

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA DE UM DEPÓSITO DE OURO EM MATO GROSSO
(MT)**

MONOGRAFIA - TRABALHO DE FORMATURA
(TF 23/63)

Aluno: Victor de Mattos Cavalcante

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Coorientador: Geólogo Ivan Silva Carvalho

SÃO PAULO
2023

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha família que sempre me apoiou, incentivou e torce por mim, meus pais Ivandra e José que são meus exemplos de vida, meus irmãos Giovana e Hugo que sempre estão ao meu lado. Os quatro são as pessoas mais importantes da minha vida e me motivam a continuar sendo quem sou hoje.

Um agradecimento especial ao meu orientador Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha e ao meu co-orientador Ivan Silva Carvalho, que me aceitaram como orientando, me guiaram neste trabalho de formatura, esclareceram diversas dúvidas, ensinaram e ajudaram em todos os momentos que precisei.

À Geovariances pela disponibilização do programa *Isatis.neo mining®*. E a Datamine pela disponibilização do programa *Studio RM®*.

Sou grato por todos que cruzaram meu caminho e que, direta ou indiretamente, fizeram parte da minha formação, tanto acadêmica como pessoal. Agradeço meus amigos que sempre se dispuseram a ajudar em momentos difíceis e dividiram todos os momentos bons que passei.

Aos amigos que fiz ao longo da faculdade, principalmente aqueles que estiveram mais presentes nesta última etapa da graduação, Alex (Ciclope), Larissa (Pongs), Eduardo (Sazon), Fernanda (Willy), Michelle, Catarina (Tapioca) e todos os outros que foram importantes e compartilharam momentos significativos comigo.

Ao Instituto de Geociências que forneceu estrutura e conhecimento para a realização desse trabalho, assim como os funcionários do IGc, que fazem o instituto funcionar, em especial ao Antônio que me ajudou a enfrentar alguns problemas do LIG.

À todos os professores que me ensinaram ao longo da graduação, especialmente aos professores Paulo Boggiani, Lena Virgínia, Caetano Juliani, Rafael Assis e Marcelo Rocha, que me deram oportunidade de desempenhar o papel de monitor nas suas disciplinas, e aos monitores que tive como exemplo Karina Ibanez, Tom Morita, Sara Souza, Wesley Paixão e João Paulo.

SUMÁRIO

1. IDENTIFICAÇÃO DO PROJETO	i
LISTA DE FIGURAS	ii
LISTA DE TABELAS	iii
2. RESUMO	iv
3. ABSTRACT.....	v
4. INTRODUÇÃO	1
5. OBJETIVOS E METAS	1
6. TRABALHOS PRÉVIOS	2
6.1. Geologia Regional e Local do Depósito Aurífero	2
6.2. Geoestatística.....	3
6.2.1. Variáveis regionalizadas e variáveis aleatórias	4
6.2.2. Variogramas	4
6.2.3. Krigagem	6
6.2.4. Krigagem lognormal	7
6.2.5. Simulação estocástica.....	9
6.3. Classificação de Recursos Minerais.....	10
7. MATERIAIS E MÉTODOS	12
7.1. Materiais	12
7.2. Métodos	13
8. RESULTADOS OBTIDOS.....	16
8.1. Análise Estatística	16
8.2. Análise Geoestatística	18
8.3. Modelo Tridimensional de Blocos	20
8.4. Definição dos Parâmetros de Vizinhança.....	20

8.5. Validação Cruzada	21
8.6. Simulação Estocástica	22
8.7. Estimativa por Krigagem.....	23
8.8. Classificação de Recursos Minerais	25
9. INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	27
10. CONCLUSÕES.....	29
11. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	30
APÊNDICE A - HISTOGRAMAS POR VARIÁVEL.....	32
APÊNDICE B - AJUSTE DOS MODELOS TEÓRICOS DE VARIOGRAMA	33

1. IDENTIFICAÇÃO DO PROJETO

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Monografia de Trabalho de Formatura, Nº 23/63: “SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA DE UM DEPÓSITO DE OURO EM MATO GROSSO (MT)”, desenvolvido pelo aluno Victor de Mattos Cavalcante (Nº USP 11298282), orientado pelo Professor Doutor Marcelo Monteiro da Rocha, do Departamento de Geologia Sedimentar e Ambiental do Instituto de Geociências, co-orientado pelo Geólogo Ivan Silva Carvalho, formado no Instituto de Geociências em 2022.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Variograma típico e suas propriedades. Fonte: Yamamoto, 2001.....	5
Figura 2: Os três tipos de anisotropia. Fonte: Yamamoto, 2001.	6
Figura 3: Quadro de classificação de Recursos e Reservas Minerais. Fonte: CBRR, 2022.	11
Figura 4: Mapa da localização dos furos de sondagem.	13
Figura 5: Histograma da variável ouro total (Au-T) – [g/t].	16
Figura 6: Histograma da variável log ouro total (log Au-T) – [g/t].	17
Figura 7: Modelo teórico de variograma gaussiano ajustado.	19
Figura 8: Modelo teórico de variograma do logaritmo da variável de ouro total ajustado.	20
Figura 9: Validação cruzada para a simulação estocástica e seu valor do coeficiente de correlação.....	21
Figura 10: Validação cruzada para a krigagem lognormal e seu valor do coeficiente de correlação.	22
Figura 11: Média das realizações da simulação por bandas rotativas, visada para SW.	23
Figura 12: Média das realizações da simulação por bandas rotativas, visada para NE.	23
Figura 13: Histograma da variável ouro total (exp (log Au-T)) – [g/t].....	24
Figura 14: Resultado da estimativa por krigagem lognormal, com visada para SW..	24
Figura 15: Resultado da estimativa por krigagem lognormal, com visada para NE...	25
Figura 16: Blocos classificados como inferidos, com visada para SW.	26
Figura 17: Blocos classificados como indicados, com visada para SW.	26
Figura 18: Blocos classificados como medidos, com visada para SW.	27
Figura 19: Gráfico comparando a proporção de blocos acima do teor de corte para cada realização.	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Estatística descritiva das sondagens após a composição das amostras para as variáveis de ouro gravimétrico, equivalente e total.	16
Tabela 2: Estatística descritiva da variável log ouro total.	17
Tabela 3: Estatística dos dados transformados por anamorfose da variável ouro total.	18
Tabela 4: Parâmetros de direções definidos para o cálculo do variograma experimental.	18
Tabela 5: Parâmetros ajustados do modelo teórico de variograma para a variável de ouro total (Au-T).....	18
Tabela 6: Parâmetros ajustados do modelo teórico de variograma do logaritmo da variável de ouro total.....	19
Tabela 7: Limites do modelo tridimensional.	20
Tabela 8: Estrutura do modelo tridimensional.	20
Tabela 9: Percentual de blocos classificados acima do teor de corte.....	25

2. RESUMO

A geologia é uma ciência que envolve tanto estudos teóricos quanto práticos, bem como comporta interpretações qualitativas e quantitativas. O foco desse trabalho está relacionado à geoestatística aplicada aos dados do depósito aurífero localizado em uma das principais unidades metalogenéticas do Mato Grosso. A geoestatística é usada em diferentes áreas das geociências com suas respectivas finalidades, visto isso, as técnicas que serão empregadas ao longo desse projeto são a krigagem lognormal e a simulação estocástica, ambas comumente utilizadas na avaliação de recursos minerais. Justifica-se a utilização da simulação estocástica pelo fato das técnicas de krigagem serem incapazes de quantificar as incertezas das estimativas dos teores, além das estimativas serem suavizadas, desse modo, a simulação estocástica pode complementar o estudo das incertezas, porque gera n simulações com a mesma probabilidade de ocorrência. Os resultados obtidos das duas técnicas apresentaram-se semelhantes, porém, percebe-se que a simulação estocástica é a mais adequada para trabalhos geoestatísticos com objetivo de classificação de recursos minerais, uma vez que esse método apresenta os valores de incerteza associado à cada bloco simulado.

Palavras-chave: geoestatística, simulação estocástica, simulação por bandas rotativas, krigagem, krigagem lognormal.

3. ABSTRACT

Geology is a science that involves both theoretical and practical studies, as well as qualitative and quantitative interpretations. The focus of this work is related to geostatistics applied to data from the gold deposit located in one of the main metallogenic units in Mato Grosso. Geostatistics is used in different areas of geosciences for their respective purposes, therefore, the techniques that will be used throughout this project are lognormal kriging and stochastic simulation, both commonly used in the evaluation of mineral resources. The use of stochastic simulation is justified by the fact that kriging techniques are incapable of quantifying the uncertainties in grade estimates, in addition to the estimates being smoothed, thus, stochastic simulation can complement the study of uncertainties, because it generates n simulations with the same probability of occurrence. The results obtained from the two techniques were similar, however, it can be seen that stochastic simulation is the most suitable for geostatistical work with the objective of classifying mineral resources, since this method presents the uncertainty values associated with each simulated block.

Keywords: geostatistics, stochastic simulation, rotating band simulation, kriging, lognormal kriging.

4. INTRODUÇÃO

A geologia é uma ciência que inicialmente foi baseada em interpretações qualitativas das dinâmicas interna e externa da Terra. Porém, esta visão da geologia subjetiva vem sendo alterada nas últimas décadas com a introdução de diversos métodos quantitativos, sobretudo vinculados às áreas de geologia aplicada. Essa alteração nas geociências ocorreu associada ao avanço tecnológico, computacional e analítico, possibilitando a melhor compreensão e associação de diversos tipos de dados quantitativos e qualitativos, tornando a geologia uma ciência ainda mais exata.

Diante dessa evolução, a necessidade de obter resultados com maior representatividade aumentou gradativamente e, neste contexto, a geoestatística disponibiliza uma série de métodos que permitem a realização de inferências que consideram, em seus cálculos, não apenas às estatísticas descritivas das variáveis de interesse, mas também sua distribuição no espaço e as inter-relações entre os diversos pontos de coleta de informação.

Para a avaliação de recursos minerais, a geoestatística é uma ferramenta indispensável, uma vez que ela é composta por um conjunto de técnicas que proporcionam a interpretação da aparente aleatoriedade dos dados, através de uma função que descreve a dissimilaridade entre pares de pontos dispersos no espaço, auxiliando na quantificação de recursos e reservas minerais.

O foco principal desse trabalho é realizar um estudo geoestatístico de um depósito aurífero, para quantificar teores e incertezas associadas, além de desenvolver o estudante no campo da geoestatística aplicada.

5. OBJETIVOS E METAS

O objetivo do trabalho foi realizar o estudo geoestatístico de um depósito aurífero localizado no Mato Grosso, com propósito de quantificar as incertezas associadas aos teores inferidos a partir da amostragem, por meio da simulação estocástica. Os resultados desta inferência apresentam menor suavização dos resultados quando comparadas às técnicas de krigagem, tradicionalmente empregadas para estimativa e classificação de recursos minerais.

Com isso, foram realizadas as metas de: transformação gaussiana e lognormal dos dados; análise estatística e geoestatística dos dados transformados; estimativa por krigagem lognormal e por simulação estocástica; análise, interpretação e comparação dos resultados obtidos.

6. TRABALHOS PRÉVIOS

6.1. Geologia Regional e Local do Depósito Aurífero

O depósito aurífero está localizado no extremo Norte de uma serra, na região Oeste do estado de Mato Grosso, situada na Bacia Hidrográfica do Rio Guaporé, nas proximidades dos afluentes do Rio Galera (Paro, 1990). A divulgação da localização desse depósito não foi autorizada nesse trabalho.

O depósito de ouro foi explorado a céu aberto, sendo classificada pelo Serviço Geológico do Brasil - Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM) - como um depósito de ouro (Au) de morfologia filoneana (Lacerda Filho et al., 2004b).

De acordo com o Mapa de Recursos Minerais do Estado de Mato Grosso (2004a), o depósito está localizado na Província Estrutural Sunsás, relacionada a uma das principais unidades metalogenéticas do estado, o Distrito Aurífero do Alto Guaporé.

A geologia da região está associada à Faixa Móvel Aguapeí, de 1,2 a 1,0 Ga. Nessa região o Grupo Aguapeí engloba a Formação Fortuna - rochas metassedimentares - e o seu embasamento - rochas vulcanossedimentares do Complexo Rio Alegre e rochas graníticas da Suíte Santa Helena (Lacerda Filho et al., 2004b). Estas rochas têm idade mesoproterozóicas. A Formação Fortuna apresenta sedimentos clásticos, com litotipos variando entre metaconglomerados, metarenitos e metapelitos, enquanto a sequência vulcanossedimentar, apresenta rochas metassedimentares finas, como metassiltitos avermelhados e xistos, com intercalações de metavulcânicas ácidas, cortadas por intrusões félsicas e máficas (Scabora e Duarte, 1998).

Segundo Souza et al. (2016), a mineralização aurífera está associada a uma faixa intensamente deformada de largura aproximada de 1km com orientação N40°W. Nessa região, a mineralização é associada principalmente à alteração hidrotermal e veios de quartzo filonares, localizados em zonas de cisalhamento.

De acordo com Scabora e Duarte (1998), o ouro da região pode estar associado a cinco principais estruturas mineralizadas: as zonas ou faixas de sericita, de comportamento do tipo *stratabound*; zonas de veios de quartzo, formadas por veios com orientação sub-vertical de espessuras de até 10 metros; zonas de quartzo inter-*boudins*, relacionados a metaconglomerados em inflexão do flanco anticlinal SW, onde são encontrados os maiores teores; fraturas sub-verticais, que são preenchidas por óxidos de ferro de forma perpendicular ou oblíqua a estrutura da rocha e à fraturas de

baixo ângulo, preenchidas por veios de quartzo tabulares, que concentram o ouro grosso associado à pirita.

O ouro encontrado no depósito geralmente está em sua forma nativa, apresentando granulação grossa em associação com os veios de quartzo, e fina quando associado às zonas sericíticas (Scabora e Duarte, 1998).

Segundo Paro (1990), no Relatório Final de Pesquisas, o jazimento do depósito está distribuído em um nível topograficamente inferior à Serra São Vicente, ao longo de eluviões e cones de dejeção. Os sedimentos aluvionares estão dispostos segundo um horizonte estratigráfico bem definido, com espessuras de 5m. Já os depósitos de cones de dejeção estão situados em áreas topograficamente planas, entre acumulações aluviais e coluviais. Esse último depósito apresenta forma variada, sendo que nas porções mais próximas da Serra são encontrados blocos e matacões em distribuição aleatória com areias e argilas, enquanto nas porções mais distantes são encontrados depósitos granulometricamente bons, em que são observadas intercalações rítmicas entre cascalhos, areias e argilas laterizadas.

