostragem é sempre limitada.

Melhorar a previsibilidade do modelo é uma tarefa muito importante, que deve ser praticada no dia a dia da mina. Essa melhoria pode ser alcançada aumentando a amostragem, mas isso envolve custos. Assim, dado o lugar de centralidade que esse fruto do trabalho do geólogo de recursos ocupa na cadeia de atividades da indústria mineral, a aplicação de técnicas complementares à estimativa é sempre desejável.

Desde a década de 1970, diferentes abordagens têm sido desenvolvidas e empregadas com o intuito de acessar as incertezas presentes no modelo de teores, tais como a análise da variância de Krigagem (Royle, 1977; Sabourin, 1984; Froidevaux *et al.*, 1986), o cálculo e análise da variância de Interpolação (Yamamoto, 2000) e do erro relativo da Krigagem (Blackwell, 1998). As técnicas de simulação condicional geoestatísticas também são possíveis ferramentas a serem aplicadas com

esse intuito.

As técnicas de simulação condicional geoestatísticas são populares na indústria mineral pois, quando adequadamente aplicadas, podem auxiliar o entendimento do comportamento dos teores nas diferentes regiões do corpo mineralizado. Os resultados das simulações fornecem informações acerca da incerteza na inferência, auxiliando a identificar as zonas onde os desvios entre o modelo e a realidade podem ser mais elevados (Guardiano *et al.*, 1995; Glacken, 1996; Van Brunt e Rossi, 1999; Journel e Kyriakidis, 2004; Leuangthong *et al.*, 2006; Badenhorst e Rossi, 2012). Essas informações podem ser decisivas para um planejamento de mina adequado, para melhora da reconciliação dos teores e para garantir previsibilidade à usina de beneficiamento, além de possibilitarem a elaboração de análise de risco. Um modelo de recursos “completo” deve incluir, além dos teores estimados, informações sobre as incertezas e suas consequências (Dimitrakopoulos, 1997).

A Simulação Sequencial Gaussiana (SSG) tem como resultado modelos equiprováveis que reproduzem as estatísticas e as características de dependência espacial do depósito mineral (Rossi e Deutsch, 2014). Dessa forma, os cenários criados pela SSG honram a variabilidade da variável de interesse.

Outro ponto a se levar em conta é que, para que as estimativas e simulações apresentem resultados adequados aos seus propósitos, a interpretação geológica do depósito mineral e a definição dos domínios geoestatísticos precisam ser feitas cuidadosamente, uma vez que a configuração dos domínios terá um impacto significativo nos resultados das estimativas (McLennan e Deutsch, 2006).

A interpretação geológica de um depósito mineral é geralmente efetuada utilizando técnicas de modelagem explícitas, implícitas ou probabilísticas (Carboni, 2022), sendo as duas primeiras as mais utilizadas. Independentemente da técnica utilizada, todas as informações e conhecimentos sobre o tipo de depósito que possam influenciar a distribuição espacial da mineralização devem ser levados em consideração (Rossi e Deutsch, 2014; Stoker e Gilfillan, 2001). A modelagem explícita (ou tradicional) baseia-se no desenho manual dos limites da mineralização a partir da interpretação de seções do corpo mineralizado, enquanto na modelagem implícita os limites da mineralização são definidos com base em funções volumétricas que são geradas a partir de funções de base radial (Hardy, 1990). Mais informações sobre modelagem geológica e as técnicas que podem ser utilizadas estão disponíveis em trabalhos publicados sobre o tema desde a década de 1990 (Hardy, 1990; Knight *et*

al., 2007; Rossi e Deutsch, 2014; Rolo *et al.*, 2017; Carboni, 2022 entre outros).

Independente da forma de definição da distribuição espacial de cada um dos limites geológicos, em depósitos com contatos geológicos abruptos (*hard boundaries*), onde existe um contraste de magnitude dos teores entre os domínios, sempre haverá um componente de incerteza associado a essa definição, uma vez que a informação amostral geralmente é escassa, não sendo possível retratar com facilidade zonas de falhas, descontinuidades ou enriquecimentos lenticulares da mineralização (Dominy *et al.*, 2002). É possível dizer que os limites físicos dos teores são a maior fonte de incerteza na estimativa de recursos e reservas minerais (Dominy *et al.*, 2002).

