



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO - UFOP
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MINAS - DEMIN



PEDRO HENRIQUE LEITE SOARES

**CATEGORIZAÇÃO DE RECUSOS A PARTIR DE MODELOS ESTIMADOS E
SIMULADOS. ESTUDO DE CASO EM UMA MINA NO QUADRILÁTERO
FERRÍFERO**

**Ouro Preto – MG
2026**

PEDRO HENRIQUE LEITE SOARES

**CATEGORIZAÇÃO DE RECUSOS A PARTIR DE MODELOS ESTIMADOS E
SIMULADOS. ESTUDO DE CASO EM UMA MINA NO QUADRILÁTERO
FERRÍFERO**

Monografia submetida à apreciação da banca examinadora de graduação em Engenharia de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto, como parte dos requisitos necessários para a obtenção de grau de Bacharel em Engenharia de Minas.

Orientador: Prof. Carlos Enrique Arroyo Ortiz



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MINAS



FOLHA DE APROVAÇÃO

Pedro Henrique Leite Soares

Categorização de Recursos Geológicos a partir de Modelos Estimados e Simulados. Estudo de Caso em uma Mina de Ferro no Quadrilátero Ferrífero

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Minas

Aprovada em 30 de Julho de 2026

Membros da banca

Dr. Carlos Enrique Arroyo Ortiz - Orientador - Universidade Federal de Ouro Preto
Dr. Adilson Curi - Universidade Federal de Ouro Preto
Dr. Ivo Eyer Cabral - Co-orientador - Universidade Federal de Ouro Preto

Carlos Enrique Arroyo Ortiz, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 31/07/2026



Documento assinado eletronicamente por **Carlos Enrique Arroyo Ortiz, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 30/07/2026, às 21:27, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1150275** e o código CRC **804E1BFE**.

Referência: Caso responda este documento, indicar expressamente o Processo nº 23109.008536/2026-16

SEI nº 1150275

R. Diogo de Vasconcelos, 122, - Bairro Pilar Ouro Preto/MG, CEP 35402-163
Telefone: 3135591590 - www.ufop.br

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por me conceder força, sabedoria e perseverança para trilhar este caminho e alcançar este importante momento.

Agradeço à minha mãe, ao meu pai e à minha tia, pelos conselhos, pelo apoio incondicional e por confiarem no meu potencial para alcançar este objetivo.

Agradeço ao meu grande amigo e irmão, Marlon Santos de Paula, por estar presente nos momentos mais difíceis desta trajetória.

Agradeço à Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), por proporcionar um ensino, gratuito e de excelência, fundamental para minha formação acadêmica e profissional.

Agradeço aos professores Carlos Henrique Arroy Ortiz e Ivo Eyer Cabral, pela orientação, pelos ensinamentos e pelos direcionamentos fornecidos durante o desenvolvimento deste trabalho. Foi um grande prazer e um privilégio aprender com vocês.

Agradeço ao meu coordenador de estágio, Alex Arlindo de Souza, por todo o suporte, confiança e pelos valiosos ensinamentos compartilhados ao longo destes dois anos de estágio. Sem dúvida, foi uma das pessoas mais importantes para o meu desenvolvimento profissional.

Por fim, agradeço aos meus amigos Pedro Ivo (privado), Pedro Renato Ferro, Leonardo Henrique Mendes, Rafael Palacio Garcia e Eduardo Matozinhos, por estarem sempre presentes durante minha trajetória acadêmica, compartilhando desafios, conquistas e momentos que tornaram essa caminhada mais leve e especial.

RESUMO

A estimativa e a classificação de recursos minerais constituem etapas fundamentais para a avaliação da viabilidade técnica e econômica de empreendimentos mineiros, influenciando diretamente o planejamento de lavra, a definição da cava final, a relação estéril-minério (REM) e a estimativa do retorno econômico do projeto. Neste contexto, o presente trabalho teve como objetivo a construção de um modelo geológico de blocos para um depósito de minério de ferro situado no quadrilátero ferrífero utilizando a krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana para categorização dos recursos geológicos. As estimativas foram realizadas por meio de krigagem ordinária (OK), utilizando os variogramas disponibilizados pela empresa estudada. Estimaram-se via krigagem as variáveis ferro global e densidade. Além disso, aplicou-se a Simulação Sequencial Gaussiana (SSG), para a realização de trinta cenários. Tanto as estimativas quanto as simulações foram validadas. A validação das estimativas ocorreu mediante a comparação das médias dos dados amostrais com as dos dados estimados, cujos resultados mostraram-se satisfatórios. Já na validação das simulações, compararam-se os histogramas dos dados iniciais com os dos dados obtidos após a anamorfose inversa, analisando quatro realizações, observando-se que não ocorreram variações expressivas. Adicionalmente, avaliou-se no domínio gaussiano se as realizações reproduziam o variograma ajustado. Após as validações, realizou-se a classificação dos recursos conforme as metodologias de Krige (1968) e Andrade (2018), baseadas, respectivamente, na eficiência da krigagem e na incerteza. A comparação entre as abordagens indicou que a classificação via eficiência da krigagem responde adequadamente à densidade amostral. Por outro lado, a classificação baseada na incerteza tende a classificar blocos como medidos em locais sem dados de furos de sonda, evidenciando que seu uso requer a avaliação de diferentes intervalos de incerteza para cada classe. Posteriormente, analisaram-se as cinco realizações mais otimistas e as cinco mais pessimistas para comparação com o modelo estimado. A simulação apresentou valores de metal contido superiores aos obtidos pela krigagem ordinária, sinalizando uma possível subestimativa dos teores na porção superficial do depósito. Conclui-se que a integração entre a krigagem ordinária e a simulação sequencial gaussiana constitui uma ferramenta relevante para a avaliação de incertezas em modelos de recursos minerais, embora ainda seja necessário aprofundar a avaliação sobre a eficácia da metodologia de classificação baseada na incerteza.

Palavras-chave: Geoestatística, Incerteza, Classificação de Recursos, Krigagem, Simulação Sequencial Gaussiana, Minério de Ferro.

ABSTRACT

The estimation and classification of mineral resources constitute fundamental stages in evaluating the technical and economic viability of mining projects, directly influencing mine planning, final pit limits, the stripping ratio (SR), and the project's economic return. In this context, this study aimed to build a geological block model for an iron ore deposit located in the Iron Quadrangle (Quadrilátero Ferrífero) using ordinary kriging and sequential Gaussian simulation for the categorization of geological resources. Estimates were performed using ordinary kriging (OK), utilizing the variograms provided by the studied company. Global iron content and bulk density were estimated via kriging. Additionally, Sequential Gaussian Simulation (SGS) was applied to generate thirty realizations. Both estimates and simulations were validated. Estimation validation was performed by comparing the sample data means with the estimated data means, yielding satisfactory results. For simulation validation, the initial data histograms were compared with those obtained after the back-transformation for four realizations, showing no significant variations. Additionally, it was evaluated in the Gaussian domain whether the realizations reproduced the fitted variogram. Following validation, resource classification was carried out using the methodologies proposed by Krige (1968) and Andrade (2018), based on kriging efficiency and uncertainty, respectively. The comparison between the two approaches indicated that classification via kriging efficiency responds adequately to sampling density. Conversely, uncertainty-based classification tends to classify blocks as measured in areas lacking drillhole data, highlighting that its implementation requires assessing different uncertainty intervals for each class. Subsequently, the five most optimistic and five most pessimistic realizations were analyzed for comparison with the estimated model. The simulation presented higher contained metal values than those obtained by ordinary kriging, indicating a potential underestimation of grades in the shallow portion of the deposit. It is concluded that the integration of ordinary kriging and sequential Gaussian simulation represents a valuable tool for uncertainty evaluation in mineral resource models, although further evaluation regarding the effectiveness of the uncertainty-based classification methodology is still required.

Keywords: Geostatistics, Uncertainty, Resource Classification, Kriging, Sequential Gaussian Simulation, Iron Ore.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Mapa de localização de pontos de amostragem escolhidos aleatoriamente.....	14
Figura 2: mapa de localização dos pontos da amostragem aleatória estratificada.	14
Figura 3: Mapa de localização dos pontos da amostragem sistemática.	15
Figura 4: Fenômeno espacial anisotrópico.....	17
Figura 5: Fenômeno espacial isotrópico.....	18
Figura 6: Interpretação geométrica da função semivariograma em um diagrama de dispersão.	19
Figura 7: Relação entre a função variograma e a função covariância.....	20
Figura 8: Representação do semivariograma e suas propriedades.	21
Figura 9: Esquema mostrando a pesquisa de pares para cálculo de variogramas experimentais no caso de distribuição irregular.....	22
Figura 10: Modelos de variogramas com patamar.	23
Figura 11: Modelos de variogramas de potência.....	23
Figura 12: Representação de anisotropia geométrica.....	24
Figura 13: Representação de anisotropia zonal.....	24
Figura 14: Representação anisotropia mista.....	25
Figura 15: Modelo de Blocos de um depósito Hipotético.	26
Figura 16: Localização dos oito pontos mais próximos para o arranjo aleatório. .	27
Figura 17: Seleção de amostras pelo critério do quadrante.	28
Figura 18: Seleção de amostras pelo critério do Octante.....	28
Figura 19: Seleção de amostras pelo critério do quadrante sólido.....	29
Figura 20: Representação esquemática de um modelo geológico de blocos.....	32
Figura 21: Relação entre a evolução da prospecção e a classificação de recurso e reserva.....	33
Figura 22: Fluxograma da metodologia aplicada no trabalho.....	33
Figura 23: Chave de Classificação.....	34
Figura 24: Mapa de localização dos furos de sonda.	35
Figura 25: Representação esquemática do processo de regularização do suporte das amostras.	36
Figura 26: Representação esquemática do elipsoide de busca para estimativa da densidade dos Minérios.....	38
Figura 27: Histograma dos comprimentos originais das amostras.	42
Figura 28: Histograma dos comprimentos das amostras com suporte amostral regular.	42

Figura 29: Variograma dos dados originais da variável ferro global (%).	43
Figura 30: Variograma dos dados originais da variável densidade para os itabiritos e hematitas.	43
Figura 31: Variograma dos dados originais da variável densidade para os estéreis.	44
Figura 32: Variograma ajustado para os dados no domínio gaussiano da variável ferro global (%).	44
Figura 33: Estimativa da variável ferro global para Itabiritos e Hematitas.	45
Figura 34: Estimativa da variável densidade para itabiritos e hematitas.	45
Figura 35: Histograma da variância do erro para variável ferro global, utilizando um intervalo de confiança de 95%.	46
Figura 36: Nuvem de correlação entre o erro e o teor de ferro global.	47
Figura 37: Nuvem de correlação entre os dados originais e os dados estimados para a variável ferro global.	47
Figura 38: Análise das médias para direção vertical.	48
Figura 39: Análise das médias para direção norte.	49
Figura 40: Análise das médias para direção Leste.	49
Figura 41: Histograma dos dados após a anamorfose gaussiana.	50
Figura 42: Histograma dos dados originais.	51
Figura 43: Histograma das simulações 1, 2, 4 e 5, após a transformação inversa.	51
Figura 44: Comparativo entre o variograma ajustado e os variogramas médios da simulação.	52
Figura 45: Comparativo para direção Norte.	52
Figura 46: Comparativo para direção Leste.	53
Figura 47: Comparativo para direção Vertical.	53
Figura 48: Realização nº 25 no domínio gaussiano para a variável ferro global.	54
Figura 49: Realização nº 25 após a transformada inversa para a variável ferro global.	54
Figura 50: Massa de ferro das trinta realizações para os itabiritos e hematitas.	55
Figura 51: Curvas teor-tonelagem.	56
Figura 52: Representação da classificação de recurso utilizando a eficiência da krigagem.	57
Figura 53: Representação da classificação de recurso utilizando a incerteza.	58
Figura 54: Comparativo entre as metodologias de classificação de recurso.	58
Figura 55: Comparativo entre massa de ferro da krigagem e das simulações.	59
Figura 56: Comparativo da variação do teor de ferro global em função dos bancos do modelo.	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 3-1: Parâmetros do variograma da variável FeGL (%).	37
Tabela 3-2: Parâmetros dos variogramas da variável densidade.....	37
Tabela 3-3: Parâmetros do elipsoide de busca para Krigagem Ordinária (OK). ..	37
Tabela 3-4: Parâmetros do variograma ajustado para a variável no domínio gaussiano.	39
Tabela 3-5: Categorias de classificação de recursos baseada no índice de eficiência da krigagem.	40
Tabela 3-6: Categoria de classificação de recursos baseada na incerteza.....	41
Tabela 4-1: Estatística descritiva dos das estimativas para os itabiritos e hematitas.	46
Tabela 4-2: Estatística dos dados estimados e dos dados originais para os itabiritos e hematitas.	48
Tabela 4-3: Massa de ferro para as cinco simulações mais otimistas e pessimistas.	55
Tabela 4-4: Resultados da valores do modelo de blocos estimado via krigagem ordinária.....	56
Tabela 4-5: Classificação dos recursos baseado na eficiência da krigagem.	56
Tabela 4-6: Classificação dos recursos baseado na incerteza.	57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FeGL – Ferro Global