Ainda de acordo com Paro (1990), a gênese do depósito está associada aos processos de reativação da plataforma durante o Ciclo Orogênico Transamazônico. Esses processos teriam propiciado a formação de bacias sedimentares em que estariam os sedimentos acumulados do Grupo Aguapeí. O ouro proveniente do Complexo Basal teria se depositado em grãos junto à sedimentação, e durante a última manifestação do Cráton, o ouro disperso nas rochas teria se remobilizado para zonas fraturadas. Outra hipótese acerca da gênese do depósito seria de que o ouro primário teve origem na extremidade de um plúton granítico intrusivo no Grupo Aguapeí, dessa forma, o ouro e quartzo num processo hidrotermal teriam atravessado os metassedimentos, concentrando o minério nos veios e vênulas de quartzo presentes nas rochas.

6.2. Geoestatística

A geoestatística foi inicialmente definida por Georges Matheron em 1963, a partir da formalização da Teoria das Variáveis Regionalizadas para a estimativa de depósitos minerais. Atualmente a geoestatística é usada em diversas áreas das geociências, como pedologia, hidrogeologia, mineração, geologia ambiental, além de diversas outras áreas que utilizam dados com localização referenciada no espaço (Yamamoto e Landim, 2013).

A avaliação de recursos minerais utiliza técnicas de geoestatística, por permitirem a associação de fenômenos aleatórios em função de estruturas espaciais¹. Visto isso, alguns conceitos são fundamentais para se obter uma boa análise geoestatística.

6.2.1. Variáveis regionalizadas e variáveis aleatórias

Para que seja definido o que é um variograma é necessário estabelecer a diferença entre uma variável regionalizada e uma variável aleatória. Neste sentido, a regionalizada reconhece características específicas que a variável aleatória não reconhece (Matheron, 1963).

A primeira característica que a variável regionalizada reconhece é a localização, ou seja, ela está associada a um sistema de coordenadas espaciais (Matheron, 1963);

A segunda característica é o suporte, que está associado ao tamanho que cada unidade amostral apresenta, sendo ele o comprimento, área ou volume (Matheron, 1963);

A terceira característica é a anisotropia, na qual a variável regionalizada apresenta diferentes comportamentos em direções diferentes (Matheron, 1963);

Por último a continuidade, que está relacionada à distância em que as amostras apresentam dependência espacial (Matheron, 1963).

Diante desses conceitos, é elaborada uma hipótese que deve ser assumida como verdadeira, que é chamada de Hipótese Intrínseca. Por esta hipótese, assume-se que quando o variograma existe, ele é válido para todo o domínio e os valores de variância espacial serão os mesmos em qualquer porção do domínio sempre que observados em uma mesma direção entre pontos separados por uma distância igual.²

6.2.2. Variogramas

De acordo com Matheron (1963), os variogramas são funções que medem a variância entre pontos separados por distância como h . São ferramentas básicas que

¹ Anotações de aula da disciplina GSA 0404 - Avaliação de Recursos Minerais ministrada em 2022.

² Anotações de aula da disciplina GSA 0404 - Avaliação de Recursos Minerais ministrada em 2022.

possibilitam a descrição quantitativa da variação no espaço de um fenômeno regionalizado.

A função variograma $2\gamma(h)$ é definida como (Yamamoto, 2001):

$$2\gamma(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2 \quad (1)$$

Que é a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, a uma distância h , ou seja, $[Z(x_i+h)-Z(x_i)]$ é a diferença entre os valores de distintos pontos no espaço.

A relação da variância em função da distância h pode ser descrita da seguinte maneira: para pontos próximos, espera-se que a diferença entre eles seja pequena e, conseqüentemente, a variância espacial também, já para distâncias maiores espera-se o oposto (Yamamoto, 2001).

Apresenta-se na Figura 1 um exemplo de variograma com patamar clássico e indicam-se nela as principais propriedades do variograma (Yamamoto, 2001).

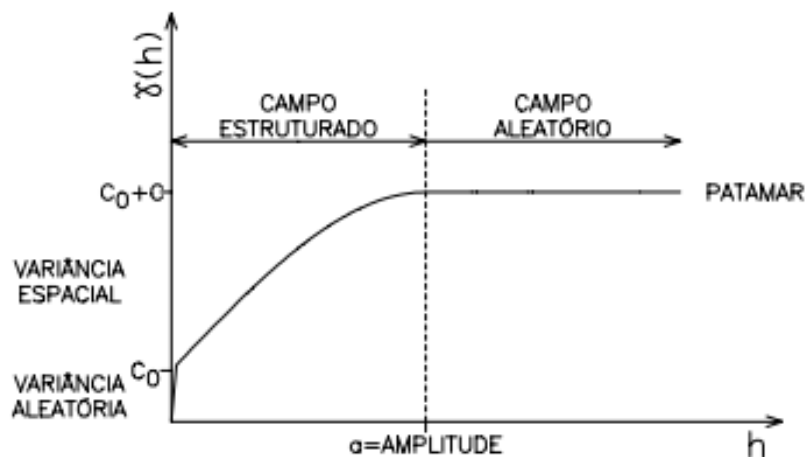


Figura 1: Variograma típico e suas propriedades. Fonte: Yamamoto, 2001.

A amplitude (a) é a distância a partir da qual as amostras passam a ser independentes;

O patamar ($C_0 + C$) é o valor máximo de variância espacial em que o variograma se estabiliza;

O efeito pepita (C_0) é uma descontinuidade próxima da origem;

Variância espacial (C) é uma medida de dissimilaridade entre pares de pontos separados por uma distância h ;

Uma vez calculado o variograma experimental deve-se ajustar o modelo teórico de variograma, que é uma função matemática contínua que permite a determinação dos valores de variância espacial para qualquer distância no domínio estudado. Existe pouco mais de uma dezena de modelos teóricos de variogramas, matematicamente autorizados, dos quais três são os mais frequentes, a saber: modelo esférico, modelo exponencial e modelo gaussiano (Yamamoto, 2001).

Isaacs e Srivastava (1989), Deutsch e Journel (1992) e Yamamoto (2001), citam a existência de três tipos de anisotropia (Figura 2) denominadas:

Anisotropia geométrica: quando há diferença entre as amplitudes de acordo com a direção analisada e os patamares são constantes, apresentando mesmo valor;

Anisotropia zonal: quando há diferença entre os patamares conforme a direção analisada e suas amplitudes permanecem constantes com o mesmo valor;

Anisotropia mista: quando os patamares e amplitudes variam conforme as direções mudam.

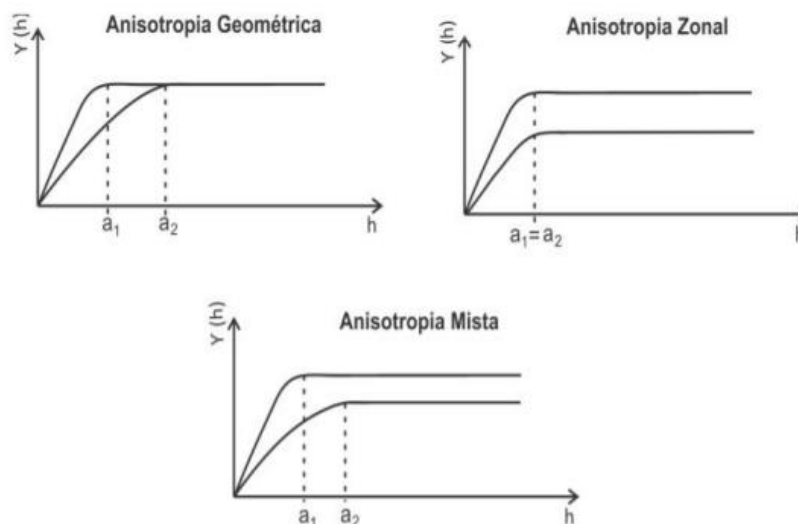


Figura 2: Os três tipos de anisotropia. Fonte: Yamamoto, 2001.

6.2.3. Krigagem

Segundo Yamamoto (2013), krigagem são as diversas técnicas que com o auxílio do variograma produzem uma estimativa minimizando a variância do erro de estimativa.

Algumas técnicas de krigagem são: simples, ordinária, da média, universal, de variáveis indicadoras, lognormal, sequencial, de resíduos, com deriva externa e fatorial.³

Dentre essas técnicas, a que será utilizada no trabalho é a Krigagem Lognormal (KL). Esta krigagem só pode ser desenvolvida após a conclusão dos estudos estatísticos preliminares, o que indicará se, de fato, esse método é apropriado para avaliar o comportamento da variável regionalizada (Yamamoto, 2013).

De acordo com Yamamoto e Landim (2013), a krigagem ordinária é caracterizada como uma krigagem simples, cuja média local é calculada de acordo com uma região delimitada por n pontos próximos.

Antes de calcular as estimativas, por qualquer técnica de krigagem, devem-se definir os parâmetros de vizinhança da krigagem e um modelo de blocos (malha regular tridimensional onde os teores são estimados). As estimativas associadas a krigagem ordinária pressupõem que o ponto estimado (x_0) é gerado a partir da combinação linear dos valores selecionados na vizinhança. O estimador da krigagem, é calculado, de acordo com Yamamoto e Landim (2013), como:

$$z_{ko}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (2)$$

Com

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (3)$$

Onde:

Z_{ko}^* é o valor estimado da variável regionalizada;

x_0 é a localização do ponto que está sendo estimado;

λ_i é o ponderador a ser obtido para a i -ésima amostra;

$Z(x_i)$ é o valor da variável nos pontos amostrados.

6.2.4. Krigagem lognormal

A krigagem lognormal é caracterizada por ser um método geoestatístico não linear, que está associada à variáveis com distribuição de frequência lognormal (Wellmer, 1998).

³ Anotações de aula da disciplina GSA 0404 - Avaliação de Recursos Minerais ministrada em 2022.

A distribuição lognormal é definida como uma distribuição contínua que apresenta a propriedade em que os logaritmos dos valores seguem uma distribuição normal (Koch e Link, 1970; Isaaks e Srivastava, 1989).

Dessa maneira, os dados devem assumir uma conservação logarítmica, que ocorre quando μ_x (o valor médio de x_i – teor da amostra), seja uma variável lognormal, cuja média é μ , variância $\gamma(x; x)$ e $\ln \mu_x$ é uma variável normal conforme a seguinte relação (Dowd, 1982):

$$\gamma[\mu_x] = \gamma(x; x) = \mu^2 (e^{\gamma(x; x)} - 1) \quad (4)$$

Ainda de acordo com o mesmo autor, o estimador deve ser calculado a partir de:

$$Z_x = \exp \left[\left(1 - \sum_i b_i \right) \ln \mu + \sum_i b_i \ln x_i + \frac{1}{2} \sum_i b_i \gamma(x_i, x_i) - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j b_i b_j \cdot \gamma(x_i, x_j) \right] \quad (5)$$

Assim, o suporte é x_i e x_j , sendo os pesos b_j , como na equação seguinte (Rendu, 1979):

$$\sum_j b_j \gamma(x_i x_j) = \sigma(x_i; x) \quad (6)$$

E quando o valor da média μ é desconhecido, o estimador Z_x não será enviesado, se, e somente se:

$$\sum_i b_i = 1 \quad (7)$$

Dessa maneira, o estimador poderá ser calculado a partir de:

$$Z_x = \exp \left[\sum_i b_i \ln x_i + \frac{1}{2} \sum_i b_i \gamma(x_i, x_i) - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j b_i b_j \cdot \gamma(x_i, x_j) \right] \quad (8)$$

O valor do peso b_j poderá ser obtido a partir do seguinte sistema, em que o λ é um multiplicador de Lagrange.

$$\sum_j b_j \gamma(x_i x_j) = \gamma(x_i; x) + \lambda \quad (9)$$

$$\sum_j b_j = 1 \quad (10)$$

6.2.5. Simulação estocástica

Segundo Yamamoto (2013), a simulação estocástica é o método preferido para estudos de variabilidade, porque a variância de krigagem não propicia uma medida precisa de incerteza relacionada à estimativa, enquanto a simulação permite que a incerteza seja quantificada.

As realizações são aleatórias, mas reproduzem o histograma amostral e o modelo teórico de variograma (Yamamoto e Landim, 2013).

De acordo com Olea (1999), a simulação sequencial gaussiana considera a simulação de N variáveis aleatórias, $\{Z(x_i), i=1, N\}$, distribuídas em nós de uma malha regular, condicionadas conforme o conjunto de n pontos de dados amostrais e previamente simulados $\{z(x_i), i=1, n\}$.

Olea (1999) define as etapas de uma simulação como um algoritmo genérico e comum a todos os algoritmos de simulação, em que as etapas são:

- i. Transformar os dados para uma distribuição gaussiana normal;
- ii. Calcular o variograma dos dados transformados e ajustar-lhe em um modelo teórico de variograma;
- iii. Organizar um caminho aleatório para simular os nós da malha regular;
- iv. Para cada nó a ser simulado deve-se definir um número de dados amostrais e previamente simulados de acordo com os parâmetros de vizinhança definidos;
- v. A partir da vizinhança definida deve-se construir uma curva acumulada de distribuição de frequência condicional local (lccdf);
- vi. Sortear aleatoriamente um valor da lccdf e atribuí-lo ao ponto simulado que será utilizado como ponto condicionante para simular novos pontos;
- vii. Repetir iv, v e vi sucessivamente até que todos os nós sejam simulados;
- viii. Fazer a transformação reversa dos dados de uma distribuição gaussiana para uma distribuição qualquer (distribuição amostral).

A técnica que será utilizada neste trabalho é a Simulação por Bandas Rotativas, ou *Turning Bands Simulation* (TBS).

De acordo com Olea (1999), a TBS foi o primeiro algoritmo de simulação em três dimensões largamente utilizado. A sua vantagem é destacada na eficiência computacional derivada da redução das dimensões do espaço em que a simulação é feita, as realizações simuladas da função aleatória multidimensional são alcançadas a partir da geração de uma série de realizações unidimensionais de uma função

aleatória de mesma covariância. E além disso, outra vantagem da simulação por bandas rotativas, em relação à simulação sequencial gaussiana é que a TBS necessita de somente uma krigagem para que as realizações sejam condicionadas aos dados.

Segundo Olea (1999), as etapas da TBS são:

- i. Transformar os dados para atingir uma distribuição gaussiana;
- ii. Calcular o variograma dos dados transformados e ajustar-lhe em um modelo teórico de variograma;
- iii. Derivar a covariância ($Cov_1(h)$) das realizações afim de se obter covariância $Cov_n(h)$;
- iv. Calcular diversas realizações discretas, independentes e unidimensionais pelas linhas que irradiam por uma esfera multidimensional, sendo que todas as realizações apresentem covariância unidimensional $Cov_1(h)$;
- v. Somar as distribuições das linhas irradiadas para gerar realizações multidimensionais $Z_n(x_i)$;
- vi. Calcular a largura Δx , que é obtida a partir da divisão de planos multidimensionais provenientes dos planos gerados entre o espaçamento das realizações da etapa anterior;
- vii. Condicionar os dados, garantindo que os dados originais sejam honrados;
- viii. Realizar o condicionamento dos dados por krigagem;
- ix. Fazer a transformação reversa dos dados.