Neste estudo, foram aplicadas técnicas de estimativa e simulação geoestatística a um depósito de cobre-ouro, avaliando a influência da modelagem geológica e da definição de domínios nos resultados obtidos para a variável cobre. Como forma de compreender o impacto das interpretações geológicas nas técnicas geoestatísticas utilizadas, foram efetuadas análises relativas de três modelos de teores e incertezas, cada um construído a partir de uma configuração específica de domínios de estimativa.

O depósito utilizado neste estudo de caso terá seu nome e localização omitidos para honrar a confidencialidade assinada no processo de disponibilização dos dados. Assim, todas as imagens apresentadas sobre o projeto serão apresentadas em um sistema de coordenada local. No entanto, apenas para contextualização, é importante informar que se trata de um depósito de óxido de ferro-cobre-ouro (IoCG) com mineralização caracterizada por corpos tabulares com calcopirita-pirita-pirrotita hospedados em granito cisalhado, intrusivo em gnaiss e diorito. A orientação dos corpos é WSW-ENE, com um azimute de cerca de 75° e um mergulho em direção a SE, com ângulos de ~80° nas porções mais superficiais e 65° a 70° em profundidade. A mineralização assume duas feições principais. Uma é caracterizada por sulfetação maciça/semi-maciça, com aspectos de mineralização hidrotermal, consistindo em matriz de brecha preenchida com magnetita e calcopirita, com ocorrências subordinadas de pirrotita e alguma pirita. Os clastos são constituídos por rocha alterada e anfibólio de granulação grossa. A segunda feição é a de mineralização disseminada e consiste em uma zona de baixo a médio teor que envolve a zona de sulfetação maciça, constituída pelo mesmo conjunto mineralógico de sulfetos que a zona de alto teor, mas ocorrem como disseminações de granulação fina, contidas na foliação principal da rocha ou preenchendo vênulas e fraturas.

1.1. Colocação do Problema e Hipótese

A distribuição espacial dos teores em um depósito formado em sistemas hidrotermais do tipo IoCG é fortemente impactada pelas características físico-químicas do fluido mineralizante e a condição estrutural da rocha encaixante. Combinados esses dois fatores, a mineralização pode assumir forma de brechas, veios e vênulas, *stockwork*, maciça e disseminada. Assim, o depósito mineral apresenta elevada heterogeneidade, com variações significativas nos teores à curtas distâncias.

Dada a escala de ocorrência dessas feições de concentração e difusão da mineralização, a tarefa de construir um modelo de teores que represente adequadamente as regiões de enriquecimento e empobrecimento do depósito pode se tornar bastante complexa.

Como agravante, oscilações significativas de teores em materiais geológicos avizinados dificultam o planejamento de lavra, uma vez que as médias previstas para os diferentes períodos de produção acabam por se afastar demais do que é lavrado diariamente.

Para lidar com essas características dos depósitos minerais, a geoestatística oferece uma série de técnicas que permitem realizar estimativas não enviesadas que respeitem médias locais, bem como quantificar a variabilidade dos teores na mineralização. Porém, essas técnicas são sensíveis à configuração de domínios geoestatísticos interpretados durante o processo de modelagem geológica.

A principal hipótese do presente trabalho é que a não setorização (*domaining*) do depósito durante a modelagem geológica impacta significativamente os resultados obtidos na aplicação da krigagem ordinária e simulação geoestatística, reduzindo a acurácia do modelo que representa os teores e a variabilidade do depósito.

Adicionalmente, assume que técnicas de agrupamento de dados, como o método K-médias, pode auxiliar na definição de domínios de estimativa geologicamente robustos.

1.2. Justificativa

Diversos trabalhos na área de geoestatística já foram realizados visando a utilização de técnicas de simulação condicional na análise de variabilidade de modelos geológicos, tanto para classificação de Recursos Minerais, quanto para avaliar incertezas em escala de lavra (Smith e Dimitrakopoulos, 1999; Vann *et al.*, 2002;

Dominy *et al.*, 2002; de Souza *et al.*, 2004; Dohm, 2005; Verly, 2005; Ortiz e Emery, 2006; Silva e Boisvert, 2014; Paithankar e Chatterjee, 2018; Leone *et al.*, 2022; Dias *et al.*, 2023). Diversos autores também se debruçaram sobre a questão da modelagem, definição e tratamento dado aos domínios (Hardy, 1990; Knight *et al.*, 2007; Rossi e Deutsch, 2014; Rolo *et al.*, 2017; Carboni, 2022), bem como seus impactos em métodos geoestatísticos de estimativa (Dominy *et al.*, 2002; Ortiz e Emery, 2006).