HA – Hematita Anfibolitica

HAL – Hematita Aluminosa

HC – Hematita Compacta

HF – Hematita Friável

IA – Itabirito Anfibolitico

IAL – Itabirito Aluminoso

IC – Itabirito Compacto

IDO – Itabirito Dolomítico

IF – Itabirito Friável

IGO – Itabirito Goethítico

IMN – Itabirito Magnético

KE – Kriging Efficiency (Eficiência da Krigagem)

LOM – Life of Mine

Mt – Milhões de toneladas

OK – Krigagem Ordinária

REM – Relação Estéril-Minério

SSG – Simulação Sequencial Gaussiana

UFOP – Universidade Federal de Ouro Preto

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Objetivos	12
1.1.1	Objetivo Geral.....	12
1.1.2	Objetivos Específicos	12
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	12
2.1	Geoestatística	12
2.1.1	Amostragem	13
2.1.2	Variável regionalizada	15
2.1.3	Modelo de correlação espacial	16
2.1.4	Variograma	18
2.2	Estimativa geoestatística.....	25
2.2.1	Krigagem	25
2.2.2	Definição da vizinhança local	26
2.2.3	Krigagem ordinária	29
2.3	Simulações geoestatística.....	30
2.4	Modelo geológico de blocos.....	31
2.4.1	Classificação de recurso e reserva.....	32
3	METODOLOGIA.....	33
3.1	Caracterização dos dados e software	33
3.1.1	Composição dos furos de sonda	36
3.1.2	Configuração dos variogramas e estimativa.....	36
3.1.3	Validação das estimativas	38
3.1.4	Simulação sequencial gaussiana.....	38
3.1.5	Validação da simulação gaussiana.....	39
3.1.6	Comparativo entre as simulações e a estimativa.....	39
3.1.7	Classificação de Recursos	40
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	41
4.1	Composição dos furos de sonda.....	41
4.2	Variografia.....	42
4.3	Estimativas	45
4.4	Validação da estimativa	46
4.5	Validação da simulação	49
4.6	Simulações.....	53
4.7	Classificação dos recursos.....	55

4.8	Comparativo entre as simulações e a estimativa	59
5	CONCLUSÃO.....	60
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62

1 Introdução

Para realizar a análise de viabilidade técnica e econômica de um projeto mineiro, é necessário realizar trabalhos preliminares de exploração mineral, estimativa de recursos, classificação e quantificação. Esta etapa preliminar dita o potencial econômico da jazida e norteia o planejamento estratégico para a exploração. Realizar uma assertiva estimativa e classificação de recursos é imprescindível para minimizar as incertezas sobre a determinação da cava final, a relação estéril-minério (REM) do projeto, o sequenciamento de lavra, os parâmetros operacionais da usina de beneficiamento de minério e, conseqüentemente, os possíveis investimentos e receitas.

Métodos geoestatísticos são comumente utilizados para a estimativa de teores de jazimentos. Além disso, a geoestatística contribui diretamente para a operação da mina, sendo fundamental no planejamento de curto, médio e longo prazo, e auxiliando as tomadas de decisão devido às constantes atualizações nos modelos geológicos. As estimativas são baseadas em dados de amostragem provenientes de furos de sonda, canaletas, trincheiras, poços, entre outros. Contudo, nenhuma estimativa está livre de incertezas, causadas principalmente por erros de amostragem, entre outros aspectos, antes que essa informação possa ser utilizada para estimativas.

Diante desse desafio, o presente trabalho utiliza a Krigagem Ordinária (OK) para realizar a estimativa dos teores de ferro global e da densidade em uma mina de ferro situada no Quadrilátero Ferrífero, empregando a eficiência da krigagem para classificar os recursos estimados, conforme a metodologia de Krige (1968). Adicionalmente, o estudo propõe a aplicação da Simulação Sequencial Gaussiana (SSG) para comparar os resultados com o modelo estimado, além de utilizar a abordagem proposta por Andrade (2018) para calcular a incerteza associada à estimativa e realizar a classificação dos recursos com base nessa incerteza, e posteriormente avaliando a variabilidade dos teores e do metal contido entre as realizações da SSG e a estimativa convencional. Por fim, realiza o comparativo entre as duas metodologias de classificação de recursos.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Construção de um modelo geológico de blocos para um depósito de minério de ferro situado no quadrilátero ferrífero utilizando a krigagem ordinária e simulação sequencial gaussiana para categorização dos recursos geológicos.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Reproduzir a análise variográfica previamente disponibilizada;
- Realizar a estimativa da variável de ferro global via krigagem ordinária;
- Realizar a simulação sequencial gaussiana e realizar um comparativo dos resultados com a estimativa via krigagem ordinária;
- Realizar a classificação dos recursos utilizado a eficiência da krigagem e incerteza calculada conforme a metodologia proposta;
- Definir as cinco realizações mais otimistas e as cinco simulações mais pessimistas e comparar com o modelo estimado via OK;
- Classificar e quantificar os recursos da jazida e construir a curva teor-tonelagem.

2 Revisão bibliográfica

2.1 Geoestatística

Quando as amostras demonstram uma certa similaridade, conforme a distância entre as mesmas diminui, pode-se considerar a existência de correlação espacial. Nesse sentido, as amostras possuem características de variáveis regionalizadas. A Geoestatística fundamenta-se na caracterização de variáveis regionalizadas, por meio do estudo detalhado de sua distribuição e variabilidade no espaço, permitindo a quantificação das incertezas associadas.

2.1.1 Amostragem

Para iniciar um estudo geoestatístico é necessário realizar um conjunto de observações, para inferir o comportamento do fenômeno espacial em questão. Assim constituindo uma amostra, que pode ou não representar a população da qual a amostra foi retirada. Em geologia, pode-se afirmar que uma amostra é representativa quando ela traduz características do fenômeno espacial para a estimativa.

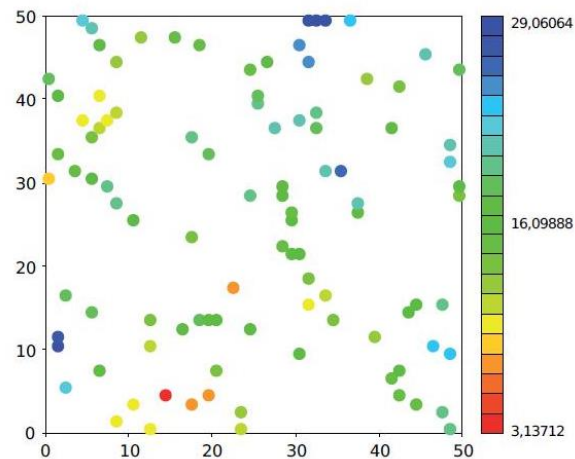
Segundo Yamamoto e Landim (2013, pág. 20), o fenômeno espacial é o conjunto de todos os valores possíveis da variável de interesse, que define a distribuição e variabilidade espaciais dessa variável entro de um dado domínio em duas ou três dimensões. Representa, portanto, em termos estatísticos, a população que é o conjunto de todos os valores da qual uma amostra pode ser extraída.

Quando há interesse em conhecer um fenômeno espacial, é necessário realizar uma amostragem, pois esta é a única forma de reproduzir sua distribuição e variabilidade. Como as estimativas são baseadas em pontos amostrais, elas estão sujeitas a incertezas. A fim de minimizar essa incerteza associada, a amostragem deve ser regida por um planejamento. Conforme o padrão definido, pode-se adotar uma amostragem de forma aleatória simples, aleatória estratificada ou sistemática.

2.1.1.1 Amostragem aleatória simples

Na estatística, a amostragem aleatória consiste em numerar os itens de uma população e sortear os números que farão parte da amostra. Já na geoestatística, como o fenômeno ocorre no espaço, o que é sorteado de forma casual são as coordenadas geográficas (localização) onde os dados serão coletados dentro da área de estudo. Na Figura 1, pode-se observar um mapa com as localizações das amostras de uma amostragem aleatória simples.

Figura 1: Mapa de localização de pontos de amostragem escolhidos aleatoriamente.

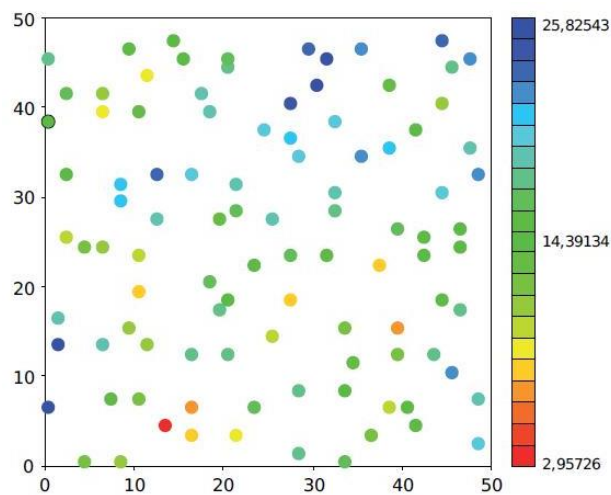


Fonte: Adaptado Yamamoto Landim 2013.

2.1.1.2 Amostragem aleatória estratificada

Na amostragem aleatória estratificada, a região de interesse é particionada em estratos ou células de dimensões constantes. Em cada uma dessas unidades espaciais, seleciona-se casualmente uma coordenada para amostragem. Esse método garante uma cobertura homogênea da área, assegurando que o tamanho da amostra n seja equivalente ao número total de células subdivididas.

Figura 2: mapa de localização dos pontos da amostragem aleatória estratificada.

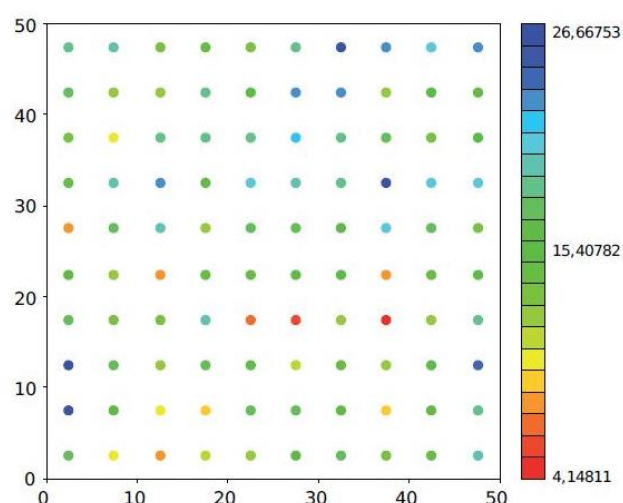


Fonte: Adaptado Yamamoto & Landim 2013.