6.3. Classificação de Recursos Minerais

Os depósitos minerais são corpos rochosos que foram e estão sendo submetidos aos diferentes processos geológicos existentes no planeta. Esses depósitos são ocorrências minerais que apresentam concentrações naturais e anômalas de determinados elementos e/ou substâncias da crosta.

Os depósitos minerais normalmente são classificados em recurso ou reserva, conforme mostrado na Figura 3.



Figura 3: Quadro de classificação de Recursos e Reservas Minerais. Fonte: CBRR, 2022.

A Figura 3 destaca que os recursos podem ser classificados como inferido, indicado e medido a medida que há o aumento de confiabilidade e conhecimento geológico a respeito do depósito mineral, da mesma forma que as reservas podem ser classificadas como provável e provada a partir da aplicação bem-sucedida dos fatores modificadores.

De acordo com Andrade (2018), a classificação de recursos minerais, conforme as categorias propostas pelos códigos internacionais, tais como CRIRSCO (*Committee for Mineral Reserves International Reporting Standards*), JORC (*Joint Ore Reserves Committee*), NI 43-101 (*National Instrument 43-101*), entre outros, está relacionada a quantidade e nível de confiança dos dados, sendo diretamente associados ao aumento do nível de conhecimento geológico.

A classificação de Recursos Minerais baseada em incertezas pode ser realizada a partir da krigagem, considerando medidas como a variância de krigagem, entre outros, mas essas medidas não levam em consideração a incerteza local (Andrade, 2018).

Ainda de acordo com Andrade (2018), a classificação de recursos minerais pode ser feita a partir de um modelo probabilístico, que pode ser obtido por simulação condicional, utilizando intervalos de confiança, nos quais são estabelecidos limites de

valores aceitáveis de incerteza para um dado nível de confiança para as diferentes classes de recurso mineral.

Segundo CRIRSCO (2013), a principal diferença entre os recursos minerais abordados na Figura 3 são:

- **Recurso Mineral Inferido:** é a parte do recurso em que a quantidade e teor ou qualidade são estimadas com o apoio de evidências geológicas e amostragens limitadas;
- **Recurso Mineral Indicado:** é a parte do recurso em que a quantidade, teor ou qualidade, densidades e características físicas são estimadas com grau de confiança suficiente para que possam ser aplicados os fatores modificadores, podendo auxiliar no planejamento da mina e avaliação da viabilidade econômica do depósito;
- **Recurso Mineral Medido:** é a parte do recurso em que a quantidade, teor ou qualidade, densidades e características físicas são estimadas com grau de confiança suficiente para que possam ser aplicados os fatores modificadores, auxiliando o planejamento detalhado da mina e avaliação final da viabilidade do depósito.

7. MATERIAIS E MÉTODOS

7.1. Materiais

Os dados fornecidos foram as informações de sondagem, que foram realizadas em dois tipos de sondagem percussiva motorizada – sonda pesada e sondas leves. A sonda pesada é um equipamento fabricado pela Prominas do Brasil, modelo NSP-325, com 6” de diâmetro, com torre sobre rodas, utilizada em materiais de maior dureza, já as sondas leves, fabricadas pela Equipegeo e pela Sondeq, também com 6” de diâmetro, são mais versáteis.

A base de dados é composta por 249 sondagens (Figura 4), das quais apenas 225 foram utilizadas porque eram as únicas que apresentavam todas as informações necessárias, como os valores das análises de ouro nas amostras. Além disso, houve a necessidade de unificar os dois tipos de concentrações em somente uma, ouro total, sendo ela a soma das concentrações de ouro gravimétrico e ouro equivalente.

A média das profundidades das sondagens é de 110 metros e variam entre sondagens perpendiculares e inclinadas em relação ao solo.

O processamento dos dados foi realizado no programa especialista *Isatis.neo mining®* da Geovariances e parte da consolidação e visualização dos dados no programa *Studio RM®* da Datamine.

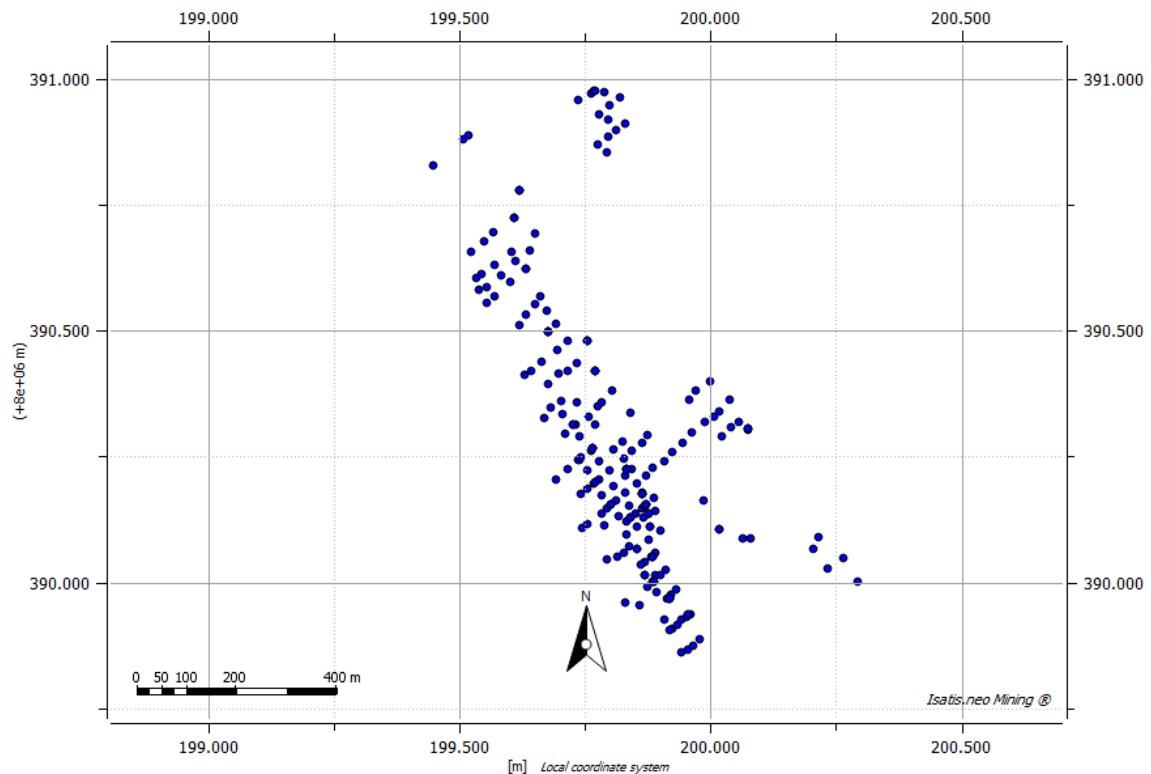


Figura 4: Mapa da localização dos furos de sondagem.

7.2. Métodos

O estudo foi realizado desenvolvendo-se as etapas descritas:

- i. Revisão Bibliográfica;
- ii. Consolidação da Base de Dados;

É a etapa mais importante em relação ao processo de avaliação de recursos/reservas minerais.

Nessa etapa é feita a checagem dos dados de sondagem, de poços e escavações e das informações topográficas e geológicas obtidas em campo.

Os dados fornecidos pela empresa foram tratados tendo em vista a conferência e correção das coordenadas, assim como foi feita a verificação dos valores de início e de fim para cada amostra descrita, que foram descritas em intervalos regulares de 2 metros.

Também foi realizada a conferência das concentrações de ouro gravimétrico e ouro equivalente (ouro intersticial). Algumas amostras apresentavam valores iguais à -1, estas amostras foram descartadas.

iii. Regularização das Amostras;

A regularização das amostras dos furos de sonda foi feita em intervalos de 10 metros. Essa regularização foi feita por conta dos diferentes tipos de tamanho entre as amostras, sendo assim, a regularização é a maneira de garantir o mesmo suporte para todas as amostras dentro do domínio.

iv. Análise Estatística;

Nesta etapa foram calculadas, como estatísticas descritivas, as medidas de tendência central (média e mediana), de dispersão em torno da média (desvio padrão, variância e coeficiente de variação) e os quartis.

v. Transformação Lognormal;

O logaritmo da variável ouro total foi calculado a fim de se obter uma distribuição que apresenta o comportamento semelhante ao de uma distribuição normal.

vi. Análise Geoestatística;

Com o intuito de obter uma boa análise geoestatística e consequentemente gerar um bom variograma experimental, foi definida a melhor direção a ser trabalhada no momento do cálculo do variograma. Nesse momento, foi estabelecido que a orientação de referência que se adequava a melhor representatividade dos variogramas seria a N45°, sendo essa a direção que apresentou maior continuidade e coincide com a orientação dos pontos de amostragem.

Em seguida, foram definidos os parâmetros de cálculo do variograma experimental que são o tamanho do passo, número de passos, as direções utilizadas e suas tolerâncias.

Após a definição dos parâmetros e o cálculo dos variogramas experimentais, foram ajustados os modelos teóricos de variograma aos variogramas experimentais.

vii. Modelo Tridimensional de Blocos;

Nessa etapa uma malha regular tridimensional é definida. Essa malha será utilizada em todos os métodos aplicados, pois os pontos são sempre iguais, o que modifica é a variável.

Normalmente os blocos de cubagem tem o formato de um paralelepípedo, cujas dimensões devem respeitar a densidade de amostragem (Rocha, 1999).

viii. Definição dos Parâmetros de Vizinhança;

Os parâmetros de vizinhança foram iguais para os dois métodos empregados. Nos dois casos o critério de seleção foi por quadrantes e foram selecionadas no máximo 8 amostras em cada setor.

ix. Validação Cruzada;

Segundo Rocha (1999), a validação cruzada é feita para comparar a estimativa de um ponto com valores conhecidos, assim a validação cruzada serve para estimar o ponto mascarado utilizando o modelo teórico de variograma e os parâmetros de vizinhança, não influenciando na krigagem. Essa técnica é utilizada para validar o modelo de variograma escolhido, e principalmente definir os parâmetros de vizinhança utilizados na krigagem e simulação.

x. Simulação Estocástica;

Foi realizada simulação por bandas rotativas, dos dados transformados por uma anamorfose gaussiana. Foram calculadas 100 realizações com um total de 400 bandas utilizadas para simulação de novos pontos.

xi. Estimativa por Krigagem Lognormal;

Foi realizada a krigagem lognormal utilizando o modelo teórico de variograma ajustado aos dados transformados como o logaritmo da variável.

xii. Classificação de Recursos Minerais.

Como sugerido em Andrade (2018), a classificação de recursos minerais foi feita a partir das incertezas provenientes da simulação estocástica. O critério para a classificação do depósito nas três diferentes categorias se dá pelo valor de incerteza de cada bloco.

O cálculo realizado para essa classificação foi (Andrade, 2018):

$$Incerteza = \left[\frac{z \frac{\sigma}{\sqrt{n}}}{KO} \right] * 100 \quad (11)$$

Para a classificação foi utilizado três intervalos de incerteza, sendo Recurso Mineral Inferido aqueles blocos com incerteza entre 30% e 100%, Recurso Mineral Indicado os blocos com incerteza entre 15% e 30%, Recurso Mineral Medido o intervalo de incerteza variou de 0 a 15% (Andrade, 2018).

8. RESULTADOS OBTIDOS

8.1. Análise Estatística

Apresentam-se na Tabela 1 as estatísticas descritivas das amostras das sondagens após a regularização e a seleção de teores acima de 0,01 g/t. Essa seleção foi necessária, pois a frequência de teores abaixo deste valor é elevada e grande quantidade de valores próximos a zero estavam obliterando os resultados e não representam rocha mineralizada.

Tabela 1: Estatística descritiva das sondagens após a composição das amostras para as variáveis de ouro gravimétrico, equivalente e total.

Variável	Nº de amostras	Mín [g/t]	Máx [g/t]	Média [g/t]	Desv. Padrão [g/t]	Variância [g/t] ²	1º Quartil [g/t]	2º Quartil [g/t]	3º Quartil [g/t]
Ouro gravimétrico	2038	0,01	15,49	0,17	0,48	0,234	0,02	0,06	0,17
Ouro equivalente	2038	0,01	12,4	0,27	0,85	0,7259	0	0,04	0,17
Ouro total	2038	0,01	15,89	0,44	1,11	1,235	0,04	0,12	0,38

A Figura 5 apresenta o histograma de ouro total, observa-se que a assimetria do histograma é positiva e reflete a estatística descritiva da Tabela 1.

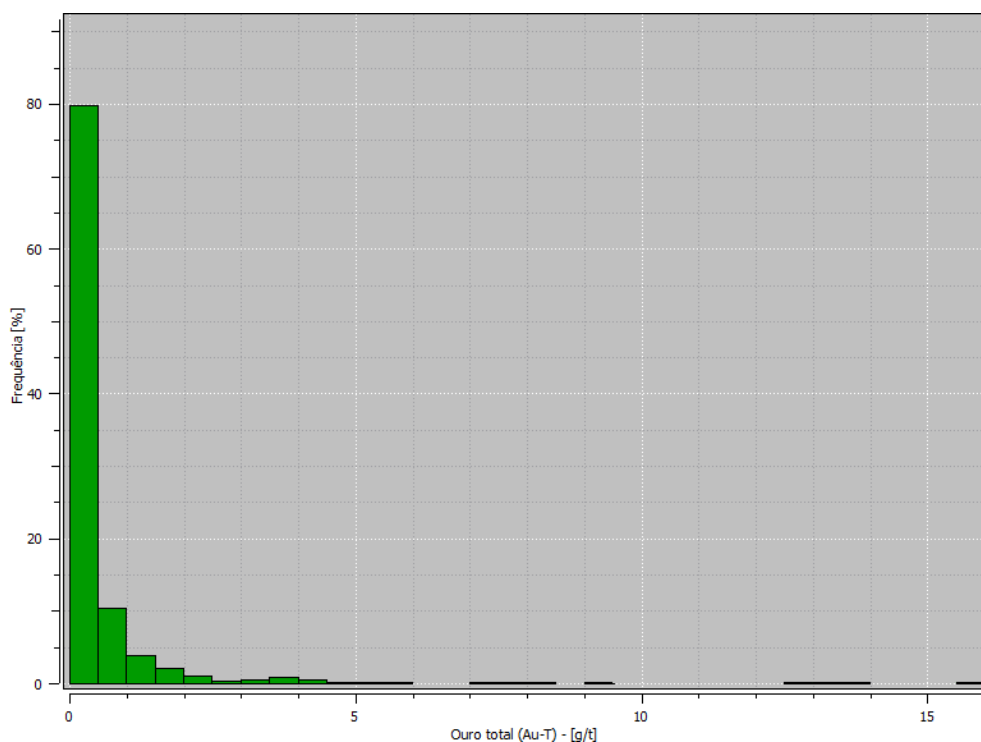


Figura 5: Histograma da variável ouro total (Au-T) – [g/t].