Visto isso, o presente trabalho se justifica por aplicar diferentes configurações de domínios (definidos por técnicas distintas) a um mesmo depósito mineral. Para, então, avaliar os impactos causados pela setorização nos resultados obtidos pela krigagem ordinária (KO) e simulação sequencial gaussiana (SSG), tendo em vista que as repostas oferecidas pela SSG e pela KO afetam diretamente o planejamento de lavra e o aproveitamento da mineralização.

1.3. Objetivos

O objetivo do presente trabalho é a elaboração e comparação de modelos tridimensionais de um depósito de cobre (Cu) e ouro (Au), com prata (Ag) associada, utilizando diferentes interpretações geológicas e seus impactos nos resultados obtidos pelas técnicas geoestatísticas. Com isso, espera-se fornecer uma visão precisa e acurada da mineralização de cobre, bem como as particularidades da sua distribuição espacial no depósito. Objetivamente, esse trabalho visa:

- Comparar a distribuição tridimensional dos teores e incertezas da variável cobre do depósito nos diferentes modelos;
- Quantificar o impacto das diferentes interpretações geológicas na massa mineralizada com razoável perspectiva de eventual extração econômica.

Os resultados desse trabalho podem ser utilizados para definir regiões do depósito com maior incerteza geológica, bem como eventuais fragilidades de interpretações geológicas vigentes.

1.4. Estrutura da Dissertação

Visando apresentar corretamente o assunto, a metodologia adotada, os resultados obtidos e os demais frutos do trabalho, o texto da dissertação foi estruturado em cinco tópicos.

De início, é apresentada uma breve revisão bibliográfica de conceitos

interessantes para entendimento do tema. Nessa parte do texto, os conceitos básicos de estatística descritiva, geoestatística, modelagem geológica e análise de agrupamentos são apresentados. Em seguida, é apresentada a metodologia adotada no trabalho e os resultados obtidos. O tópico seguinte é composto por um artigo submetido à Revista Brasileira de Geologia (Brazilian Journal of Geology), que foi produzido com base nos estudos realizados ao longo da dissertação. O artigo em questão, nomeado “Impacts Of Mineral Body Domaining On Grade Estimation And Conditional Simulation Of A Cu-Au Deposit”, é apresentado na íntegra, apesar de ainda estar em processo de revisão. E, por fim, são apresentadas as conclusões gerais do trabalho.

2. CONCLUSÃO

Após a análise dos resultados do trabalho, pode-se concluir que a aplicação de setorização no modelo de teores conduz a resultados mais satisfatórios em termos da representação espacial de feições geológicas como as zonas de sulfetação maciça e disseminada. O modelo 1 (que não diferencia domínios internos à mineralização) apresentou zonas de transição gradacional entre as regiões de alto e baixo teor, feição que não condiz com as características do depósito estudado.

Do ponto de vista das validações quantitativas, o modelo 2 foi o que apresentou maior desvio entre o amostrado e o simulado, mesmo nas validações feitas dentro de cada um dos domínios do modelo. Os resultados da estimativa por KO reforçaram esse desvio. É importante ressaltar que o desvio observado é fruto, em grande parte, da baixa amostragem dos domínios 230 e 240, que impossibilita que eles tenham a distribuição espacial dos teores reconhecida, dificultando a sua adequada representação no modelo. A aplicação de técnicas geoestatísticas avançadas pressupõe (jamais substitui) uma amostragem adequada.

A definição de domínios utilizando o método k-médias aliado à modelagem implícita é interessante, porque permitiu a criação de um modelo realista, seguindo uma abordagem orientada pelos dados, com resultados considerados satisfatórios. O modelo 3 também se destaca por apresentar as menores incertezas e MEE.