2.1.1.3 Amostragem estratificada

A amostragem sistemática é realizada sobre os nós de uma malha regular, cuja origem, teoricamente, deveria ser definida de forma aleatória. Entretanto, na prática mineral, a malha é estabelecida de forma determinística pelo planejador. O objetivo é otimizar a logística de coleta e garantir uma cobertura espacial homogênea sobre a região de estudo, priorizando a eficiência operacional em detrimento da aleatoriedade estrita da origem.

Figura 3: Mapa de localização dos pontos da amostragem sistemática.



Fonte: Adaptado Yamamoto Landim 2013.

2.1.2 Variável regionalizada

Uma variável regionalizada pode ser descrita como qualquer função com uma distribuição espacial que varia de um lugar para outro com continuidade aparente, mas cujas variações não podem ser representadas por uma função determinística (Yamamoto, 2001). Na geologia as principais observações quantitativas que são realizadas, podem ser consideradas variáveis regionalizadas.

As variáveis regionalizadas têm características qualitativas que os métodos estatísticos comuns não podem representar, são elas:

- Localização

Os valores de uma variável regionalizada são dependentes de suas funções espaciais relativas dentro do campo geométrico (depósito). Além disso, estes valores são dependentes do tamanho da amostra, forma e orientação (suporte amostral);

- **Suporte**

Por vezes a variável regionalizada $Z(x)$ não está definida num ponto, mas sobre uma área ou volume centrado em x . A unidade amostral básica sobre a qual a variável é medida chama-se suporte;

- **Continuidade**

A variação espacial de uma variável regionalizada pode ser, dependendo do fenómeno, grande ou pequena, mas deve existir uma certa continuidade ponto a ponto;

- **Anisotropias**

A regionalização pode apresentar anisotropias quando apresenta variações graduais numa direção e rápida ou irregular em outra;

2.1.3 Modelo de correlação espacial

De acordo com Soares (2006, p. 18), o conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(X_i), i = 1, n\}$ correlacionadas entre si constitui uma função aleatória cuja amostragem fornece uma realização $z(X_i)$. Portanto com uma única realização é impossível determinar a estatística do ponto (X_i) . Dessa forma, assume-se que a função aleatória apresenta diferentes graus de estacionariedade. Um exemplo fundamental é a estacionariedade de média, que pressupõe que o valor médio da variável permaneça constante em toda a região de estudo.

Desse modo, a média m passa a ser independente da localização e obtida como média aritmética das realizações das variáveis aleatórias (Soares, 2006, p. 18).

$$m = E[Z(x)] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z(X_i) \quad (1)$$

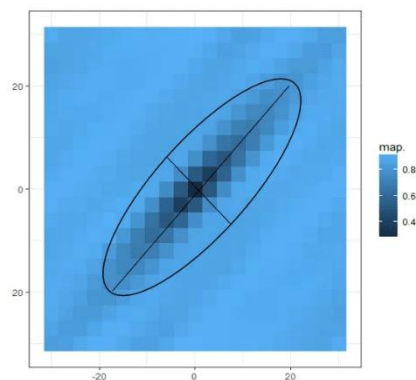
Porém, considerar que essa hipótese esteja correta significa supor que a média das amostras seja representativa da área estudada, isto é, que os valores são

homogêneos (Soares, 2006, p. 18). Na geologia, raramente serão os casos de homogeneidade espacial, sendo necessário a verificação de distribuição e variabilidade espaciais da função aleatória.

A hipótese de estacionariedade de 2º ordem, além de definir que a esperança matemática, $E[Z(x)]$, existe e não depende do suporte x , define também que a correlação entre duas variáveis aleatórias depende somente da distância espacial, h , que as separa e é independente da sua localização (Journel; Huijbregts, 1978).

Na Geoestatística, a covariância mede a relação entre dados da mesma variável distanciados por um vetor h . Quando essa relação muda conforme a direção analisada, o fenômeno espacial é classificado como anisotrópico, indicando que a continuidade geológica não é uniforme em todos os sentidos. Na Figura 4, pode-se observar a representação de um fenômeno anisotrópico.

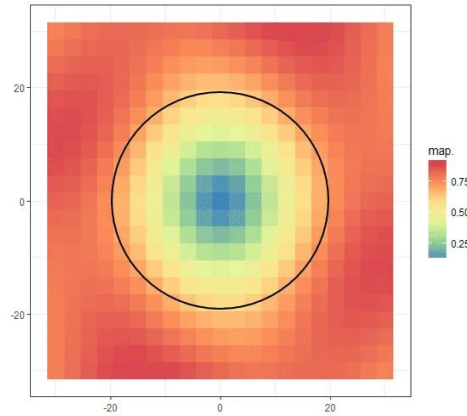
Figura 4: Fenômeno espacial anisotrópico.



Fonte: Adaptado Geokrigagem, 2018.

Em alguns casos a covariância é a mesma em qualquer direção analisada, sendo assim, o fenômeno espacial é isotópico. Na Figura 5, observa-se a representação de um fenômeno isotópico.

Figura 5: Fenômeno espacial isotropico.



Fonte: Adaptado Geokrigagem, 2018.

Portanto, para determinar se um fenômeno espacial é isotópico ou anisotrópico, é necessário calcular a covariância para várias direções. Como na geologia os fenômenos são estudados em três dimensões, além avaliar as direções horizontais também se analisa direções verticais, conforme a morfologia do corpo em profundidade.

A covariância de uma variável regionalizada qualquer, para pontos separados por uma distância h , pode ser calculada pela equação 2.

$$C(h) = E\{[Z(x+h) - m][Z(x) - m]\} \quad (2)$$

2.1.4 Variograma

O variograma é a ferramenta básica que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado (Huijbregts, 1975). Portanto o variograma é a base das ferramentas de estimativa e simulação para reproduzir o modelo de correlação espacial do fenômeno em estudo.

A função variograma $2\hat{\gamma}(h)$ é definida como sendo a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h (Yamamoto 2001, pág 33), conforme a equação 3.

$$2\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i) - Z(X_i + h)]^2 \quad (3)$$

Onde:

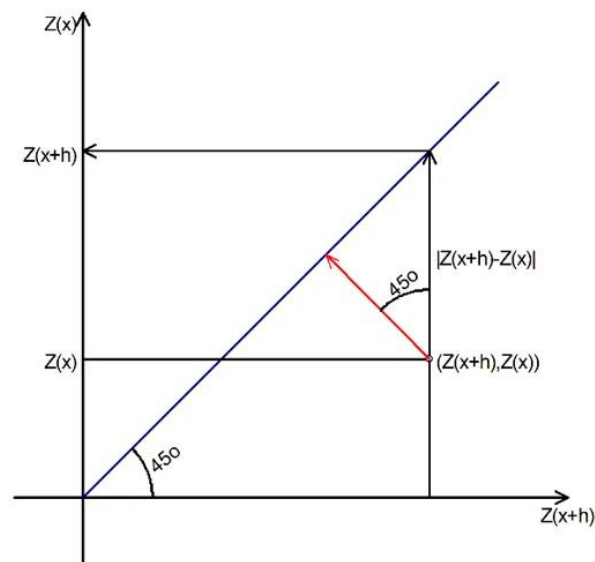
$2\hat{\gamma}(h)$ é o variograma estimado;

$N(h)$ é o número de pares de valores medidos, $Z(X_i)$ e $Z(X_i+h)$, separados por um vetor distância h ;

$Z(X_i)$ e $Z(X_i+h)$ são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos (X_i) e $(X_i + h)$, separados pelo vetor h .

Comumente utiliza-se o semivariograma, que é simplesmente a metade da função variograma. Historicamente, a expressão do semivariograma proposta por Matheron (1971 apud Yamamoto 2001) era vista como uma formulação empírica. No entanto, Journel (1989 apud Yamamoto 2001) demonstrou que essa função representa, matematicamente, o momento de inércia calculado em um diagrama de dispersão entre os pares de valores $Z(X_i)$ e $Z(X_i+h)$. Conforme ilustrado na Figura 6, essa interpretação geométrica consolida a relação entre a variabilidade espacial e a dispersão dos dados em função da distância.

Figura 6: Interpretação geométrica da função semivariograma em um diagrama de dispersão.



Fonte: Adaptado Journel (1989, p. 6).

Portanto, quanto maior a dispersão dos pares de pontos em relação à identidade, maior será o momento de inércia e, conseqüentemente, menor a correlação espacial. Em um cenário de dispersão nula onde todos os pares se posicionam exatamente sobre a reta de 45°, o momento de inércia é zero e o

coeficiente de correlação atinge seu valor máximo (1), indicando uma continuidade espacial perfeita para aquela distância h .

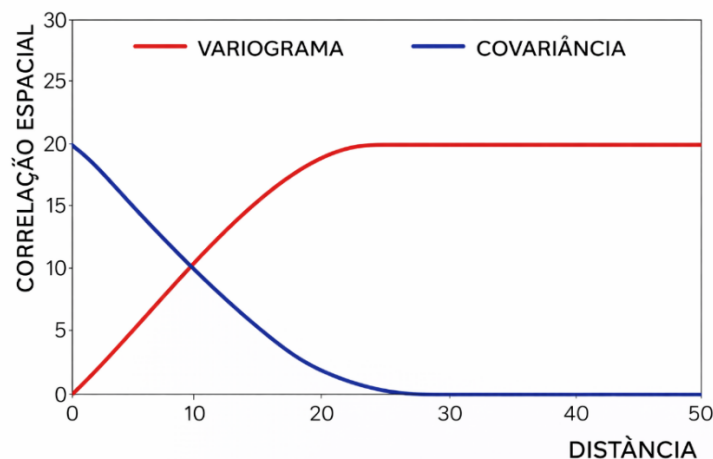
2.1.4.1 Correlação entre variograma e função covariância

A função variograma $2\hat{\gamma}(h)$ pode também ser escrita em termos da variância $C(0)$ e da covariância $C(h)$, conforme a equação 4.

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (4)$$

Existe uma relação inversa entre a covariância espacial e a semivariância conforme a distância entre os pontos aumenta. Para distâncias muito curtas, ambas podem apresentar valores próximos; contudo, à medida que aumenta a distância, a covariância diminui, refletindo a perda de correlação entre as amostras. Simultaneamente, variância aumenta, pois pontos mais afastados tendem a apresentar maior independência estatística. Esse comportamento, ilustrado na Figura 7, demonstra que a correlação geológica é máxima em distâncias curtas e diminui progressivamente até que os valores se tornem espacialmente independentes.

Figura 7: Relação entre a função variograma e a função covariância.