Apresentam-se na Tabela 2 as estatísticas descritivas da variável ouro total após a transformação logarítmica dos teores.

Tabela 2: Estatística descritiva da variável log ouro total.

Variável	Nº de amostras	Mín [g/t]	Máx [g/t]	Média [g/t]	Desv. Padrão [g/t]	Variância [g/t] ²	1º Quartil [g/t]	2º Quartil [g/t]	3º Quartil [g/t]
log ouro total (log Au-T)	2038	-4,6	2,77	-2,01	1,5	2,242	-3,16	-2,08	-0,97

A Figura 6 apresenta o histograma da variável log ouro total, observa-se que a forma do histograma resulta em um comportamento que sugere uma distribuição normal, porém não é simétrica ou bicaudal.

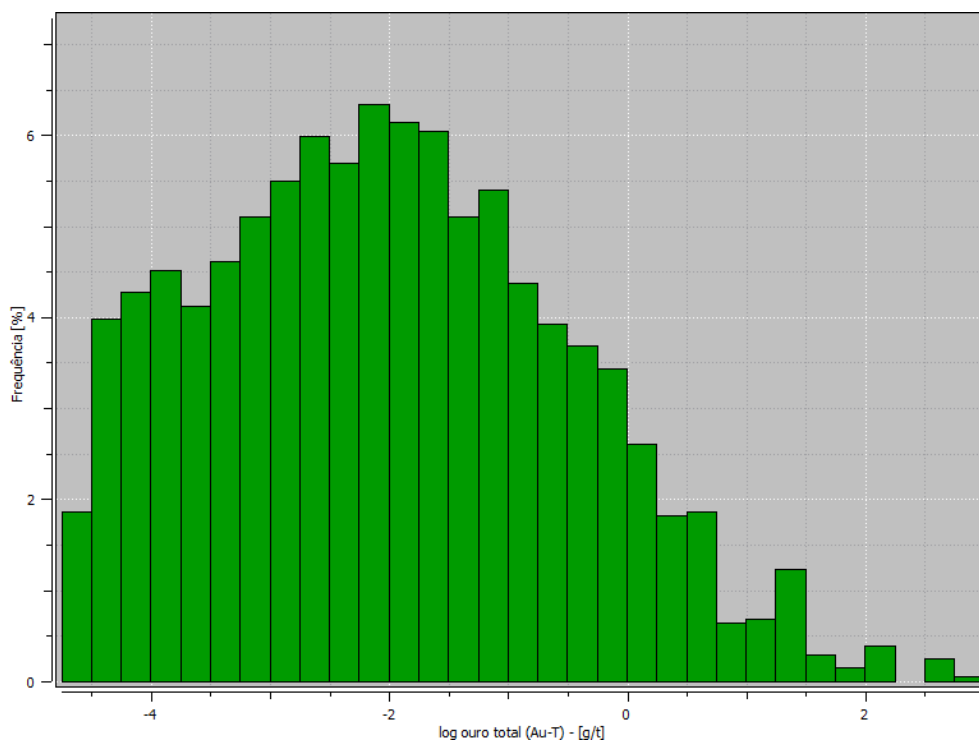


Figura 6: Histograma da variável log ouro total (log Au-T) – [g/t].

Apresentam-se na Tabela 3 as estatísticas dos dados transformados por anamorfose da variável ouro total.

Tabela 3: Estatística dos dados transformados por anamorfose da variável ouro total.

Variável	Nº de amostras	Mín [g/t]	Máx [g/t]	Média [g/t]	Desv. Padrão [g/t]	Variância [g/t] ²	1º Quartil [g/t]	2º Quartil [g/t]	3º Quartil [g/t]
Anamorfose de ouro total	2038	-3,49	3,49	0	1,0	1,0	-0,6745	0	0,6745

8.2. Análise Geoestatística

Os parâmetros definidos de acordo com o campo geométrico da área para cálculo do variograma experimental são apresentados na Tabela 4. Esses valores foram definidos a partir da análise exploratória realizada no programa *Isatis.neo mining®*.

Tabela 4: Parâmetros de direções definidos para o cálculo do variograma experimental.

Direção	N45°	N315°	Vertical
Tamanho do passo (m)	25	50	10
Distância máxima (m)	200	450	200
Tolerância do passo (%)	50	50	50
Tolerância angular (°)	45	45	20

O modelo teórico de variograma ajustado ao variograma experimental corresponde aos parâmetros apresentados na Tabela 5 e mostrado na Figura 7.

O efeito pepita é um parâmetro que deve ser informado para o ajuste dos modelos teóricos do variograma, nesse caso o efeito pepita para a variável ouro total (Au-T) transformada por anamorfose gaussiana é de 0,34.

Tabela 5: Parâmetros ajustados do modelo teórico de variograma para a variável de ouro total (Au-T).

	Estrutura 1	Estrutura 2	Estrutura 3
Tipo	esférico	esférico	esférico
Variância	0,25	0,27	0,14
Alcance na direção U (m)	25	53	181
Alcance na direção V (m)	40	173	250
Alcance na direção W (m)	30	107	153
Orientação	N45°	N45°	N45°

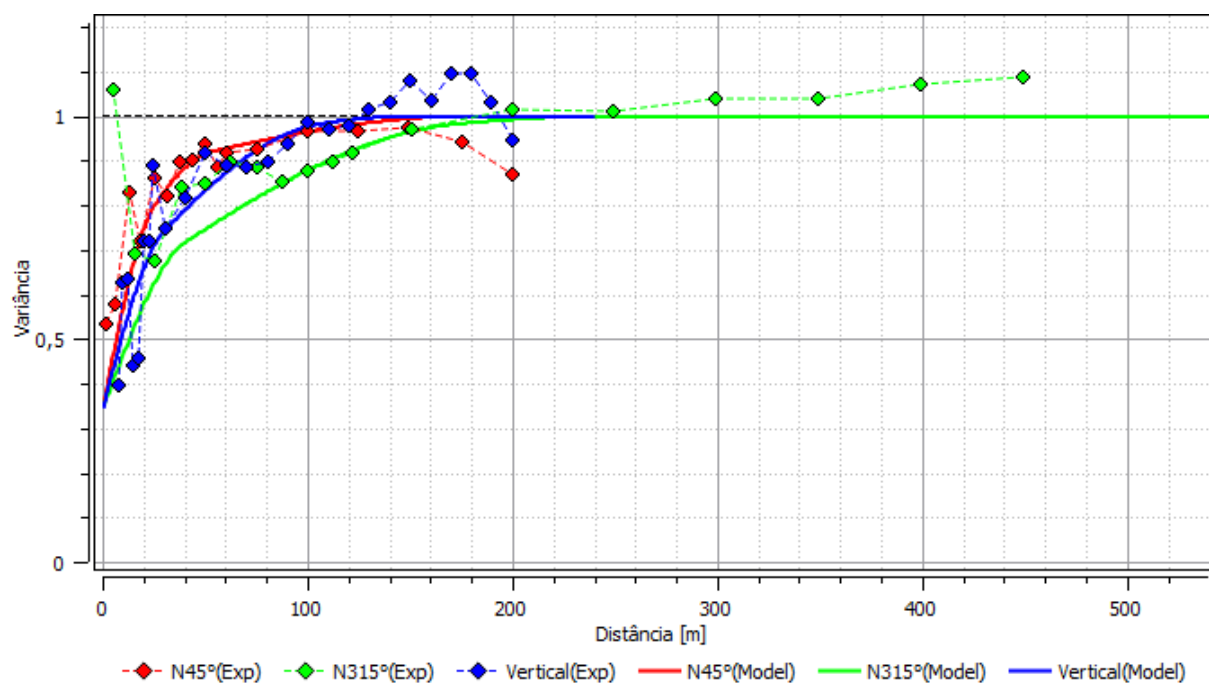


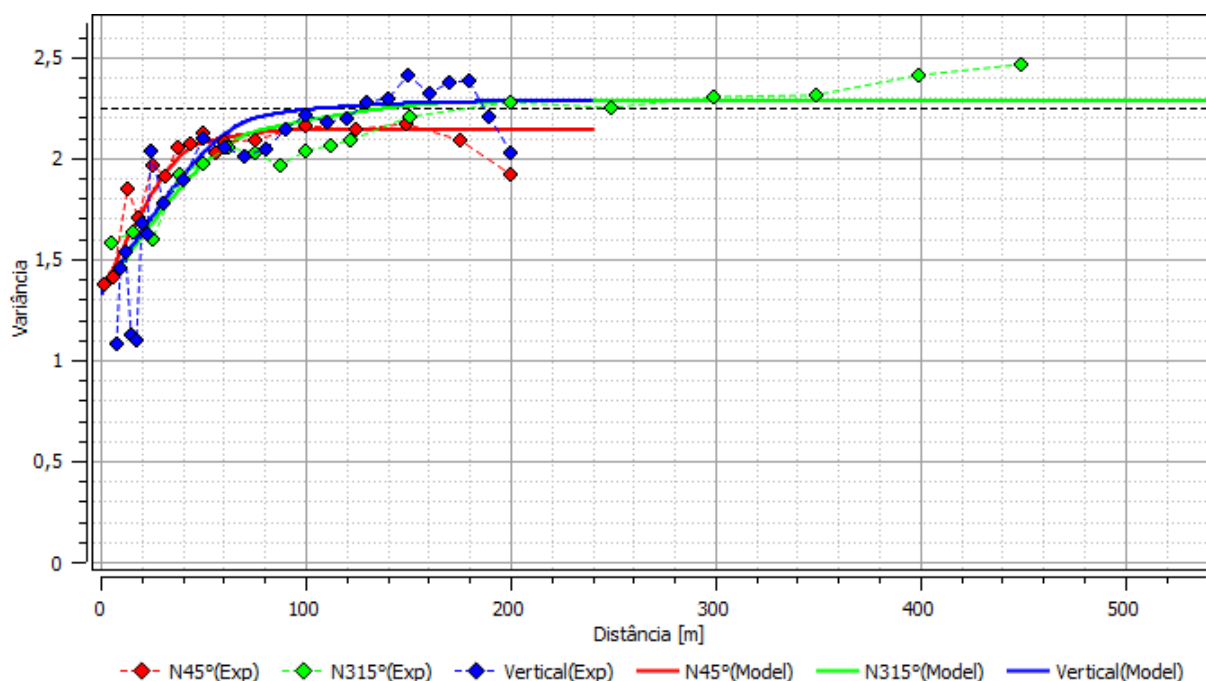
Figura 7: Modelo teórico de variograma gaussiano ajustado.

O modelo teórico de variograma do logaritmo de ouro total ajustado ao variograma experimental corresponde aos parâmetros apresentados na Tabela 6 e mostrado na Figura 8.

O efeito pepita é de 1,32.

Tabela 6: Parâmetros ajustados do modelo teórico de variograma do logaritmo da variável de ouro total.

	Estrutura 1	Estrutura 2	Estrutura 3
Tipo	esférico	esférico	esférico
Variância	0,62	0,20	0,14
Alcance na direção U (m)	50	100	1E+30
Alcance na direção V (m)	78	183	200
Alcance na direção W (m)	78	104	189
Orientação	N45°	N45°	N45°



8.3. Modelo Tridimensional de Blocos

Os limites do modelo tridimensional respeitam os valores da Tabela 7. Possuindo um total de 31.008 nós.

Tabela 7: Limites do modelo tridimensional.

Limites do modelo	X (m)	Y (m)	Z (m)
Mín.	199	838	30
Máx.	201	839	410

A estrutura do modelo tridimensional de blocos é detalhada conforme a Tabela 8, o modelo de blocos não foi rotacionado.

Tabela 8: Estrutura do modelo tridimensional.

Estrutura do modelo	X	Y	Z
Número de nós	34	24	38
Tamanho da malha	25 m	50 m	10 m
Origem do modelo (centro)	199 m	838 m	35 m

8.4. Definição dos Parâmetros de Vizinhaça

Os melhores parâmetros de vizinhaça foram obtidos para a seleção de amostras por quadrantes, com no máximo 8 amostras por setor, sendo a configuração

que apresentou o maior valor de coeficiente de correlação e a maior seleção possível de amostras, conforme apresentado no item 8.5.

O raio de busca variou para cada método, para a simulação estocástica os valores selecionados foram: na direção U=180m, na direção V=250m e na direção W=150m; enquanto para a técnica de krigagem lognormal os valores selecionados para as direções foram: U=100m, V=200m e W=180m.

8.5. Validação Cruzada

Os melhores resultados obtidos durante essa etapa foram: para a técnica da simulação estocástica o valor do coeficiente de correlação obtido foi de 0,44; para a técnica de krigagem lognormal o valor do coeficiente de correlação obtido foi de 0,45. Esses dois valores são relativamente baixos, normalmente valores de coeficiente de correlação acima de 0,70 são mais satisfatórios e podem gerar melhores resultados sobre os estudos do depósito.

Os resultados da validação cruzada podem ser observados nas Figuras 9 e 10.