3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agterberg, F. P., 1974, *Geomathematics*: Amsterdam, Elsevier, 596p.
- Ambroise, C., Dang, M., Govaert, G., 1997, Clustering of spatial data by the EM algorithm, In *geoENV I—Geostatistics for environmental applications*, Dordrecht, Springer, p. 493-504.
- Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H., Sander, J, 1999, OPTICS: Ordering Points to Identify the Clustering Structure. International Conference on Management of Data. Philadelphia PA: Association for Computing Machinery.
- Armstrong, M., 1998, *Basic Linear Geostatistics*: Germany, Springer, 155 p.
- Arthur, D., Vassilvitskii, S., 2007, k-means++: The advantages of careful seeding: Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete Algorithms, Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia, USA, p. 1027-1035.
- Badenhorst, C., Rossi, M., 2012, Measuring the Impact of the Change of Support and Information Effect at Olympic Dam. In: ABRAHAMSEN, P.; HAUGE, R.; KOLBJØRNSSEN, O. (Eds.). **Geostatistics Oslo 2012**. Dordrecht: Springer, 2012. p. 345-357. (Quantitative Geology and Geostatistics, vol 17). DOI https://doi.org/10.1007/978-94-007-4153-9_28.
- Blackwell, G., 1998, Relative kriging errors; a basis for mineral resource classification: *Exploration and Mining Geology*, v. 7, n. 1-2, p. 99-105.
- Caers, j., 2011, **Modeling uncertainty in the Earth Sciences**. Hoboken: Wiley-Blackwell, 229 p.
- Carboni, I., 2022, **Modelagem tridimensional elaborada pelos métodos implícito, explícito e probabilístico aplicados a mineralização do depósito de Ambrósia, Paracatu - MG**. 2022. Dissertação (Mestrado em Recursos Minerais e Meio Ambiente) - Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2022. DOI 10.11606/D.44.2022.tde-12082022-075956. Disponível em: <https://teses.usp.br/>. Acesso em: 03 dez. 2023.
- Castro, F. F., Peiter, C. C., Góes, G. S., 2022, **Minerais estratégicos e críticos: uma visão internacional e da política mineral brasileira**. Brasília; Rio de Janeiro: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. DOI <http://dx.doi.org/10.38116/td2768>. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/11197>. Acesso em: 22 nov. 2023.
- Chierigati, A. C., 2007, *Reconciliação Pró-Ativa em Empreendimentos Mineiros*. Tese, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 201 p.
- Chilès, J., Delfiner, P., 1999, *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*: Canada, Wiley-Interscience, 695 p.
- Correa, S. M. B. B., 2003, *Probabilidade e Estatística*. 2a Edição - Belo Horizonte: PUC Minas Virtual. Disponível em: http://estpoli.pbworks.com/f/livro_probabilidade_estatistica_2a_ed.pdf
- Deutsch, C. V., 2002, *Geostatistical Reservoir Modeling*: Nova York, Oxford University Press, 376 p.
- Deutsch, C. V., Journel, A.G., 1997, *GSLIB Geostatistical Software Library and User's Guide*: New York, Oxford University Press, second edition, p. 369.

- Dias, G. M., Rocha, M. M., Silva, V., 2023, A novel geostatistical index of uncertainty for short-term mining plan A novel geostatistical index of uncertainty for short-term mining plan. *CIM Journal*. 14. 10.1080/19236026.2022.2145077.
- Dimitrakopoulos, R., 1997, **Indicator Kriging course notes**. St Lucia: WH Bryan Centre, University of Queensland.
- Dimitrakopoulos, R., Luo, X., 2004, Generalized sequential Gaussian simulation on group size v and screen-effect approximations for large field simulations. **Mathematical Geology**, v. 36, n. 5, p. 567-591.
- Dohm, C., 2005, Quantifiable Mineral Resource Classification: A Logical Approach. 10.1007/978-1-4020-3610-1_34.
- Dominy, S.; Noppé, M.; Annels, A. E., 2002, Errors and Uncertainty in Mineral Resource and Ore Reserve Estimation: The Importance of Getting it Right. *Exploration and Mining Geology - EXPLORATION MINING GEOLOGY*. 11. 77-98. 10.2113/11.1-4.77.
- Ester, M., Kriegel, H., Sander, J., Xu, X., 1996, A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, In *Proceedings of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Faber, V., 1994, Clustering and the continuous k-means algorithm: *Los Alamos Science*, v. 22, n. 138144.21, p. 67.
- Fallara, F., Legault, M., Rabeau, O., 2006, 3-D integrated geological modeling in the Abitibi subprovince (Québec, Canada): techniques and applications: *Exploration and Mining Geology*, v.15, n. 2, p. 27-41
- Froidevaux, R., Roscoe, W. E., Valiant, R. I., 1986, Estimating and classifying gold reserves at Page-Williams C zone - a case study in nonparametric geostatistics. *In: CANADIAN INSTITUTE OF MINING AND METALLURGY. Ore reserve estimation, methods, models and reality*. Montreal: Canadian Institute of Mining and Metallurgy. p. 280-300.
- Glacken, I., 1996, Parameters for block selection. *In: BAAFI, E. Y.; SCHOFIELD, N. A (Eds.). Geostatistics Wollongong' 96*, v. 2. p. 811. (Quantitative Geology and Geostatistics, vol 8).
- Goovaerts, P., 1996, Stochastic simulation of categorical variables using a classification algorithm and simulated annealing: *Mathematical Geology*, v. 28, n. 7, p. 909-921.
- Goovaerts, P., 1997, **Geostatistics for natural resources evaluation**. Nova York: Oxford University Press. 483 p.
- Goovaerts, P., 1998, Impact of the simulation algorithm, magnitude of ergodic fluctuations and number of realizations on the spaces of uncertainty of flow properties: Stanford, Stanford University, 480 p.
- Guardiano, e., Parker, h. M., Isaaks, e. H., 1995, Prediction of recoverable reserves using conditional simulation: a case study for the Fort Knox gold project, Alaska. **Unpublished technical report, Mineral Resources Development, Inc.**
- Hardy, r. L. Theory and Application of the Multiquadric-Biharmonic Method 20 Years of Discovery. **Computers and Mathematics with Applications**, v. 19, p. 163–208, 1990.