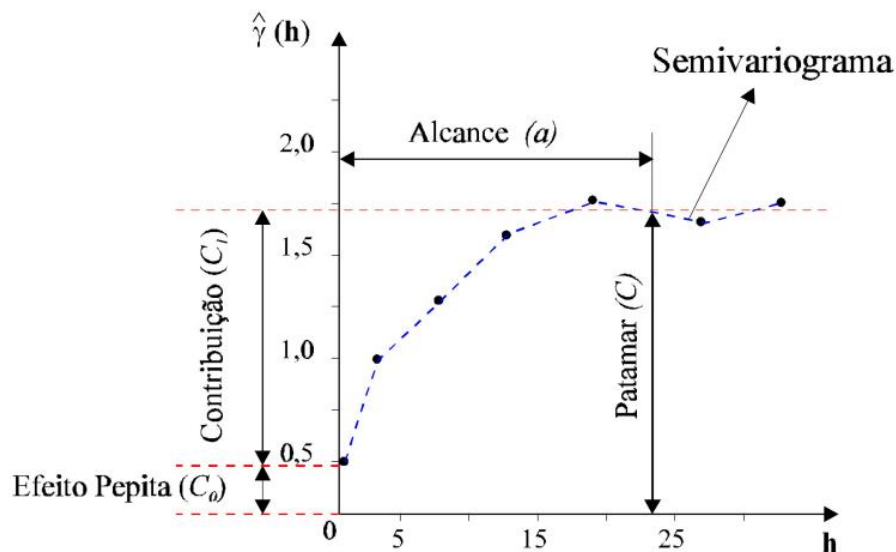
Fonte: Adaptado Geokrigagem 2016.

2.1.4.2 Parâmetros do semivariograma

O semivariograma possibilita obter parâmetros que descrevem o comportamento espacial de uma determinada variável regionalizada. Na Figura 8,

pode ser visto um semivariograma experimental típico e os principais parâmetros do semivariograma.

Figura 8: Representação do semivariograma e suas propriedades.



Fonte: Adaptado Yamamoto 2001.

- Alcance (a) : distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente.
- Patamar (C) : é o valor do semivariograma correspondente a seu alcance (a) . Deste ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras ($\text{Var} [Z(X_i) - Z(X_i+h)]$) torna-se invariante com a distância.
- Efeito Pepita (C_0) : idealmente, $\hat{\gamma}(0) = 0$. Entretanto, na prática, à medida que h tende para 0, $\hat{\gamma}(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado Efeito Pepita (C_0) , que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. O efeito pepita pode ser resultado tanto da variabilidade do fenômeno espacial em estudo como da escala de amostragem.
- Contribuição (C_1) : é a diferença entre o patamar (C) e o Efeito Pepita (C_0) .

2.1.4.3 Cálculo de semivariograma experimentais

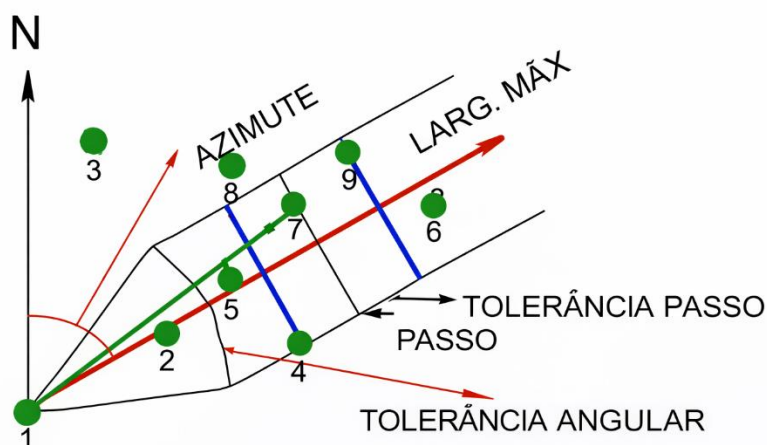
Em condições reais, as amostras raramente seguem uma malha de amostragem regular ou perfeitamente simétrica. Essa irregularidade espacial decorre,

geralmente, de limitações topográficas, restrições orçamentárias ou condicionantes operacionais.

Em situações de distribuição irregular de pontos, o cálculo do semivariograma experimental exige a definição de parâmetros adicionais para a regularização da malha amostral. Para cada dado, estabelece-se uma janela de pesquisa (dispositivo de busca) que define quais pares de pontos serão computados em cada classe de distância (lag). Essa janela é delimitada por cinco componentes principais: a direção de azimuth, a tolerância angular, a largura máxima, o tamanho do passo (h) e a tolerância do passo (geralmente $\frac{h}{2}$).

O parâmetro de largura máxima é crucial, pois limita a abertura lateral da janela, impedindo que a tolerância angular capture pares de pontos excessivamente distantes da trajetória linear de interesse. O dispositivo de pesquisa é centrado em cada ponto do conjunto de dados, percorrendo o domínio para garantir que a variabilidade espacial seja estimada com suporte estatístico adequado (Figura 9).

Figura 9: Esquema mostrando a pesquisa de pares para cálculo de variogramas experimentais no caso de distribuição irregular.



Fonte: Adaptado Yamamoto & Landim 2013.

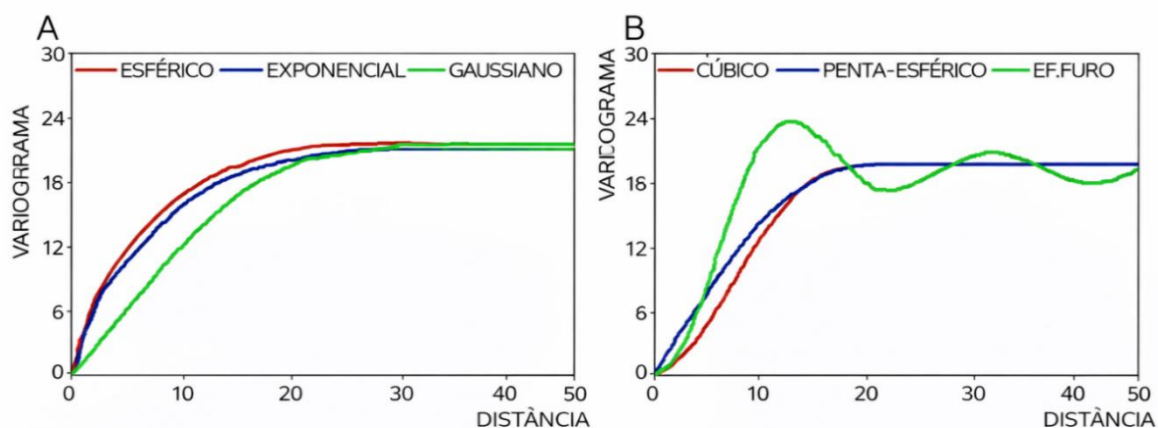
2.1.4.4 Modelos teóricos

Os variogramas é uma ferramenta básica, que serão utilizados para calcular valores da função variograma, para uma dada distância, que são utilizados como modelo de correlação espacial do fenômeno de estudo. O variograma experimental não serve para descrever a continuidade e variabilidade dos dados, porque há

necessidade de interpolação e os pontos irão se apresentar com alguma dispersão. Portanto é necessário ajustar uma função matemática que descreva continuamente a variabilidade ou correlação espacial existente nos dados.

Os modelos teóricos de variograma mais comuns derivam de um conjunto de formas básicas isotrópicas. Eles se dividem em dois grupos principais, modelos com patamar e modelos sem patamar. Os com patamar, são mais utilizados na prática geoestatística são o esférico, o exponencial, o gaussiano, o cúbico, o pentaesférico e o efeito furo.

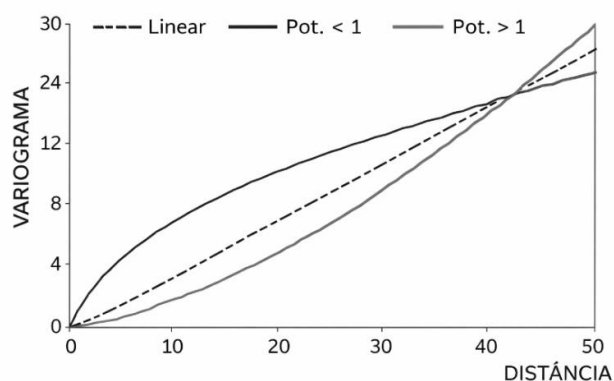
Figura 10: Modelos de variogramas com patamar.



Fonte: Adaptado Yamamoto & Landim 2013.

Os sem patamar, são utilizados quando temos amostragem insuficiente ou até mesmo enviesamento nos dados. Quando visto o variograma experimental ele não possui patamar, então a solução é o ajuste do variograma teórico de potência (Olea, 1999, p. 79). Na Figura 11, observa-se os modelos de variograma de potência.

Figura 11: Modelos de variogramas de potência.

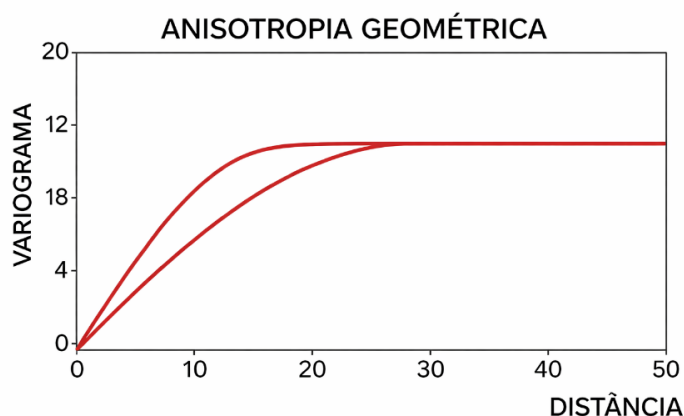


Fonte: Adaptado Yamamoto & Landim 2013.

2.1.4.5 Anisotropia

Os variogramas calculados em diferentes direções do depósito podem apresentar comportamentos distintos, fenômeno conhecido como anisotropia. Anisotropia Geométrica, ocorre quando o alcance (amplitude) varia conforme a direção, mas o patamar permanece constante. Indica que a zona de influência da mineralização é mais longa em um sentido do que em outro. Na Figura 12, temos um exemplo de anisotropia geométrica.

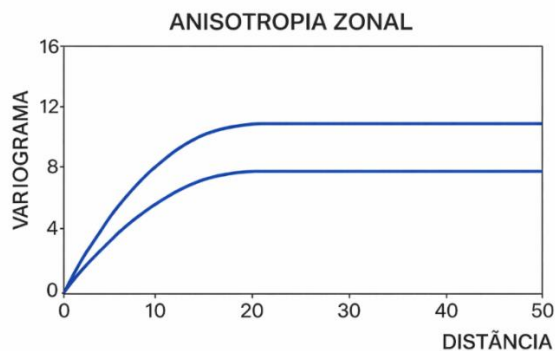
Figura 12: Representação de anisotropia geométrica.



Fonte: Adaptado de Geokrigagem 2016.

Anisotropia Zonal caracteriza-se por um alcance constante, enquanto o patamar varia de acordo com a direção. Geralmente está associada a tendências ou variações de teores em camadas. Na Figura 13, temos um exemplo de anisotropia zonal.

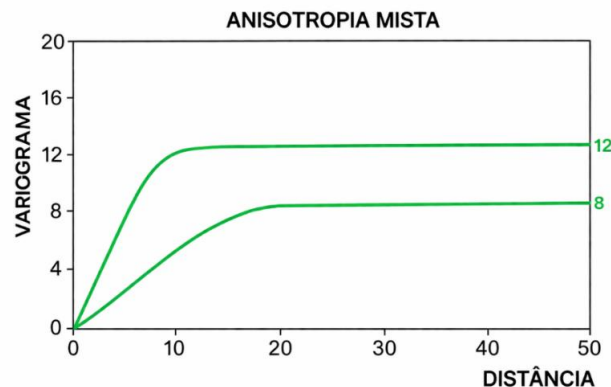
Figura 13: Representação de anisotropia zonal.



Fonte: Adaptado Geokrigagem 2016.

Anisotropia Mista (Figura 14) acontece quando tanto o alcance quanto o patamar variam simultaneamente, resultando em modelos de variogramas distintos para cada direção analisada.

Figura 14: Representação anisotropia mista.



Fonte: Adaptado Geokrigagem 2016.