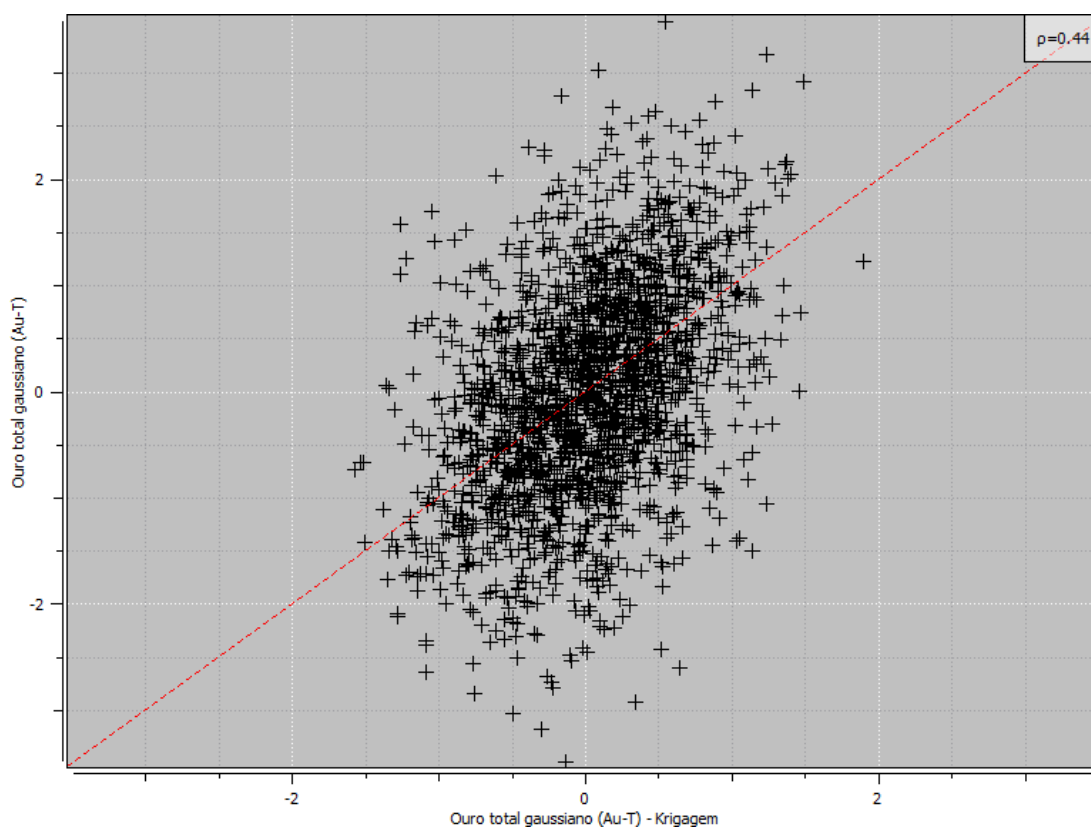


Figura 9: Validação cruzada para a simulação estocástica e seu valor do coeficiente de correlação.

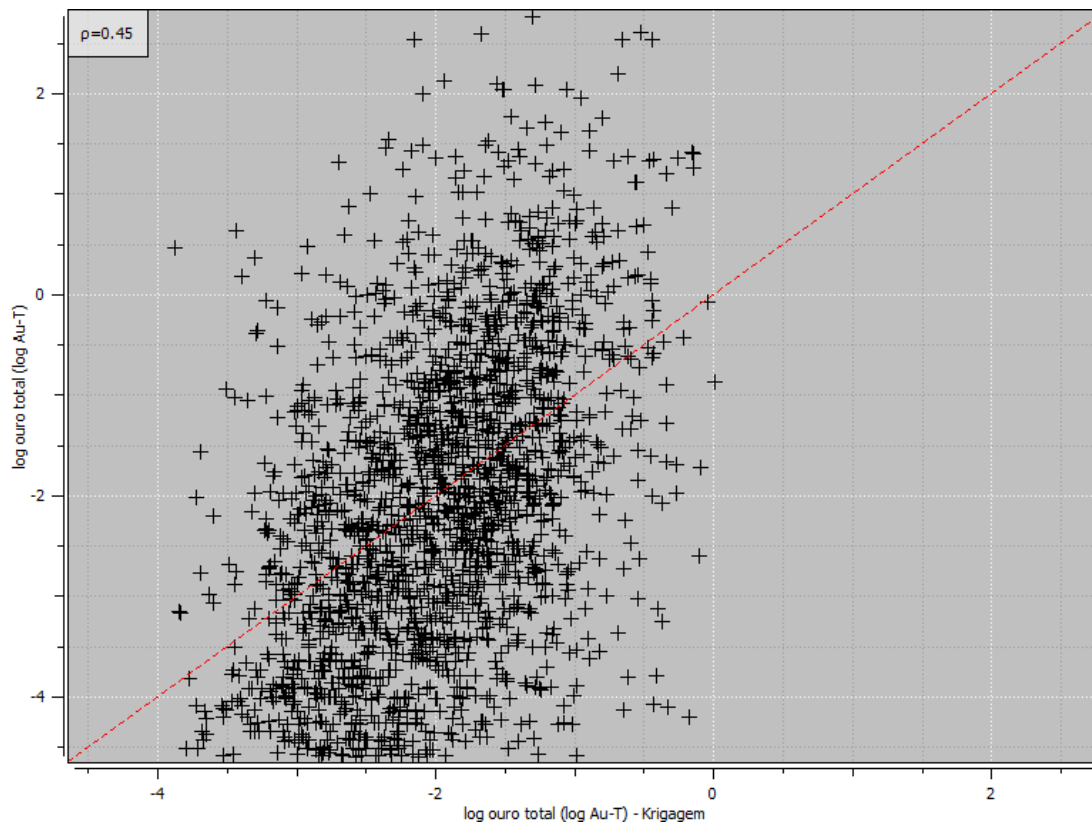


Figura 10: Validação cruzada para a krigagem lognormal e seu valor do coeficiente de correlação.

8.6. Simulação Estocástica

A simulação estocástica por bandas rotativas foi calculada com 100 realizações e 400 bandas para os dados de ouro total [g/t]. A quantidade de realizações foi definida com o objetivo de o resultado honrar o modelo de covariância.

Nas figuras 11 e 12 são apresentadas duas visadas da média da simulação estocástica, respectivamente, uma visada olhando para SW e outra olhando para NE.

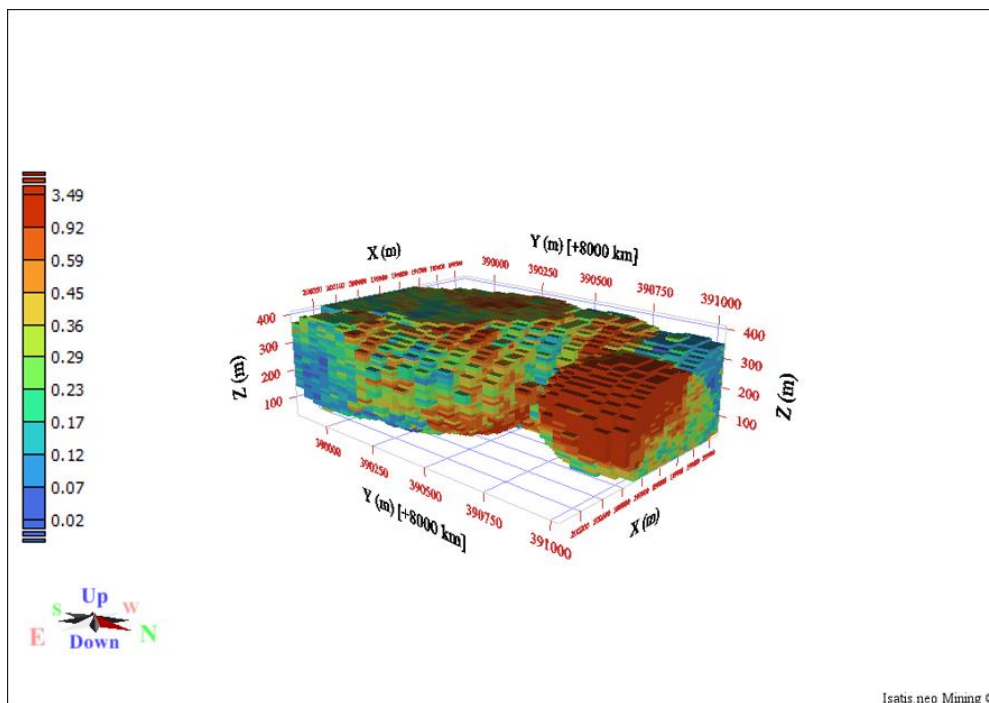


Figura 11: Média das realizações da simulação por bandas rotativas, visada para SW.

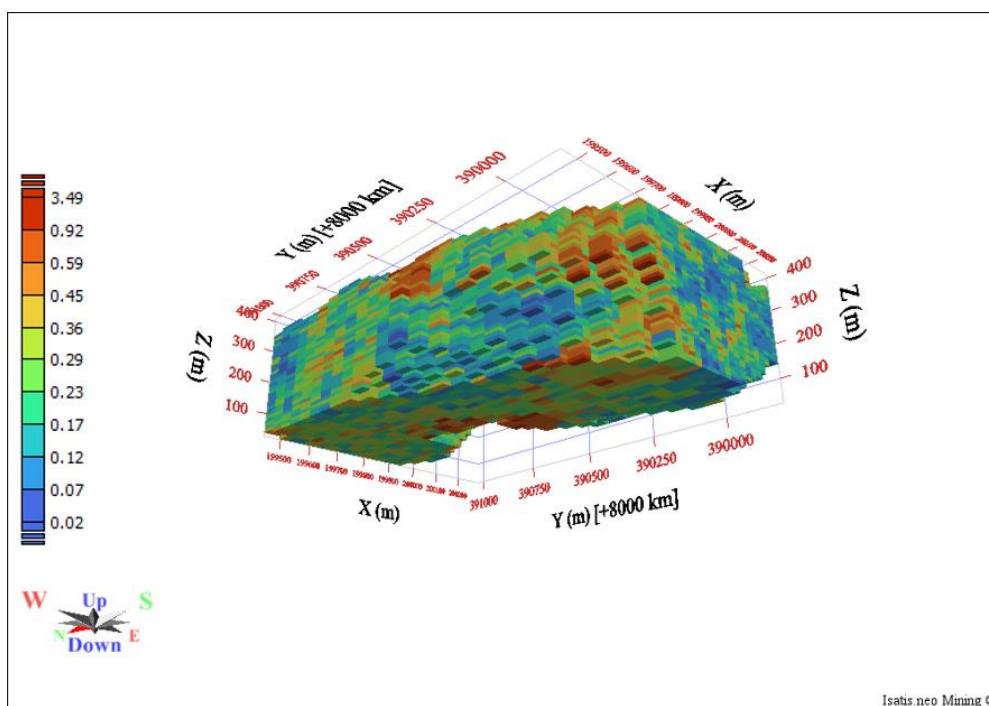


Figura 12: Média das realizações da simulação por bandas rotativas, visada para NE.

8.7. Estimativa por Krigagem

Apresenta-se na Figura 13 o histograma dos teores de ouro total destransformados após os cálculos da krigagem lognormal e seu resultado está representado nas Figuras 14 e 15.

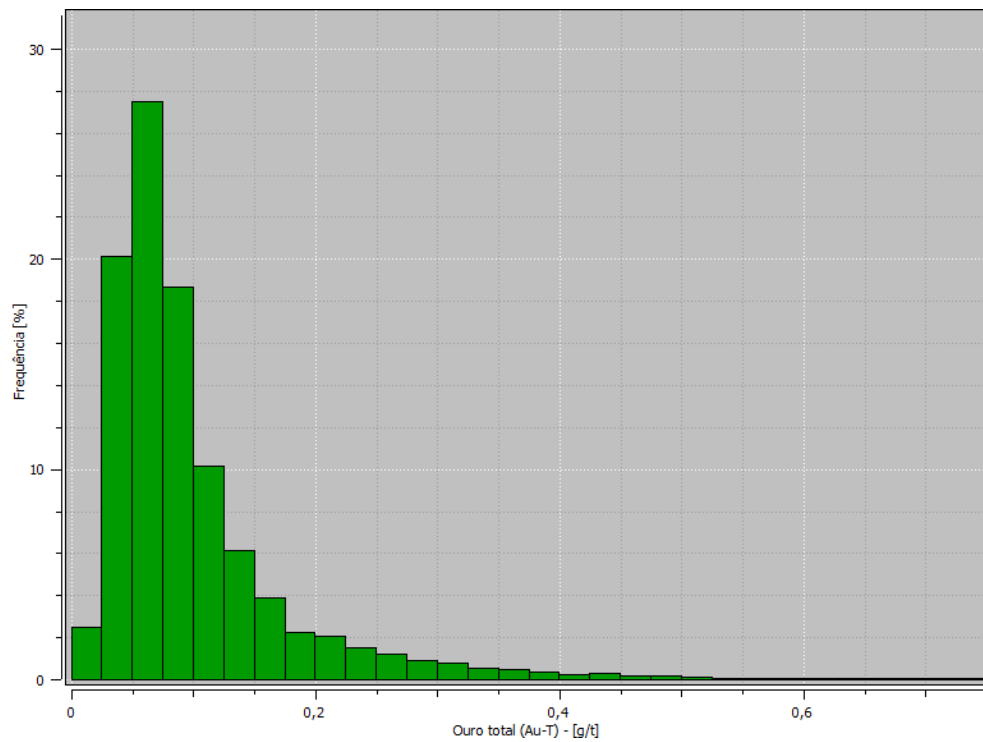


Figura 13: Histograma da variável ouro total (exp (log Au-T)) – [g/t].

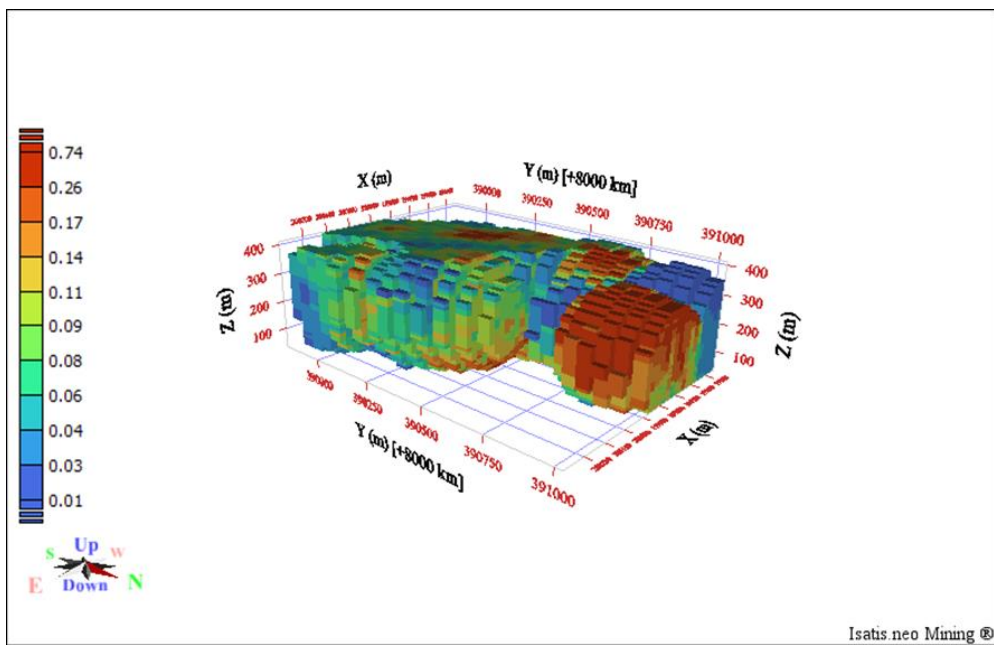


Figura 14: Resultado da estimativa por krigagem lognormal, com visada para SW.