- International Energy Agency. The Role of Critical Minerals in Clean Energy Transitions. Paris: IEA, 2021. Disponível em: <https://www.iea.org/reports/the-role-of-critical-minerals-in-clean-energy-transitions>. Acesso em: 03 dez. 2023.
- Isaaks, E. H., Srivastava, R., 1989, **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press. 561 p.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., 2013, An Introduction to Statistical Learning with Applications in R: New York, Springer Texts in Statistics, 436 p.
- Journel, A. G., 1975, Geological reconnaissance to exploitation—a decade of applied geostatistics: *Canad. Inst. Mining and Metallurgy Bull.*, v. 68, n. 758, p. 75–84.
- Journel, A. G., 1989, Fundamentals of geostatistics in five lessons, v.8: Washington, DC, American Geophysical Union, 40 p.
- Journel, A. G., Kyriakidis, P. C., 2004, **Evaluation of mineral reserves: a simulation approach**. New York: Oxford University Press. 214 p.
- Journel, A. G.; Ying, Z., 2001, The theoretical links between sequential Gaussian simulation, Gaussian truncated simulation, and probability field simulation. **Mathematical Geology**, v. 33, n. 1, p. 31-40, 2001.
- Kassambara, A., 2017, Practical guide to cluster analysis in R: unsupervised machine learning: *Journal of Computational and Graphical Statistics, Sthda*, v. 1, 187 p.
- Kaufmann, O., Martin, T., 2008, 3D geological modelling from boreholes, cross-sections and geological maps, application over former natural gas storages in coal mines: *Computers and Geosciences*, v. 34, n. 3, p. 278-290
- Knight, R. H., Lane, R. G. G., Ross, H. J., Abraham, A. P. G., Cowan, E. J. E., Cowan, J., 2007, Implicit Ore Delineation. *In: Exploration 07 - Fifth Decennial International Conference on Mineral Exploration, 2007, Toronto. Proceedings [...]. Toronto: Association of Applied Geochemists.* p. 1165–1169.
- Koppe, V. C.; Rubio, R. H.; Costa, J. F. C. L. A chart for judging optimal sample spacing for ore grade estimation. **Natural Resources Research**, v.26, n.2, p. 191–199, 2017.
- Landim, P.M.P., 2003, Análise estatística de dados geológicos: São Paulo, Fundação Editora da UNESP, 253 p.
- Lantuejoul, C. **Geostatistical simulation: models and algorithms**. Berlim: Springer, 2002. 256 p.
- Leone, B., Bassan, L., Mendes, L. U. D. S., Barreto, I. R. L., Santos, C. C., Galvão, J. S., 2022, Proposta de Metodologia de Análise de Risco para blocos de lavra nas Minas Subterrâneas da Ero Brasil Caraíba e automatização das rotinas de estimativa de curto e médio prazo. Simpósio de Exploração Mineral (SIMEXMIN) Ouro Preto.
- Leuangthong, O., Hodson, T., Rolley, P., Deutsch, C. V., 2006, Multivariate simulation of Red Dog Mine: **CIM Bulletin**, Alaska, USA, p. 1–26.
- Leuangthong, O., Khan, K. D., Deutsch, C. V., 2008, Solved problems in geostatistics: Hoboken, John Wiley and Sons, 208 p.
- MacQueen, J., 1967, Classification and analysis of multivariate observations, in *Berkeley Symp. Math. Statist. Probability*, 5, pp. 281-297