A identificação e quantificação da anisotropia são realizadas por meio de variogramas direcionais. Após o ajuste dos modelos teóricos, os valores de alcance e patamar são plotados em uma elipsoide de anisotropia. Esse procedimento permite definir com precisão a direção preferencial de continuidade geológica e calcular a razão entre os eixos de maior e menor alongação.

2.2 Estimativa geoestatística

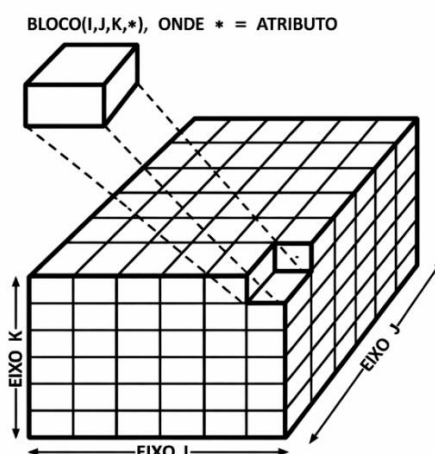
2.2.1 Krigagem

A krigagem é uma ferramenta geoestatística de estimativa de variáveis regionalizadas. Com base na análise variográfica, é possível realizar estimativas utilizando valores adjacentes ao ponto de interesse, empregando-se apenas os pontos considerados interdependentes pelo modelo. Os valores obtidos nos pontos amostrais são utilizados para gerar uma grade regular, bi ou tridimensional, a fim de facilitar a inferência espacial e modelar a distribuição e a variabilidade do fenômeno em estudo.

Em geologia, utiliza-se normalmente uma abordagem tridimensional, gerando blocos com dimensões definidas conforme a necessidade operacional. O conjunto de

blocos que representa o depósito mineral é denominado modelo de blocos (Figura 15).

Figura 15: Modelo de Blocos de um depósito Hipotético.



Fonte: Adaptado Yamamoto 2001.

Como a geoestatística trabalha com funções locais, a krigagem atua como um excelente estimador local. Por essa razão, pontos distantes que não apresentam mais correlação deveriam ser desconsiderados. No entanto, a krigagem possui um mecanismo que minimiza a influência desses valores (Yamamoto & Landim, 2013, p. 56).

2.2.2 Definição da vizinhança local

A krigagem ordinária utiliza a correlação espacial entre amostras, modelada pela função variograma. Isso implica que apenas as amostras situadas dentro do raio de influência (equivalente ao alcance ou amplitude) são consideradas para a estimativa de valores em pontos não amostrados. Dessa forma, a krigagem ordinária configura-se como uma técnica essencialmente local (Yamamoto, 2001).

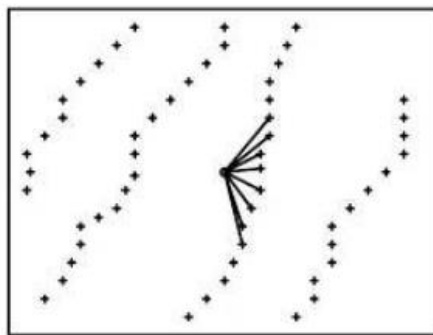
A etapa de localização e busca das n amostras de furos vizinhos é fundamental para a definição do subconjunto de dados que irá compor a estimativa local. Diferentes métodos de pesquisa podem resultar na seleção de subconjuntos distintos, gerando, conseqüentemente, resultados variados. Portanto, é necessário estabelecer critérios de seleção que garantam uma representatividade espacial adequada e

evitem o agrupamento de pontos, que pode enviesar a estimativa. Os critérios principais aplicados para definir essa vizinhança local são:

- Pontos mais próximos:

Para evitar o agrupamento de amostras e garantir uma estimativa espacialmente representativa, utiliza-se a subdivisão da área de busca em quadrantes ou octantes. Sem essa restrição, a seleção baseada apenas na proximidade geométrica dos pontos pode concentrar pontos em uma única direção (Figura 16), deixando vastas áreas sem amostragem e falhando em capturar o gradiente real dos dados. A imposição de setores força a seleção de vizinhos em diferentes direções, corrigindo o viés de agrupamento e assegurando que a vizinhança utilizada na interpolação seja distribuída de forma homogênea ao redor do ponto estimado.

Figura 16: Localização dos oito pontos mais próximos para o arranjo aleatório.

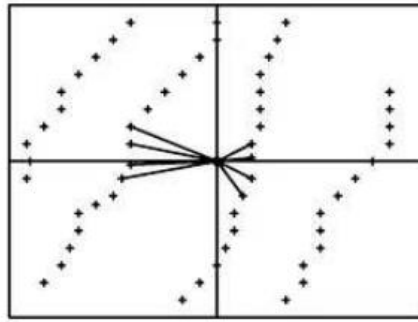


Fonte: Adaptado de Harbaugh et al. (1977).

- Quadrante

O critério de quadrantes subdivide a área ao redor do ponto a ser estimado em quatro setores, selecionando uma quantidade fixa de amostras ($n/4$) em cada um deles. Observa-se na Figura 17, que essa estratégia garante uma amostragem espacial mais equilibrada e representativa, evitando que o interpolador utilize apenas pontos agrupados em uma única direção e assegurando que a informação venha de diferentes orientações geográficas.

Figura 17: Seleção de amostras pelo critério do quadrante.

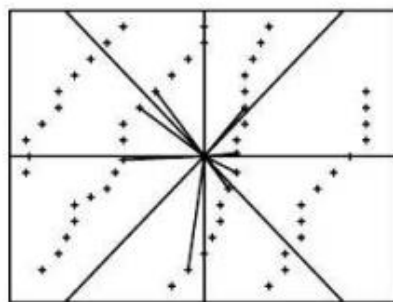


Fonte: Adaptado de Harbaugh et al. (1977).

- Octante

O critério dos octantes aprimora a representatividade espacial ao subdividir a região de busca em oito setores, selecionando os $n/8$ pontos mais próximos em cada um. Observa-se na Figura 18, que essa técnica força o algoritmo a capturar dados em oito direções distintas, resultando em uma distribuição de amostras ainda mais homogênea e equilibrada. Porém esse método faz com que se tenha amostras mais distantes sendo utilizadas na estimativa.

Figura 18: Seleção de amostras pelo critério do Octante.

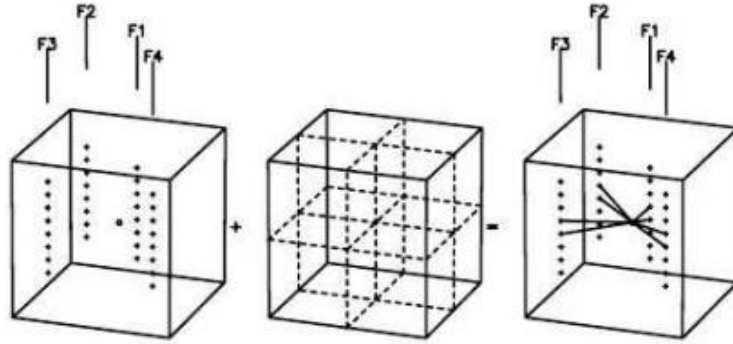


Fonte: Harbaugh et al. (1977).

- Quadrante sólido

A utilização do critério de seleção por setores na avaliação de jazidas é fundamental para evitar o viés de super amostragem de um único furo em relação aos vizinhos. Ao restringir a busca por quadrantes (Figura 19) garante-se que a estimativa do bloco de cubagem considere informações de múltiplos furos de sonda, aumentando a representatividade estatística e a confiabilidade da interpolação espacial.

Figura 19: Seleção de amostras pelo critério do quadrante sólido.



Fonte: Adaptado Yamamoto 2001.

2.2.3 Krigagem ordinária

A krigagem é um método de estimativa que permite determinar o valor desconhecido $Z^*(X_0)$, associado a um ponto, área ou volume, a partir de um conjunto de n dados amostrais disponíveis $\{Z(X_i), i = 1, n\}$. O estimador é obtido por meio de uma combinação linear dos dados vizinhos, conforme a equação 5:

$$Z^*(X_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i * Z(x_i) \quad (5)$$

O λ_i representa os pesos atribuídos a cada amostra $Z(X_i)$. Os pesos ótimos são calculados sob duas condições de restrição (Journel; Huijbregts, 1978, p. 305):

- A) Que o estimador não seja enviesado;
- B) Somatório dos ponderadores seja igual a um;
- C) Que a variância de estimativa seja mínima.

Diferente de interpoladores simples, os pesos da krigagem são definidos com base no modelo de variograma, garantindo que a estimativa seja não viciada e apresente a variância mínima do erro. A variância da krigagem é descrita pela equação 6, para estimativa de um determinado ponto:

$$\sigma_{K0}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_0 - x_i) + \mu \quad (6)$$

Embora a krigagem permita estimar valores em localizações específicas, a aplicação prática na mineração prioriza a krigagem de blocos, visando determinar o teor médio de volumes de cubagem. Esse método de estimativa é viabilizado pela discretização do bloco em uma malha de pontos internos (centroides). As relações espaciais são calculadas para esses pontos e integradas em um valor único para o volume, garantindo a representação da variabilidade mineral em cada unidade do modelo geológico.

2.3 Simulações geoestatística

A Simulação Sequencial Gaussiana (SSG) é um algoritmo estocástico cujo objetivo principal é mitigar o efeito de suavização da krigagem ordinária, reproduzindo a variabilidade espacial e o histograma dos dados originais (OLEA, 1999). Para isso, o método opera no espaço gaussiano, gerando múltiplos cenários equiprováveis. Ao contrário dos modelos determinísticos tradicionais, esse conjunto de realizações fornece uma medida visual e quantitativa da incerteza espacial do depósito (GOOVAERTS, 1997; DEUTSCH, 2011). Segundo a metodologia sistematizada por Yamamoto (2001), o fluxo de execução do algoritmo compreende as seguintes etapas sequenciais:

1. **Transformação Gaussiana (Anamorfose):** Os dados amostrais originais $Z(x)$ são transformados em uma variável gaussiana $Y(x)$, com distribuição normal padrão de média nula ($\mu = 0$) e desvio padrão ($\sigma = 1$). Essa etapa de anamorfose é indispensável para garantir a suposição de multinormalidade exigida pelo método.
2. **Variografia:** A partir dos dados transformados $Y(x)$, calcula-se o variograma experimental no domínio gaussiano e procede-se ao ajuste do modelo teórico. É esse modelo de variograma transformado que regerá a dependência espacial durante todo o processo simulatório.
3. **Krigagem e Construção da Função de Distribuição Condicional:** Para cada nó μ_i ao longo do caminho aleatório, realiza-se a Krigagem Simples no domínio gaussiano para obter a média condicional $y^*(\mu_i)$ e a variância de krigagem $\sigma^2(\mu_i)$. A vizinhança de busca considera tanto os dados originais transformados quanto os pontos que já foram simulados em etapas anteriores.

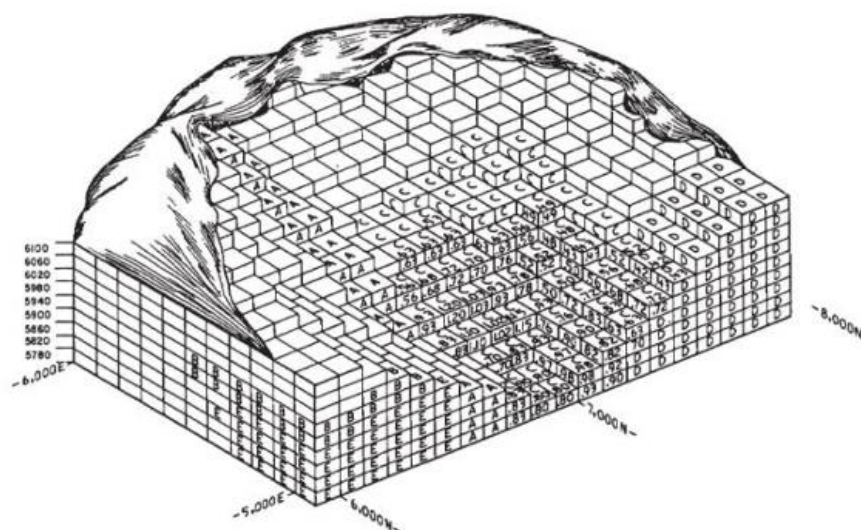
do percurso. A média e a variância obtidas definem a função de distribuição de probabilidade condicional gaussiana naquele local.