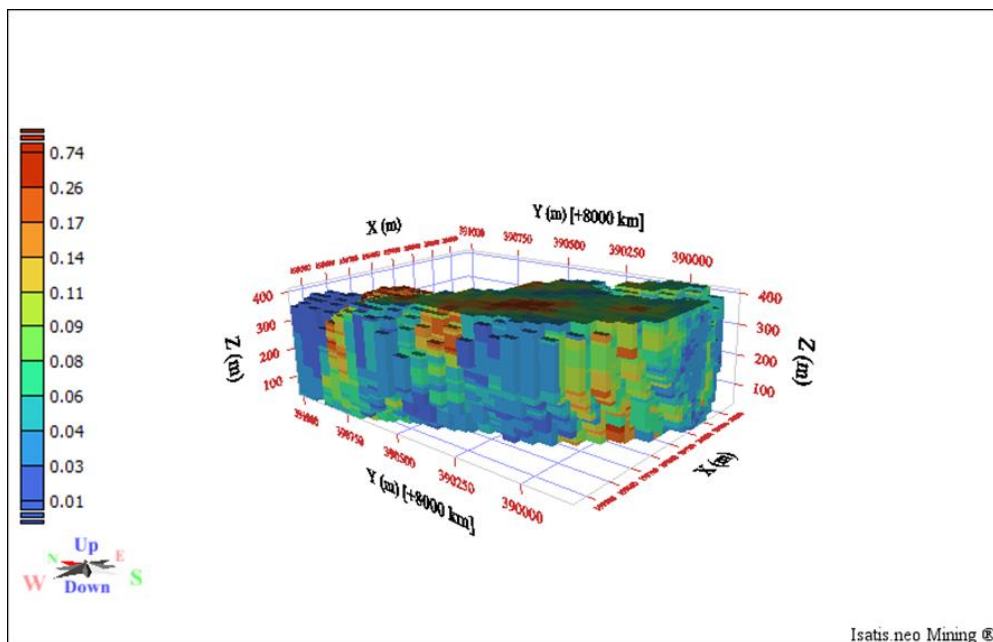


Figura 15: Resultado da estimativa por krigagem lognormal, com visada para NE.

8.8. Classificação de Recursos Minerais

A classificação dos recursos minerais do depósito foi realizada conforme descrito em Métodos. Apresenta-se na Tabela 9 o percentual de blocos classificados como inferido, indicado e medido. O teor de corte do depósito no ano de 1992 (ano em que a mina entrou em atividade) era de 0,5 g/t.

Tabela 9: Percentual de blocos classificados acima do teor de corte.

Classes	[%]
Inferido	9,0
Indicado	85,3
Medido	5,7

Nas Figuras 16, 17 e 18 são representados espacialmente os dados da Tabela 9, onde são apresentados os blocos classificados em cada classe.

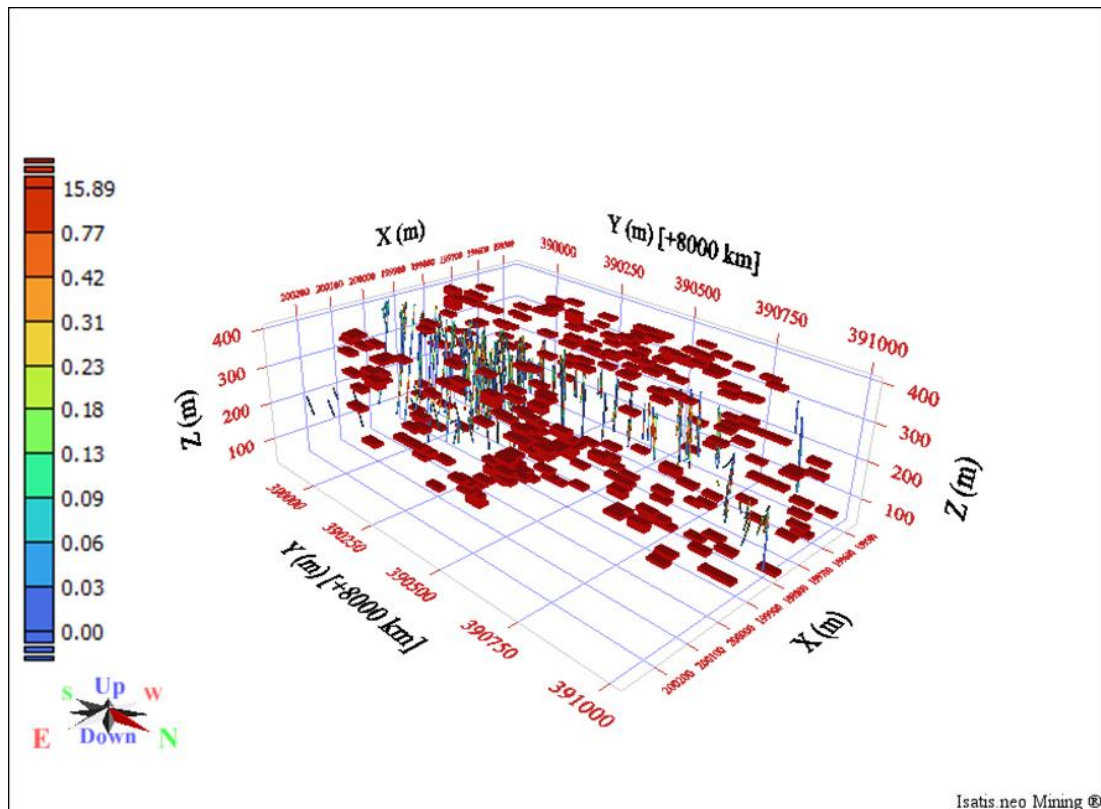


Figura 16: Blocos classificados como inferidos, com visada para SW.

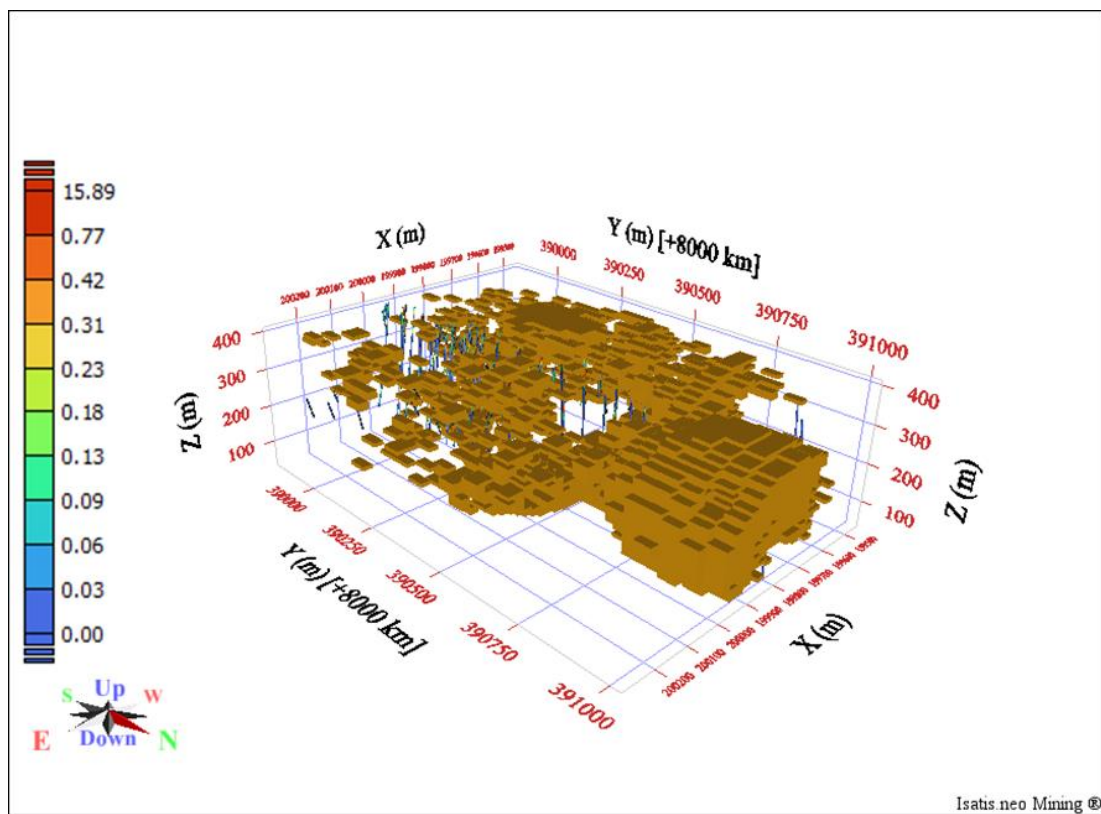


Figura 17: Blocos classificados como indicados, com visada para SW.

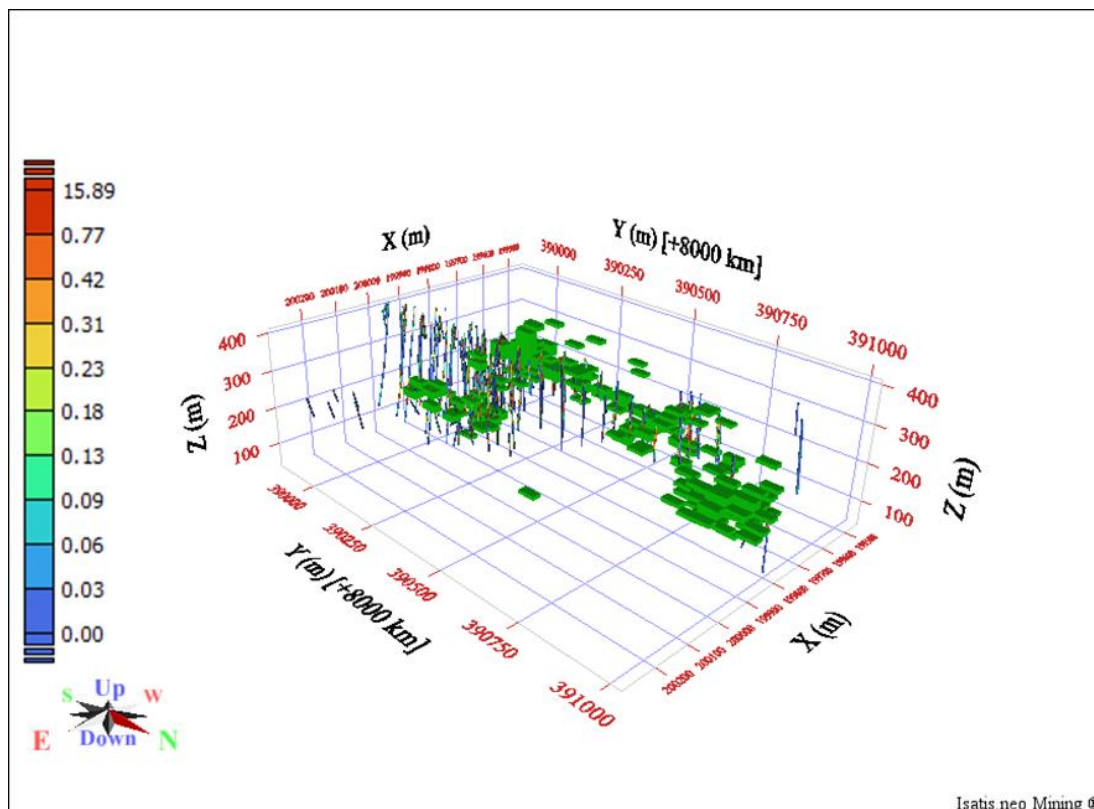


Figura 18: Blocos classificados como medidos, com visada para SW.

9. INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A principal informação da Tabela 1 é a análise estatística do ouro total regularizado. Ele apresenta medidas de tendência central como a média e a mediana. A média de 0,44 g/t para o ouro total regularizado é menor do que o teor de corte (0,5 g/t) praticado em 1992 indicando que a mina pode ser considerada uma mina com teores marginais. O histograma da Figura 5 apresenta a assimetria positiva da distribuição amostral, conforme o esperado para depósitos de ouro.

Nota-se que a média do ouro total e do log de ouro total apresentam valores bem diferentes, porém seus valores de desvio padrão ultrapassam 1,0 g/t, o que já reafirma o alto índice de variabilidade, como pode ser observado nos valores de variância entre as Tabelas 1 e 2.

O histograma da variável log de ouro total (Figura 6) apresenta o comportamento de uma distribuição normal, com uma certa assimetria positiva em relação a distribuição de frequência dos valores transformados. Assim como a Figura 13, em que o resultado da krigagem lognormal foi calculado a partir da exponencial dos valores estimados, apresentando o modelo do depósito revertido ao esperado do real.

Durante a etapa de análise geoestatística, os variogramas das diferentes orientações não apresentaram um campo estruturado bem definido, o variograma experimental que apresentou melhores resultados foi o variograma gaussiano, o que era esperado por tratar de valores que foram transformados previamente. Nesse sentido, durante o ajuste do modelo de variograma gaussiano buscou-se atingir um valor de patamar igual a 1 respeitando uma distribuição gaussiana, o que pode ser observado na Figura 7.

Considerando os dados de sondagem, o percentual de amostras acima do teor de corte do depósito é de aproximadamente 14%, porém, nos resultados obtidos pelas duas técnicas obtiveram-se resultados dispares e a simulação estocástica se aproximou do resultado esperado, pois 11,21% de blocos estão acima do teor e a krigagem lognormal apresentou o pior resultado, visto que somente 0,22% dos blocos ultrapassam o teor de 0,5 g/t.

Para a avaliação das incertezas, utilizou-se o desvio padrão calculado a partir das 100 simulações por bandas rotativas, obtendo os resultados apresentados nas Figuras do item 8.8.

A Figura 19 mostra a comparação entre as realizações e a quantidade de blocos em porcentagem que apresentam teores acima do corte em relação ao depósito inteiro, nota-se que a média das realizações apresenta um percentual maior que a maioria das realizações. As proporções de blocos acima do teor de corte variam entre, aproximadamente, 6% e 13%.