- Martin, R., Boisvert, J., 2018, Towards justifying unsupervised stationary decisions for geostatistical modeling: Ensemble spatial and multivariate clustering with geomodeling specific clustering metrics: *Computers & geosciences*, v. 120, p. 82-96
- Matheron, G., Bencher, H., de Fouquet, C., Galli, A., Ouerillot, D., Ravenne, C., 1987, Conditional simulation of the geometry of fluviodeltaic reservoirs: S.P.E. 62nd Annual Conference Dallas, Texas, p. 591-599
- McLennan, J. A., Deutsch, C. V., 2006, **Implicit boundary modeling (boundsim)**. Edmonton: Centre for Computational Geostatistics. Disponível em: <https://ccg-server.engineering.ualberta.ca/CCG%20Publications/CCG%20Annual%20Reports/Report%208%20-%202006/>. Acesso em: 03 dez. 2023.
- Moreira, G., 2020, Análise de agrupamento aplicada à definição de domínios de estimativa para a modelagem de recursos minerais. [Dissertação de Mestrado]: Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Olea, R. A., 2003, *Geostatistics for Engineers and Earth Scientists: United States of America*, Kluwer Academic Publishers, 303 p.
- Oliver, M. A., Webster, R., 1989, A geostatistical basis for spatial weighting in multivariate classification: **Mathematical geology**, v. 2, n.1, p. 15-35.
- Ortiz, J. M., Emery, X., 2006, Geostatistical estimation of mineral resources with soft geological boundaries: a comparative study. **Journal-South African Institute Of Mining And Metallurgy**, v. 106, n. 8, p. 577.
- Paithankar, A., Chatterjee, S., 2018, Grade and Tonnage Uncertainty Analysis of an African Copper Deposit Using Multiple-Point Geostatistics and Sequential Gaussian Simulation. *Nat Resour Res* 27, 419–436. <https://doi.org/10.1007/s11053-017-9364-1>
- Pedregosa, F., *et al.*, 2011, Scikit-learn: Machine Learning in Python: *Journal of Machine Learning Research* 12, p. 2825-2830.
- Pyrzcz, M. P., Deutsch, C. V., 2003, Declustering and debiasing. Disponível em: <http://www.gaa.org.au/pdf/DeclusterDebias-CCG.pdf>. Acesso em: maio de 2020.
- Remy, N., Boucher, A., Wu J., 2011, *Applied Geostatistics with SGeMs: A User's Guide*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Rolo, R. M.; Radtke, R.; Costa, J. F. C. L. Signed distance function implicit geologic modeling. **REM - International Engineering Journal**, v. 70, n. 2, p. 221–229, 2017.
- Rossi, M. E.; Deutsch, C. V. **Mineral resource estimation**. New York: Springer, 2014. 332 p.
- Royle, A. G., 1977, How to use geostatistics for ore reserve classification: *World Min*, v.30, n.2, p.52-56.
- Sabourin, R. L., 1984, Application of a geostatistical method to quantitatively define various categories of resources *In*: VERLY, G.; DAVID, M.; JOURNEL, A. G.; MARECHAL, A. **Geostatistics for Natural Resources Characterization**. Dordrecht: Springer. p. 201-215. DOI https://doi.org/10.1007/978-94-009-3699-7_12.
- Schubert, E., Spitz, A., Weiler, M., Geiß, J., Gertz, M., 2017, Semantic word clouds with background corpus normalization and t-distributed stochastic neighbor