4. **Amostragem Estocástica (Amostragem de Monte Carlo):** A partir da distribuição normal condicional construída no nó (μ_i) , sorteia-se aleatoriamente um valor simulado $y^{Sim}(\mu_i)$. Este valor simulado é imediatamente incorporado ao conjunto de dados condicionantes, passando a ser considerado na vizinhança de busca dos nós subsequentes.
5. **Iteração e Preenchimento da Malha:** O algoritmo avança para o próximo nó do caminho aleatório (μ_{i+1}) , repetindo os procedimentos de krigagem, determinação da fdcc e sorteio estocástico até que todos os nós da malha de blocos possuam um valor simulado no domínio gaussiano.
6. **Transformação Inversa (Anamorfose Inversa):** Concluída a simulação no domínio gaussiano, aplica-se a transformação inversa aos valores $y^{Sim}(\mu_i)$ para reconvertê-los à escala e às unidades originais da variável de interesse $Z^{Sim}(\mu_i)$. Essa etapa finaliza uma realização ou cenário simulado.
7. **Geração de Cenários Equiprováveis:** O processo é repetido N vezes (utilizando diferentes sementes aleatórias para a geração dos caminhos), resultando em um conjunto de realizações equiprováveis. A análise conjunta dessas realizações possibilita quantificar o risco e a incerteza associados às estimativas de teores e tonelagem do depósito.

2.4 Modelo geológico de blocos

Segundo Curi (2014), o modelo de blocos funciona como uma discretização tridimensional do depósito mineral, atuando como um banco de dados espacial (Figura 20). Permitindo o armazenamento sistemático de informações geológicas essenciais como litologia, teores e densidade em unidades individuais. Complementando essa definição, Campos (2017) destaca que o modelo é a base para a viabilidade econômica e o planejamento da mina, permitindo calcular o valor de cada bloco para otimizar a cava e o sequenciamento de lavra.

Figura 20: Representação esquemática de um modelo geológico de blocos.



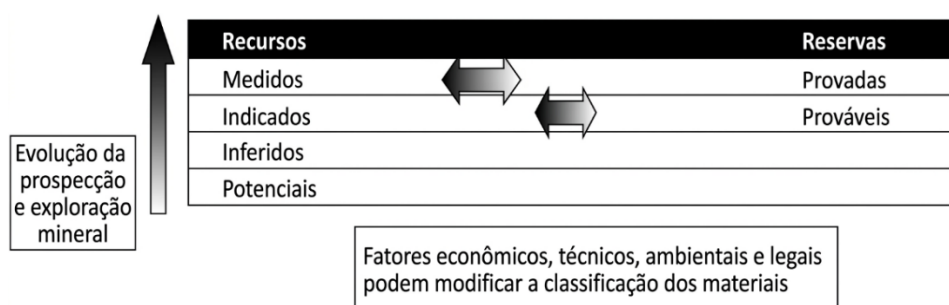
Fonte: Hustrulid & Kuchta (1995).

2.4.1 Classificação de recurso e reserva

De acordo com Curi (2014) os recursos minerais são classificados conforme o nível de confiança geológica. O recurso medido apresenta elevado nível de confiança, com tonelagem e teores confirmados por amostragem detalhada e espaçamento estreito entre pontos de investigação. O recurso indicado possui confiança razoável, enquanto o inferido baseia-se em evidências geológicas limitadas, onde a continuidade do corpo é admitida, mas não comprovada. Já os recursos potenciais são aqueles que, embora não atendam aos critérios de classificação formais, possuem uma probabilidade razoável de aproveitamento futuro.

As reservas minerais, por outro lado, representam a porção do recurso que é economicamente lavrável, considerando fatores modificadores. A reserva provada deriva de um recurso medido e inclui descontos relativos a perdas e diluição operacional, garantindo a maior justificativa econômica para a extração. Já a reserva provável origina-se, majoritariamente de recursos indicados, mas a exploração é tecnicamente exequível e economicamente viável.

Figura 21: Relação entre a evolução da prospecção e a classificação de recurso e reserva.

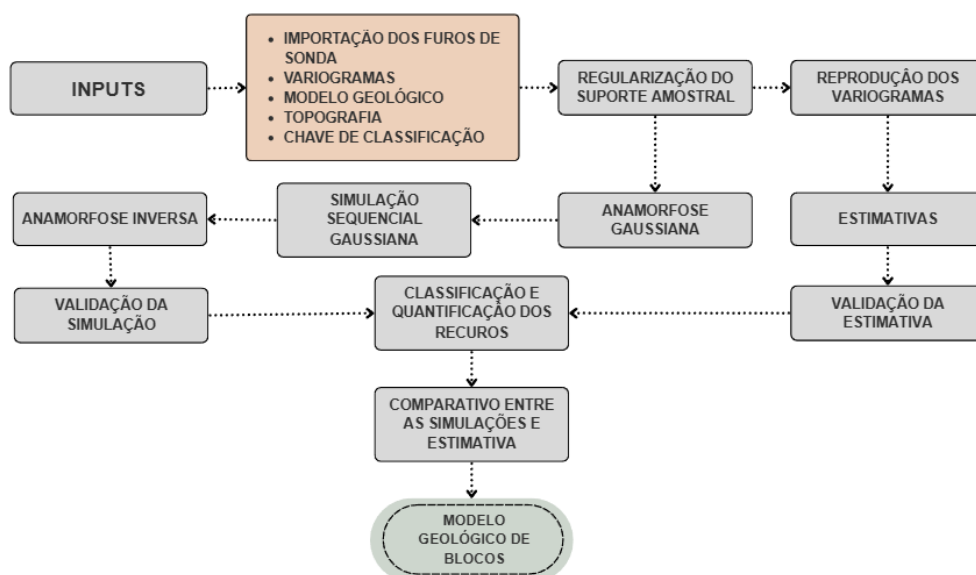


Fonte: Adaptado de Curi 2014.

3 METODOLOGIA

Para desenvolvimento do presente trabalho, foram utilizados dados de uma mina de minério de ferro localizada no Quadrilátero Ferrífero. As etapas de análise estatística, modelagem variográfica, estimativa de reservas e simulação foram executadas no software Isatis.neo (versão 2024.4). O fluxo de trabalho geral está apresentado na Figura 22.

Figura 22: Fluxograma da metodologia aplicada no trabalho.



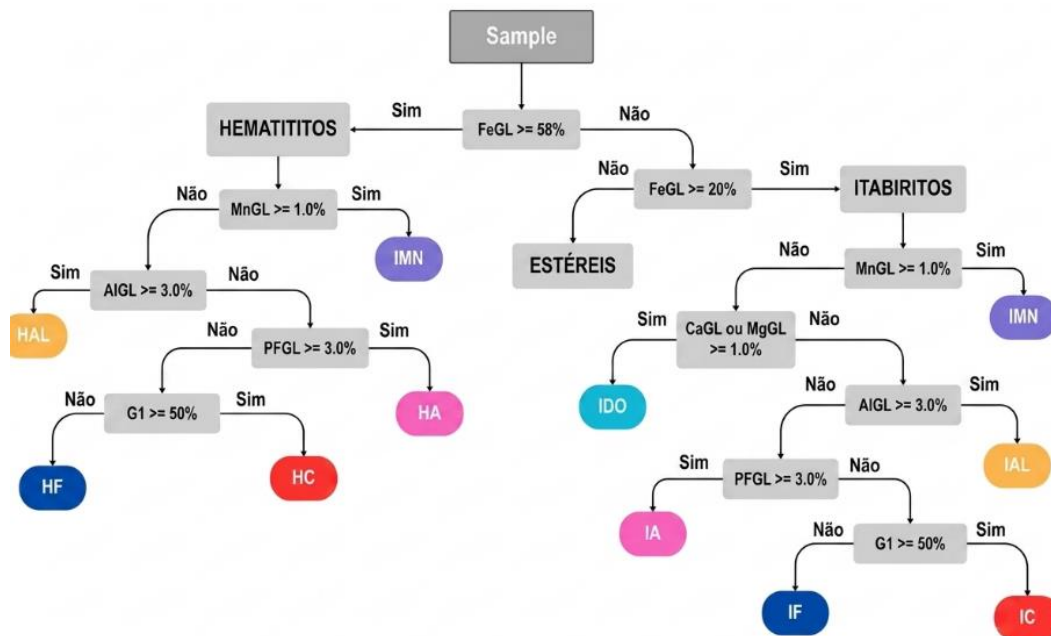
Fonte: Autor.

3.1 Caracterização dos dados e software

O banco de dados utilizado neste estudo foi constituído por furos de sondagem estruturados em arquivos de formato .csv, modelo geológico, variogramas, topografia

da mina e chave de classificação geológica. A base de dados disponibilizada foi composta por 450 furos de sondagem e 3.018 amostras, totalizando 27.295 metros linearmente amostrados, com informações referentes à granuloquímica. A classificação litológica das amostras desses furos foi realizada por meio da chave de classificação apresentada na Figura 23.

Figura 23: Chave de Classificação.

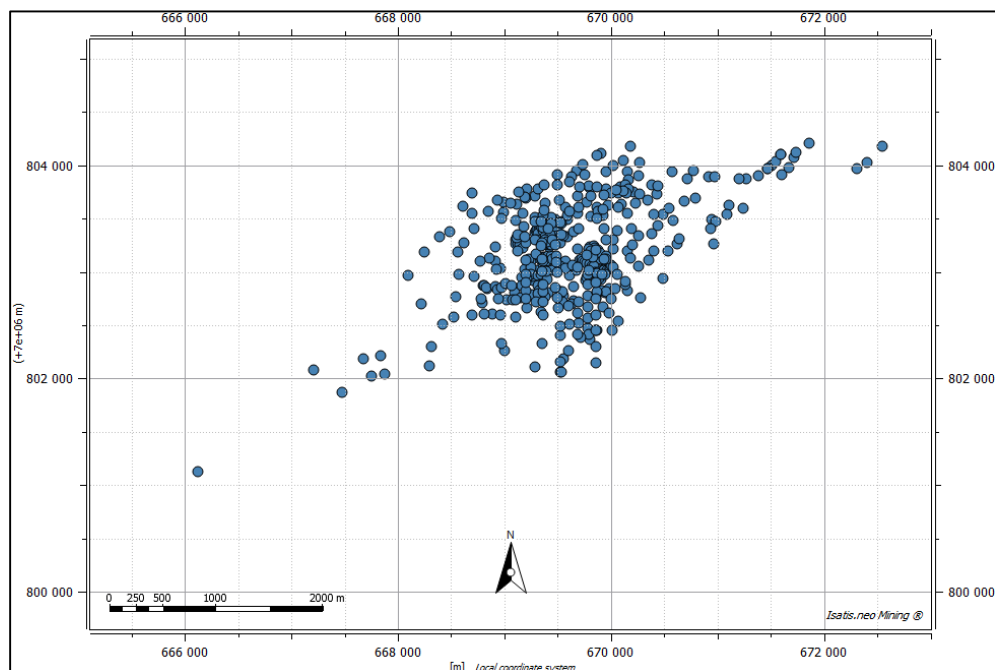


Fonte: Adaptado da empresa estudada.