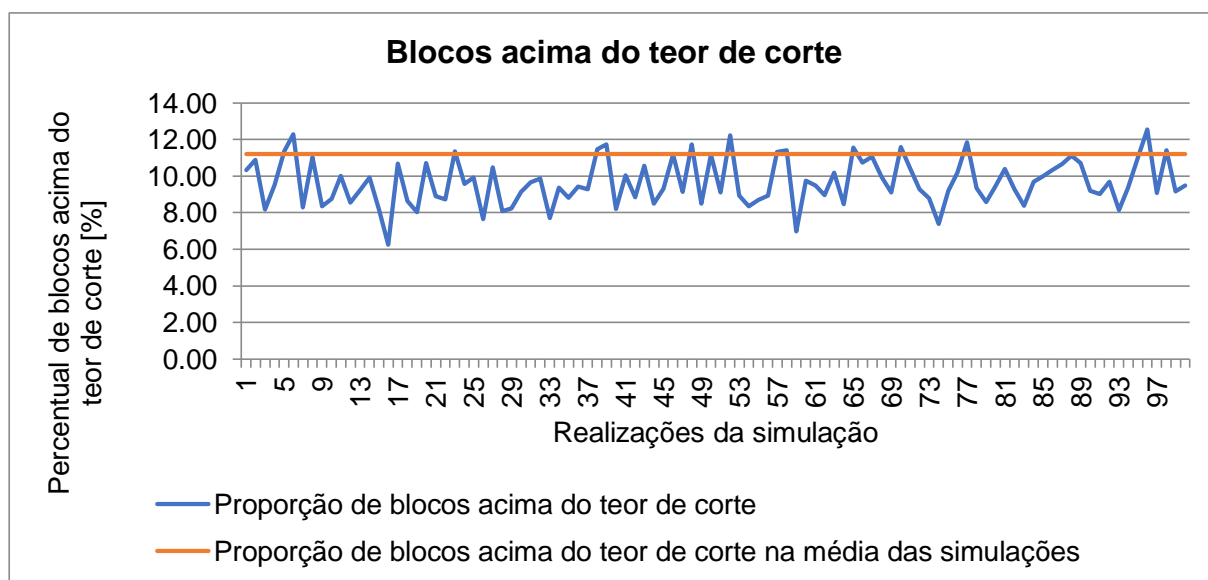


Figura 19: Gráfico comparando a proporção de blocos acima do teor de corte para cada realização.

10. CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho foi realizar um estudo geoestatístico, a fim de se obter a quantificação de incertezas com base nos teores inferidos associados a amostragem de um depósito de ouro. Os resultados da simulação estocástica atingiram parcialmente seus objetivos, que era corrigir o efeito de suavização da krigagem, porém, embora a suavização tenha sido minimizada, a variabilidade dos dados não foi plenamente reproduzida.

A partir dos resultados obtidos, é visível que as duas técnicas apresentam vantagens e desvantagens. Comparando os dois métodos aplicados, pode ser observado que na etapa de validação cruzada ambos apresentaram coeficientes de correlação muito próximos, provavelmente por se tratar de um depósito de ouro em que sua variabilidade é relativamente alta, mesmo na direção de maior continuidade e do controle estrutural da mineralização, o que aumenta o grau de complexidade das análises geoestatísticas.

Os altos valores de desvio padrão gerados pelo resultado da simulação por bandas rotativas podem estar associados à variância das distribuições dos dados.

Mesmo enfrentando esse problema associado a variabilidade do depósito, conclui-se que para esse tipo de depósito, a melhor técnica geoestatística que pode ser empregada é a simulação estocástica, pois esta técnica reproduziu melhor as estatísticas descritivas dos dados.

O resultado da média das realizações da simulação por bandas rotativas é semelhante ao da krigagem, embora com maior suavização, mas de qualquer modo, no caso de trabalhos geoestatísticos com objetivo de classificação de recursos minerais ele é mais adequado do que a krigagem, pois apresenta associado à cada bloco simulado um valor de incerteza que permite classificar os recursos minerais no depósito.

11. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Andrade, M. M. P. D., 2018, Classificação de recursos minerais por meio de simulação condicional e intervalo de confiança da média aplicada ao sulfeto disseminado do corpo de minério Sequeirinho, depósito Sossego, Província Mineral de Carajás (Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo).

CBRR, 2022, Guia CBRR Para Declaração de Resultados de Exploração, Recursos e Reservas Minerais. Comissão Brasileira de Recursos e Reservas.

CRIRSCO, 2013, International Reporting Template for the Public Reporting of exploration Results, Mineral Resources and Mineral Reserves. The Committle for Mineral Reserves International Reporting Standards.

Deutsch, C. V., Journel, A. G., 1992, GSLIB – Geostatistical software libraty and user's guide. Oxford, University Press.

Dowd, P. A., 1982, Lognormal kriging—the general case. *Mathematical Geology*, 14, 475– 499.

Google Earth website. <http://earth.google.com/>, 2009.

Isaaks, E. H., Srivastava, R. M., 1989, Applied geostatistics, New York, Oxford University Press.

Koch, G. S., Link, R. F., 1970, Statistical analysis of geological data. New York, Dover Publications Inc. Vol. I. 375p., Vol. II. 438p.

Lacerda Filho, J. V. D., Abreu Filho, W., Valente, C. R., Oliveira, C. C. D., e Albuquerque, M. C. D., 2004a, Geologia e recursos minerais do estado de Mato Grosso: Mapa Geológico Do Estado De Mato Grosso.

Lacerda Filho, J. V. D., Abreu Filho, W., Valente, C. R., Oliveira, C. C. D., e Albuquerque, M. C. D., 2004b, Geologia e recursos minerais do estado de Mato Grosso: texto explicativo dos Mapas Geológico e de Recursos Minerais do Estado de Mato Grosso. Cuiabá: CPRM; SICME-MT.

Matheron, G., 1963, Principles of geostatistics. *Economic Geology*, V.58.

Matheron G., 1971, The Theory Of Regionalized Variables And Its Applications. Paris, Les Cahiers Du Centre De Morphologie Mathematique De Fontainebleu.

Olea, R. A., 1999, Geoestatistics for engineers and Earth scientists: Boston, Kluwer Academic Publishers.

Paro, M. A., 1990, Relatório Final de Pesquisas. Mineração Marajoara Indústria e Comércio LTDA. Relatório Interno da empresa.

Rendu, J. M. M., 1979, Normal and lognormal estimation: *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, v. 11, no. 4, p. 407–422.

Rocha, M. M., 1999, Estudo Comparativo entre os métodos computacionais de avaliação de reservas e controle de teores da Mina de Capanema, Santa Bárbara, MG. Master's Dissertation, Instituto de Geociências, University of São Paulo, São Paulo. doi:10.11606/D.44.1999.tde-17072013-143403. Retrieved 2023-04-10, from www.teses.usp.br

Rocha, M., e Yamamoto, J. K., 2000, Comparison between kriging variance and interpolation variance as uncertainty measurements in the capanema iron mine, state of minas gerais—Brazil. *Natural Resources Research*, 9(3), 223-235.

Scabora, J. A., e Duarte, C. L., 1998, A jazida de ouro de São Vicente—município de Nova Lacerda—MT. *A Terra em Revista*.

Souza, A. A. D., Castro, C. C., e Lima, M. D. G., 2016, Geologia e recursos minerais da folha Serra da Borda, SD. 21-YA-IV: Estado do Mato Grosso.

Sturaro, J. R., 2015, Apostila de geoestatística básica. Rio Claro, UNESP, IGCE, 34p, 17.

Wellmer, F. W., 1998, Statistical evaluations in exploration for mineral deposits. Heidelberg, Springer.

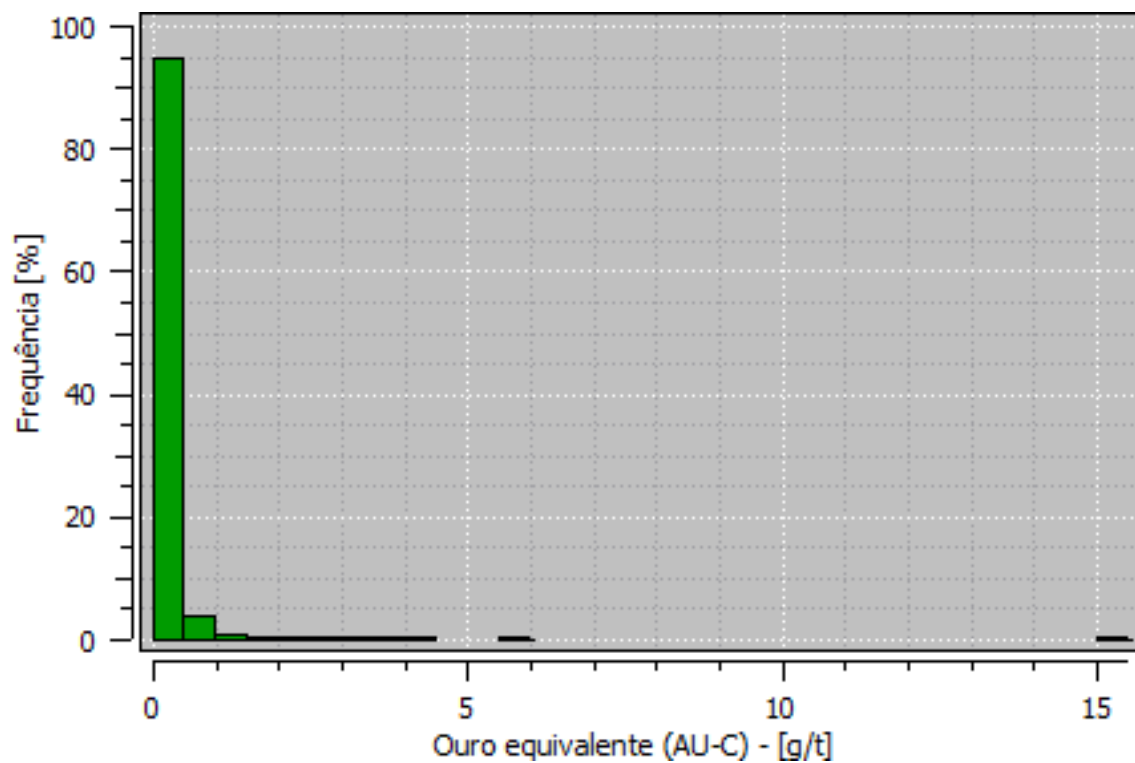
Yamamoto, J. K., 1992, Tratamento estatístico e análise dos dados de cobre e ouro da jazida de cobre da Chapada, GO. Boletim IG-USP. Publicação Especial. Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo. doi:10.11606/issn.2317-8078.v0i12p153-154

Yamamoto, J. K., 2001, Avaliação e classificação de reservas minerais. São Paulo: EDUSP; FAPESP.

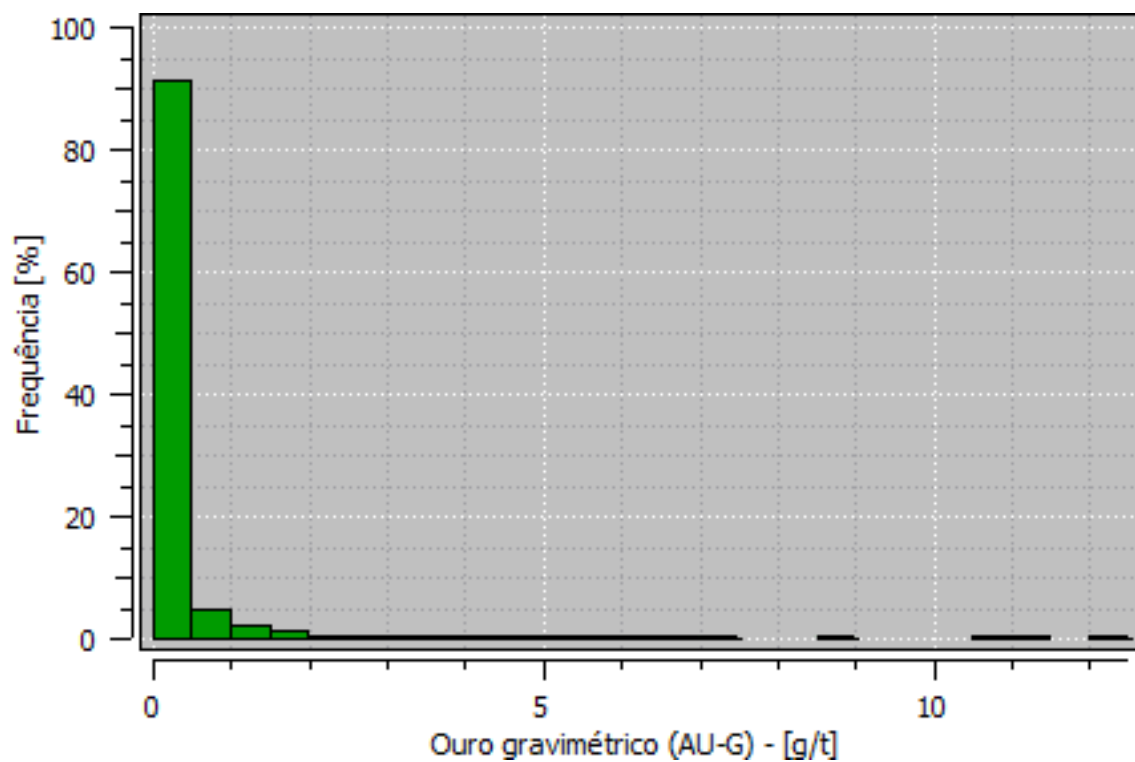
Yamamoto, J. K., 2013, Curso de Geoestatística Aplicada. [S. l.: s. n.].

Yamamoto, J.K. e Landim, P.M.B., 2013, Geoestatística. Conceitos E Aplicações. São Paulo, Editora Oficina De Textos.

APÊNDICE A - HISTOGRAMAS POR VARIÁVEL

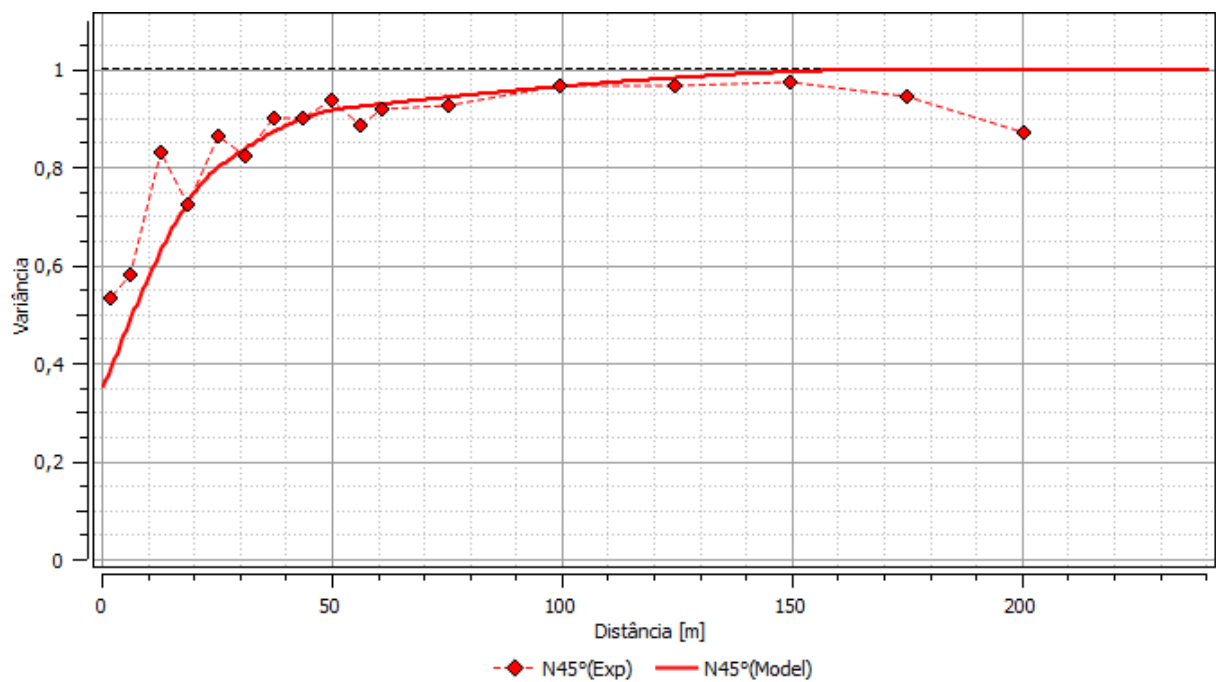


Apêndice A: Histograma da variável ouro equivalente (Au-C) – [g/t].