- embedding. arXiv preprint arXiv:1708.03569, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.03569>
- Scrucca L., 2005, Clustering multivariate spatial data based on local measures of spatial autocorrelation. *Quaderni del Dipartimento di Economia, Finanza e Statistica*. 20(1):1–25. <http://www.ec.unipg.it/DEFS/uploads/spatcluster.pdf>
- Silva, D. S. F., Boisvert, J., 2014, Mineral resource classification: A comparison of new and existing techniques. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. 114. 265-273.
- Sinclair, A. J., Blackwell, G. H., 2004, **Applied mineral inventory estimation**. Cambridge: Cambridge University Press. 381 p.
- Smith, M., Dimitrakopoulos, R., 1999, The influence of deposit uncertainty on mine production scheduling, *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment*, 13:4, 173-178, DOI: 10.1080/09208119908944244
- Sokal, R. R., Sneath, P. H. A., 1963, *Principles of numerical taxonomy*, San Francisco, W. H. Freeman.
- de Souza, L.E., Costa, J., F. C. L., Koppe, J. C., 2004, Uncertainty Estimate in Resources Assessment: A Geostatistical Contribution. *Natural Resources Research* 13, 1–15. <https://doi.org/10.1023/B:NARR.0000023303.03402.c8>
- Souza, R. A., 2016, Análise da influência da incerteza geológica no planejamento de lavra. [Dissertação de Mestrado]: Ouro Preto, Universidade Federal de Ouro Preto.
- Stevens, S. S., 1946, On the theory of scales of measurement. *Science*, V. 103, n. 2.684, p. 677-680.
- Stoker, P. T.; Gilfillan, J. F. *The Resource Database: Mineral Resource and Ore Reserve, Mineral Resource and Ore Reserve Estimation, The AusIMM guide to good practice*, p. 41–46. 2001.
- Takafuji, E. H. M., Rocha, M. M., Ramos, G. Z., Urtiga, L. A., 2017, Simulação estocástica aplicada a um banco de dados sintético de cobre: *Geologia USP. Série Científica*, v. 17, n.2, p. 247-256.
- Tan, P., Michael, S., Kumar, V., 2006, *Introduction to data mining*. [S.I.]: New York: Pearson Education.
- TIBCO, 2023, O que é aprendizagem não supervisionada? Disponível em: <https://www.tibco.com/pt-br/reference-center/what-is-unsupervised-learning#:~:text=O%20aprendizado%20n%C3%A3o%20supervisionado%20possui,m%C3%A1quina%20pode%20medir%20sua%20precis%C3%A3o>
- Trajano, R.B., 1963, Amostragem: *Engenharia de Minas e Metalurgia*, XXXVIII, v. 220, p. 149-154.
- Van Brunt, B. H.; Rossi, M. E. Mine planning under uncertainty constraints. *In: "Optimizing with Whittle – 1999", third biennial conference: strategic mine planning, 1999, Perth. Proceedings [...]*. Perth: Whittle Programming, 1999. p. 181-196.
- Vanderplas, J., 2016, *Python data science handbook: essential tools for working with data*. [S.I.]: O'Reilly Media, Inc.
- Vann, J., Bertoli, O., Jackson, S., 2002, An overview of geostatistical simulation for quantifying risk. *In Symposium on Quantifying Risk and Error (Vol. 21, p. 22nd)*.

- Verly, G., 2005, Grade Control Classification of Ore and Waste: A Critical Review of Estimation and Simulation Based Procedures. *Mathematical Geology*. 37. 451-475. 10.1007/s11004-005-6660-9.
- Wang, G., Du Y., Cui, G., 2009, Mineral resource prediction based on 3D-GIS and BP network technology: a case of study in Pulang copper deposit, Yunnan Province, China, in *Fifth International Conference on Natural Computation (IEEE)* Tianjin, China, pp. 382–386
- Yamamoto, J. K., 2000, An alternative measure of the reliability of ordinary kriging estimates: *Mathematical Geology*, v. 32, n. 4, p. 489-509.
- Yamamoto, J. K., 2001, *Avaliação e classificação de reservas minerais*. 1. ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo. v. 1. 226p.
- Yamamoto, J. K., Landim, P. M. B., 2013, *Geoestatística: conceitos e aplicações*: São Paulo, Oficina de Textos, 215p.
- Yamamoto, J. K., Rocha, M. M., 2001, Inventário e avaliação dos parâmetros geológicos e geométricos para o cálculo de reservas, In Yamamoto, J.K., org., *Avaliação e classificação de reservas minerais*: São Paulo, EDUSP, p. 35-48.
- Yuan, C., Yang, H., 2019, Research on K-value selection method of K-means clustering algorithm: *D-J Series*, v. 2, n. 2, p. 226– 235. <https://doi.org/10.3390/j20>