Os arquivos para importação no ISATIS foram organizados em arquivos csv. Assay, Collor e Survey.

- Assay: apresenta informações dos teores, classificação litológica e granulometria;
- Collor: composto pelo nome do furo (*HOLEID*), Localização da boca dos furos e profundidade máxima;
- Survey: apresenta a profundidade do mergulho e azimuth do furo correspondente.

Figura 24: Mapa de localização dos furos de sonda.

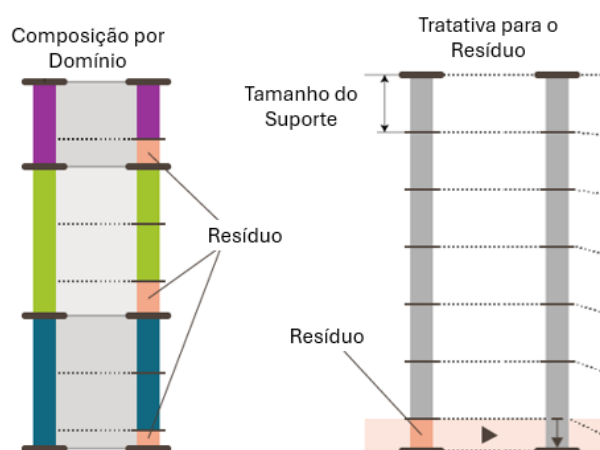


Fonte: Isatis.neo.

3.1.1 Composição dos furos de sonda

Visto que as dimensões adotadas para os blocos do modelo foram de 25 m x 25 m x 10 m, fez-se necessária a compositagem dos furos de sonda para a regularização do suporte amostral. O procedimento foi executado utilizando um comprimento de composição de 10 metros e orientado por domínios litológicos. Para o tratamento dos resíduos gerados, aplicou-se a metodologia do software Isatis.neo de estender o respectivo domínio até o limite do suporte definido, conforme representado na Figura 25.

Figura 25: Representação esquemática do processo de regularização do suporte das amostras.



Fonte: Adaptado do Isatis.neo.

3.1.2 Configuração dos variogramas e estimativa

Para aplicação da Krigagem Ordinária (OK) como método de estimativa é necessário realizar a análise variográfica. Contudo, visto que os modelos variográficos já haviam sido previamente ajustados e disponibilizados pela empresa estudada, procedeu-se diretamente com a configuração e inserção de seus respectivos parâmetros no software Isatis.neo. Na Tabela 3-1, apresentam-se os parâmetros consolidados para a variável Ferro Global (FeGL).

Tabela 3-1: Parâmetros do variograma da variável FeGL (%).

Estruturas	U (m)	V (m)	W (m)	Patamar	Modelo Teórico
Efeito Pepita	-	-	-	0.053	-
Estrutura 01	125	110	60	0.241	Exponencial
Estrutura 02	900	675	65	0.323	Exponencial

Fonte: Adaptado da empresa estudada.

Em relação à estimativa da variável densidade, realizou-se a divisão dos variogramas em dois domínios geológicos distintos: o dos estéreis e o dos minérios, este último englobando as hematitas e itabiritos. Na Tabela 3-2, apresentam-se os parâmetros consolidados para ambos os domínios.

Tabela 3-2: Parâmetros dos variogramas da variável densidade.

Domínio	Estruturas	U (m)	V (m)	W (m)	Patamar	Modelo Teórico
Hematitas e Itabiritos	Efeito Pepita	-	-	-	0.016	-
	Estrutura 01	110	120	120	0.057	Exponencial
	Estrutura 02	305	220	220	0.050	Exponencial
Estéreis	Efeito Pepita	-	-	-	0.016	-
	Estrutura 01	110	120	120	0.037	Exponencial
	Estrutura 02	305	220	220	0.047	Exponencial

Fonte: Adaptado da empresa estudada.

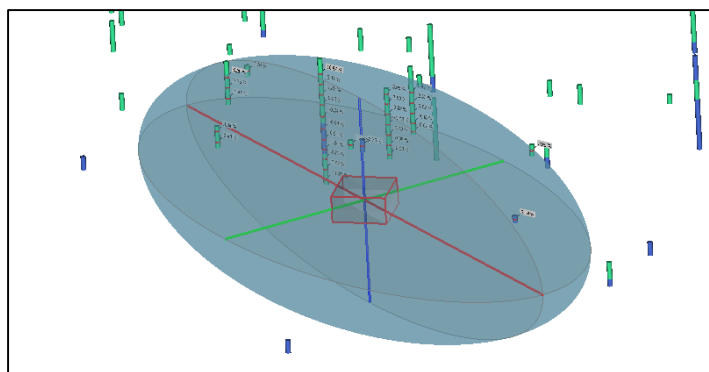
Para a execução das estimativas via krigagem ordinária (OK), foram adotados os parâmetros descritos na Tabela 3-3, os quais definiram a vizinhança para estimativa da variável em questão.

Tabela 3-3: Parâmetros do elipsoide de busca para Krigagem Ordinária (OK).

Variável	U (m)	V (m)	W (m)
FeGL	350	160	30
Densidade (Estéreis)	400	250	80
Densidade (Minérios)	300	150	100

Fonte: Adaptado empresa estudada.

Figura 26: Representação esquemática do elipsoide de busca para estimativa da densidade dos Minérios.



Fonte: Isatis.neo.

Foi utilizado a krigagem ordinária para realizar as estimativas, as células do modelo foram discretizadas em sub-blocos, já que a krigagem é realizada sobre o valor médio das estimativas. Não utilizou-se setorização do elipsoide e os parâmetros de alcance do elipsoide foram definidos os números de no mínimo 2 amostras é o número máximo foi deixado em aberto. Com os variogramas configurados no Isatis, os parâmetros de vizinhança determinados foram selecionados de output o valor médio do bloco estimado, o número de amostras utilizadas, soma dos pesos utilizados, variância da krigagem e eficiência de krigagem.

3.1.3 Validação das estimativas

Com o modelo geológico finalizado e contendo as estimativas de teor de ferro global, faz-se necessária a validação dos dados estimados. Para isso, realizou-se uma validação cruzada. Essa validação foi executada no software Isatis, que gera como resultados o valor estimado e a variância do erro de estimativa. Para avaliar a qualidade dessas estimativas, foram utilizados o coeficiente de correlação linear, o histograma da variância do erro e a um gráfico de dispersão do erro em relação aos dados estimados.

3.1.4 Simulação sequencial gaussiana

Para a aplicação da Simulação Sequencial Gaussiana (SGS), é indispensável a transformação prévia dos dados originais que apresentam distribuição assimétrica em uma distribuição normal reduzida (com média igual a zero e desvio padrão igual

a um). A partir desse novo domínio, ajustou-se o modelo de variograma diretamente no espaço Gaussiano, conforme do dados da Tabela 3-4

Tabela 3-4: Parâmetros do variograma ajustado para a variável no domínio gaussiano.

Estruturas	U (m)	V (m)	W (m)	Patamar	Modelo Teórico
Efeito Pepita	-	-	-	0.033	-
Estrutura 01	600	230	155	0.446	Exponencial
Estrutura 02	600	120	100	0.544	Exponencial

Fonte. Autor.

A simulação foi executada exclusivamente nos blocos pertencentes ao corpo mineralizado, gerando 30 realizações equiprováveis. Por fim, aplicou-se a transformação inversa para retornar os valores simulados. Todas as etapas de transformação, modelagem e simulação foram desenvolvidas no software Isatis.neo.

3.1.5 Validação da simulação gaussiana

De acordo com Deutsch (2004), a validação dos modelos simulados deve ser realizada por meio da comparação entre os histogramas dos dados de entrada e das realizações obtidas. A reprodução dos variogramas experimentais pelas realizações também são indicativos de que as simulações reproduziram a distribuição dos dados originais. Adicionalmente analisou-se as variações dos dados transformados com a média das simulações para as direções norte, leste e vertical.

3.1.6 Comparativo entre as simulações e a estimativa

Diferente da krigagem ordinária, que fornece um teor médio estimado para cada bloco, as simulações estocásticas geram múltiplos cenários equiprováveis. Dessa forma, um mesmo bloco assume diferentes valores possíveis, permitindo realizar uma análise de risco da estimativa. Dado que o objetivo final consiste em quantificar o teor e o volume da reserva mineral, tais simulações viabilizam essa avaliação de incerteza. Para comparar as simulações com a estimativa por krigagem, comparou-se o teor médio de ferro global por banco entre o cenário estimado e as dez simulações selecionadas, além de terem sido realizadas análises estatísticas e comparações entre as médias globais de teores.

Após a execução das simulações, quantificou-se o metal contido em cada uma delas a fim de determinar os 5 cenários mais otimistas e os 5 mais pessimistas. Para o cálculo do metal contido, utilizaram-se a densidade estimada, o teor médio de ferro global simulados e o volume do bloco.

$$\text{Metal Contido} = \text{Densidade} * \text{Volume} * \text{Teor (FeGL)} \quad (7)$$

3.1.7 Classificação de Recursos

Com o modelo validado, foi realizado o cálculo de tonelagem do hematitos e itabiritos e seu teor médio, além da classificação dos recursos estimados baseados na krigagem e nas simulações.

A classificação de recursos baseada na krigagem, foi baseada no índice de eficiência da krigagem (KE), como proposto por krige (1986 apud SOUZA, 2002). O índice KE é dado pela equação (8) e é fornecido como resultado após as estimativas via krigagem ordinária utilizando o Isatis.neo.

$$KE = \frac{BV - KV}{BV} \quad (8)$$

Onde:

KE: eficiência de krigagem;

BV: variância teórica dos blocos dentro dos domínios;

KV: variância de krigagem.

Na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, estão listadas as categorias utilizadas para a classificação baseado no índice de eficiência da krigagem.

Tabela 3-5: Categorias de classificação de recursos baseada no índice de eficiência da krigagem.

Categoria	Eficiência
Medido	≥ 0.5
Indicado	$> 0.3 \text{ e } < 0.5$
Inferido	≤ 0.3

Fonte: Adaptado de Krige 1986.

A classificação dos recursos foi realizada com base na metodologia proposta por Andrade (2018). Para isso, a incerteza associada às estimativas foi quantificada a partir dos resultados de 30 realizações da simulação, considerando um intervalo de confiança de 90%. A incerteza é calculada de acordo com a equação (9). O erro padrão da média é calculado ainda no domínio gaussiano.

$$INCERTEZA = \frac{z * \frac{\sigma}{\sqrt{n}}}{OK} \quad (9)$$

Onde:

Z: valor da distribuição normal para o nível de confiança;

σ : desvio-padrão das realizações simuladas naquele bloco;

n: número de realizações;

OK: valor estimado por Krigagem Ordinária para aquele bloco.

Os valores de incerteza obtidos foram utilizados como critério para a classificação dos blocos, conforme a Tabela 3-6.

Tabela 3-6: Categoria de classificação de recursos baseada na incerteza.