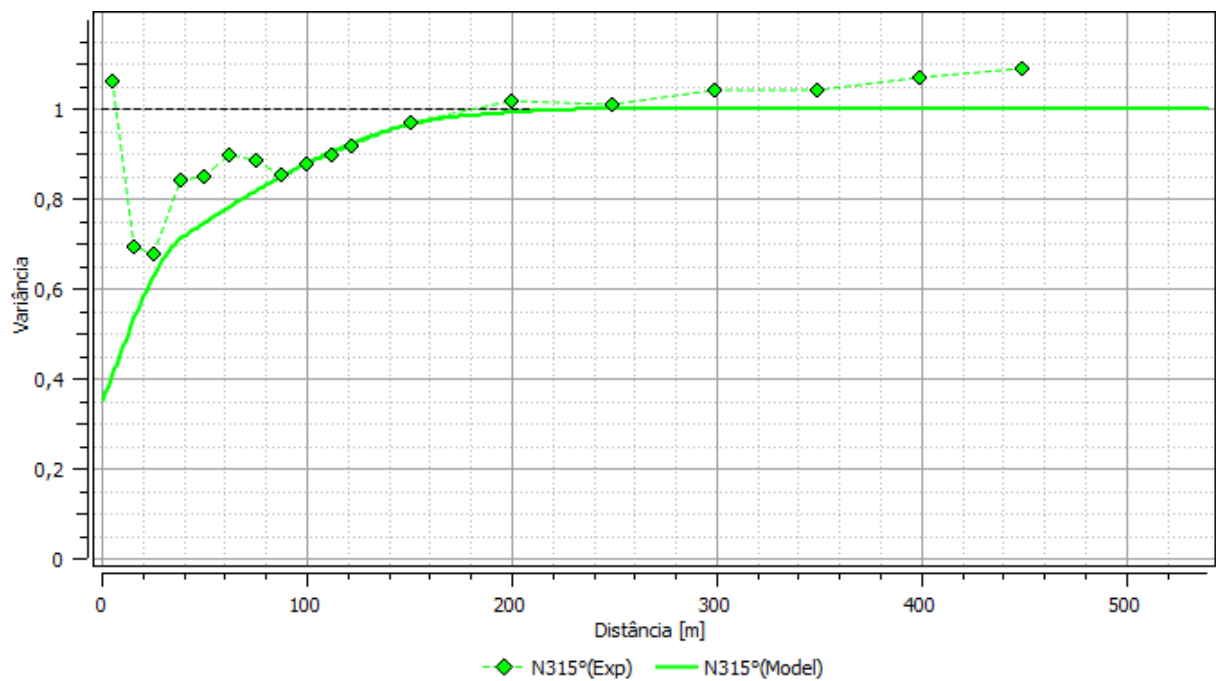


Apêndice A: Histograma da variável ouro gravimétrico (Au-G) – [g/t].

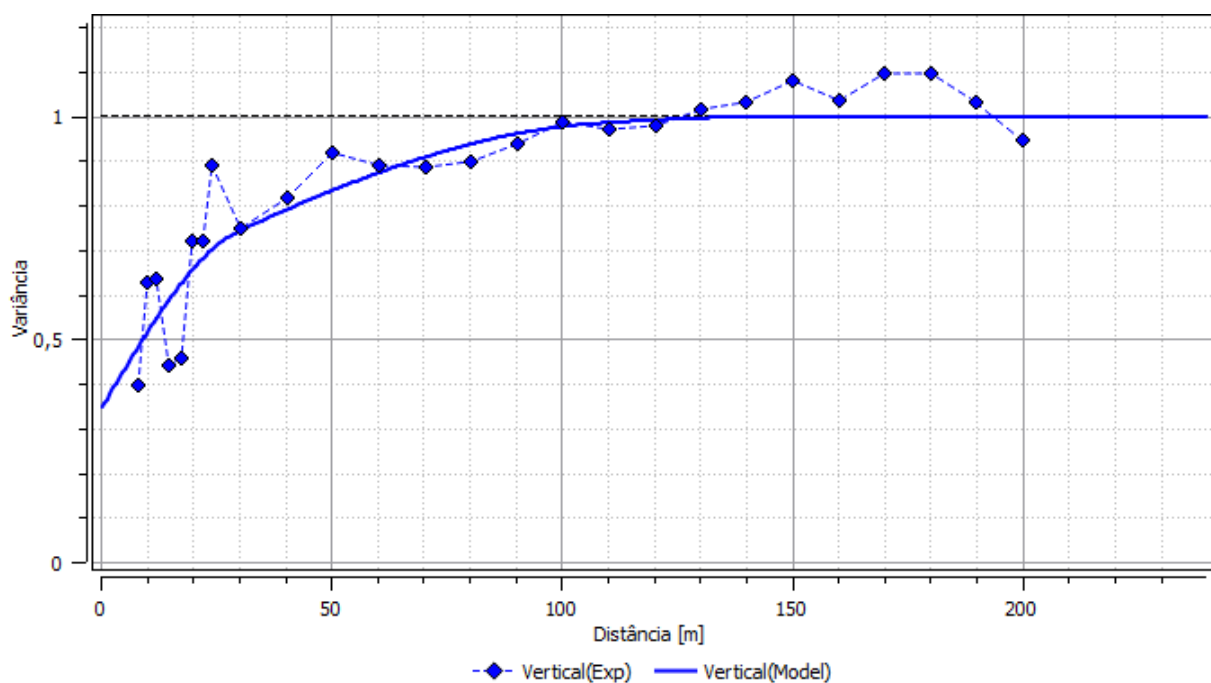
APÊNDICE B - AJUSTE DOS MODELOS TEÓRICOS DE VARIOGRAMA



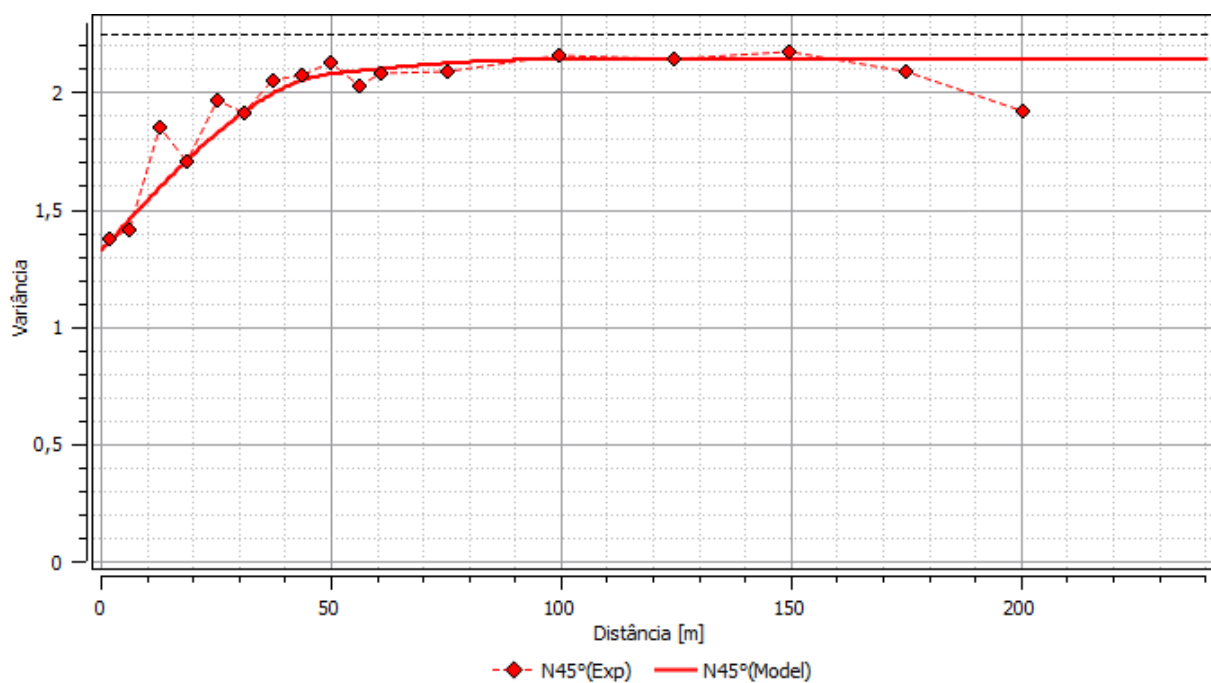
Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma gaussiano da direção N45°.



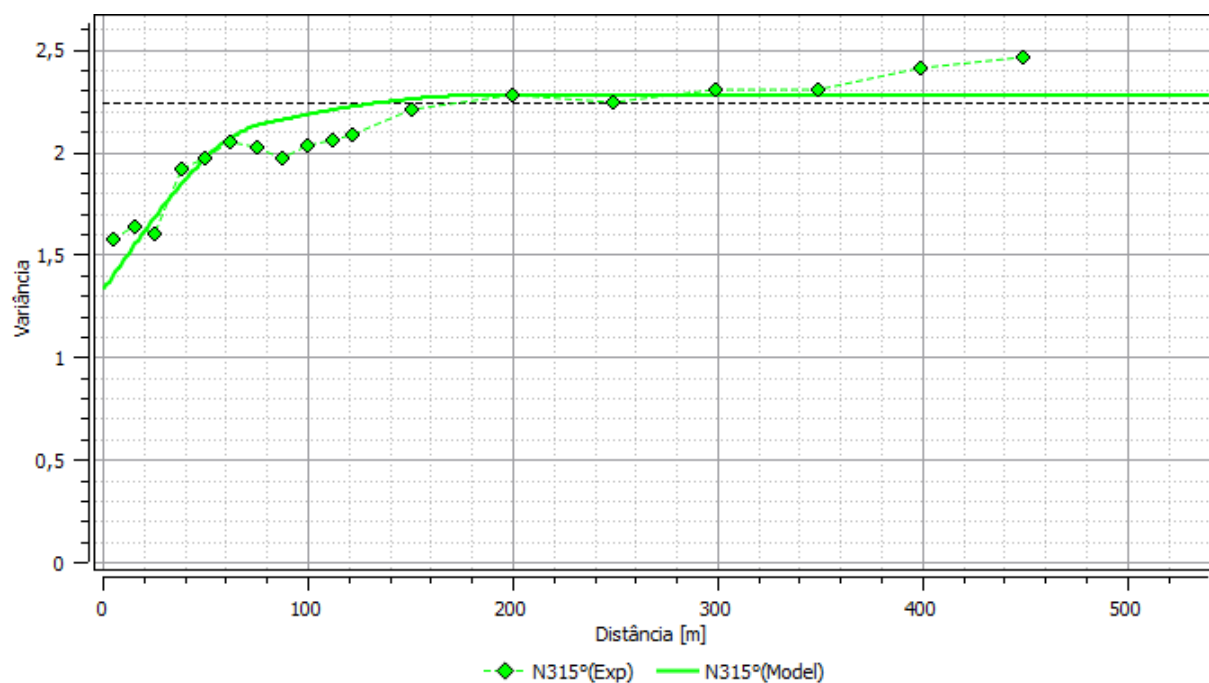
Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma gaussiano da direção N315°.



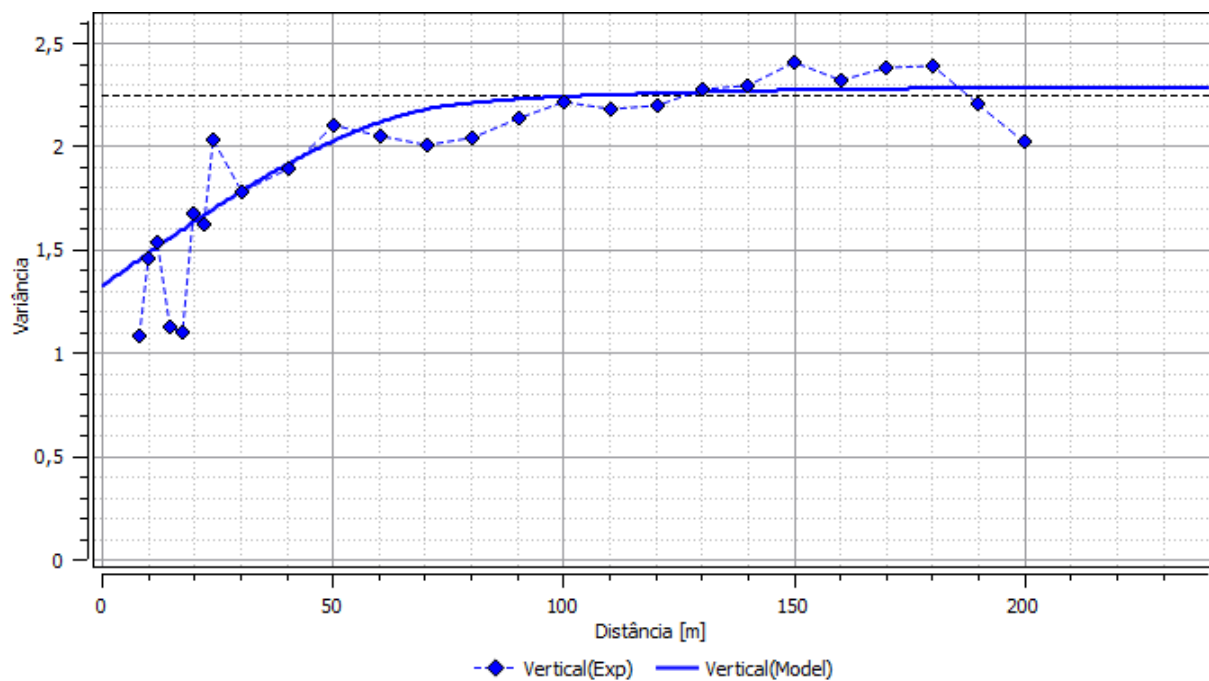
Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma gaussiano da direção vertical.



Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma da variável log de ouro total da direção N45°.



Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma da variável log de ouro total da direção N315°.



Apêndice B: Ajuste do modelo teórico de variograma da variável log de ouro total da direção vertical.