Categoria	Incerteza
Medido	≤ 0.15
Indicado	$> 0.15 \text{ e } < 0.30$
Inferido	≥ 0.30

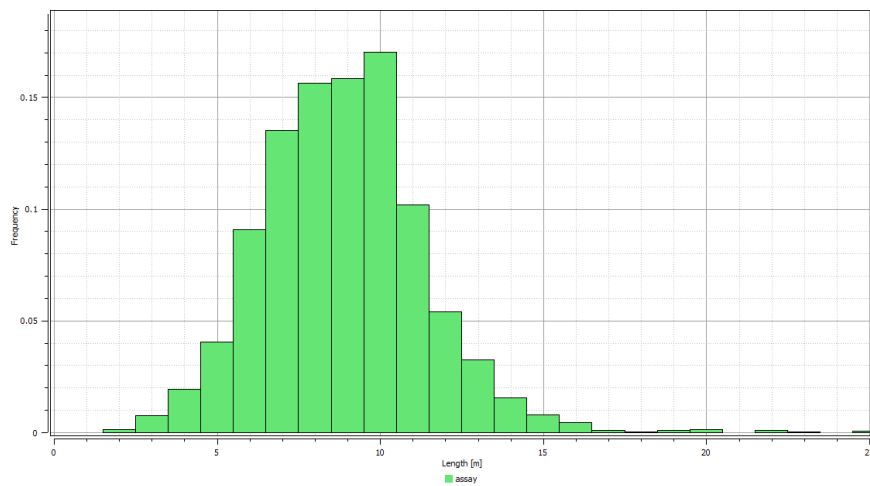
Fonte: Adaptado de Andrade 2018.

4 Resultados e discussão

4.1 Composição dos furos de sonda

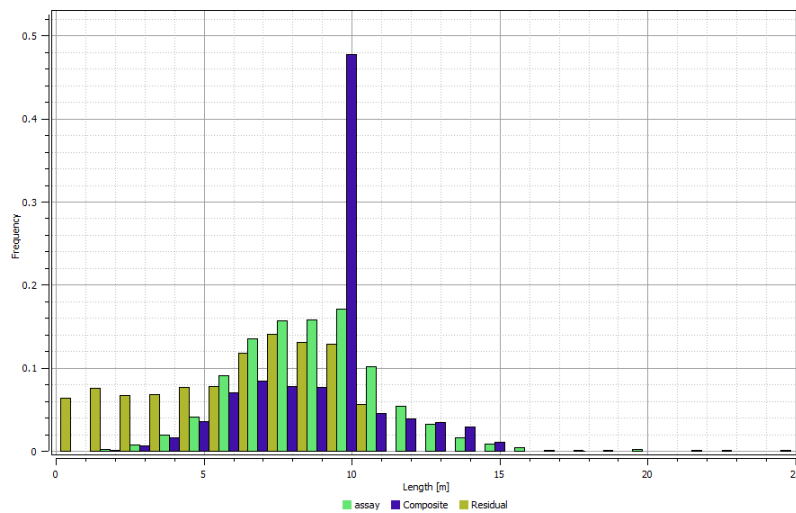
O estudo do depósito em questão iniciou-se com a preparação dos dados para importação no software Isatis.neo. Na sequência, foi realizada a composição dos furos de sonda para regularizar o suporte amostral, adotando-se um intervalo de 10 metros, orientado pelos domínios litológicos. O impacto dessa regularização pode ser observado no comparativo entre a Figura 27, que apresenta o histograma dos comprimentos originais das amostras, e a Figura 28, que mostra a distribuição após o processo de composição.

Figura 27: Histograma dos comprimentos originais das amostras.



Fonte: Isatis.Neo.

Figura 28: Histograma dos comprimentos das amostras com suporte amostral regular.

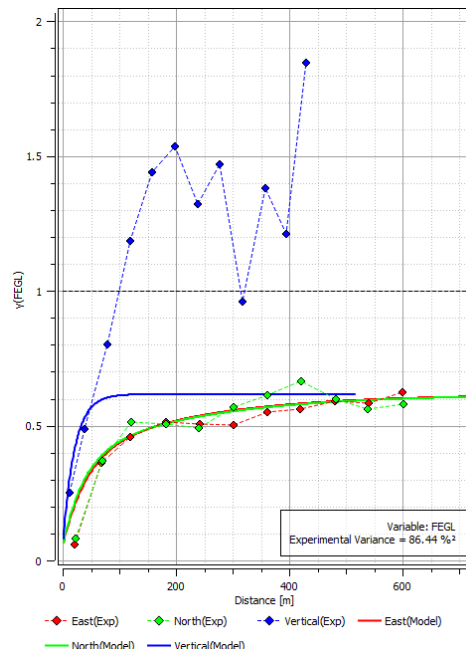


Fonte: Isatis.Neo.

4.2 Variografia

Os modelos variográficos utilizados neste estudo foram fornecidos pela empresa objeto deste estudo. Após a composição dos dados, os parâmetros dos variogramas do ferro global e das densidades (do minério e do estéril) foram replicados no software Isatis.neo. Conforme ilustrado na Figura 29, verifica-se que o modelo de variograma omnidirecional proposto para o ferro global apresenta uma aderência satisfatória aos dados experimentais.

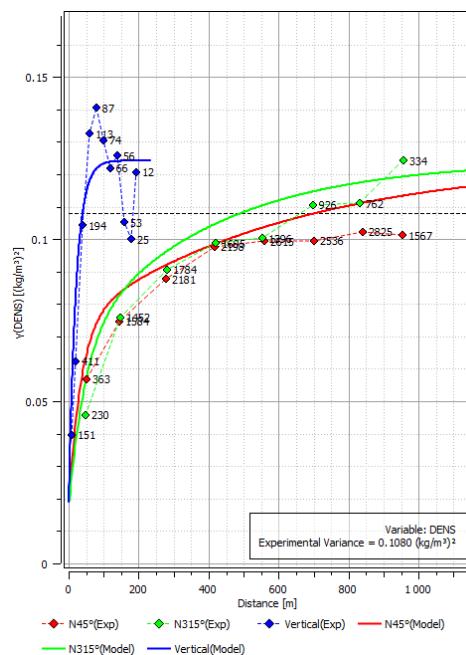
Figura 29: Variograma dos dados originais da variável ferro global (%).



Fonte: Isatis.neo.

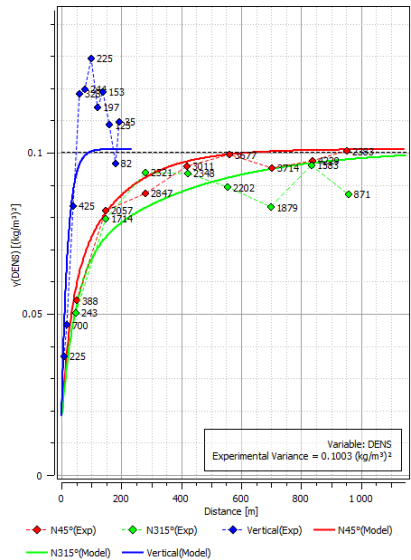
Como observado na Figura 30 e Figura 31, constata-se que os modelos propostos para a densidade dos minérios e dos estéréis apresentaram uma aderência satisfatória aos dados experimentais. Ambos os domínios revelam direções preferenciais de continuidade espacial (anisotropia).

Figura 30: Variograma dos dados originais da variável densidade para os itabiritos e hematitas.



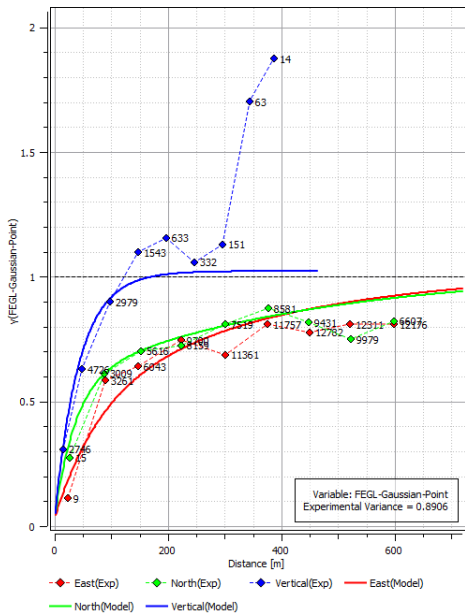
Fonte: Isatis.neo.

Figura 31: Variograma dos dados originais da variável densidade para os estêreis.



Fonte: Isatis.neo.

Figura 32: Variograma ajustado para os dados no domínio gaussiano da variável ferro global (%).

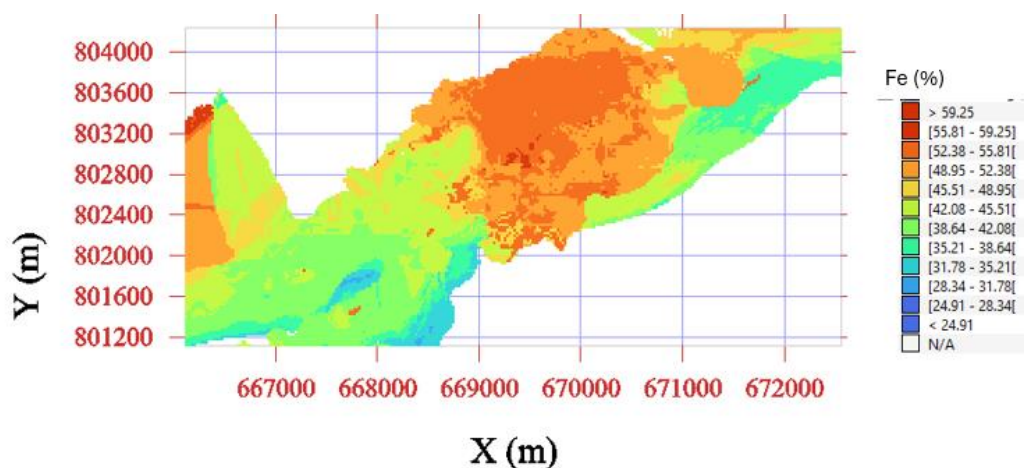


Fonte: Isatis.neo.

4.3 Estimativas

A estimativa do modelo de blocos foi realizada utilizando a krigagem ordinária. Foram estimadas as variáveis de teor de ferro global e de densidade, os parâmetros reguladores da vizinhança de estimativa (como raios de busca e número de amostras) foram devidamente estabelecidos, conforme apresentado na metodologia deste trabalho. A Figura 33, mostra as estimativas de ferro global dos hematitos e dos itabiritos.

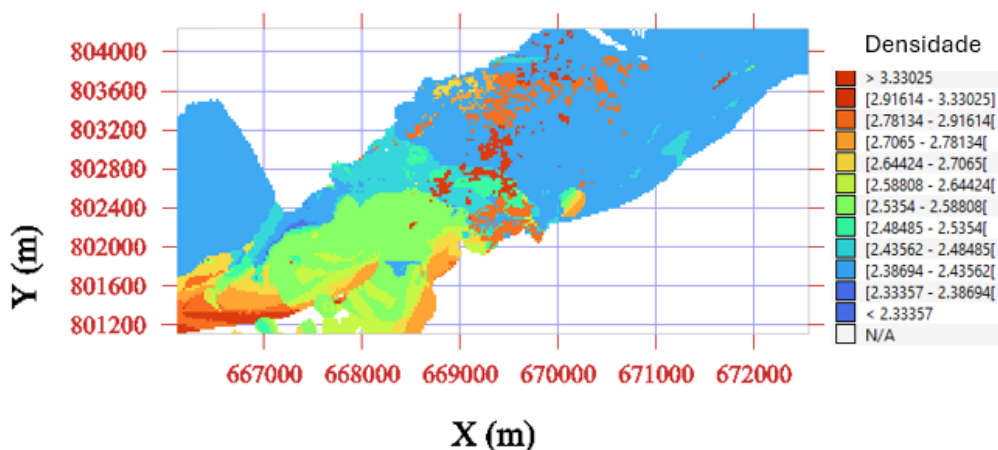
Figura 33: Estimativa da variável ferro global para Itabiritos e Hematitas.



Fonte: Isatis.neo.

Na Figura 34, apresentam-se as estimativas de densidade para as hematitas e itabiritos. Adicionalmente, constata-se com clareza a variação de densidade existente entre os dois domínios litológicos.

Figura 34: Estimativa da variável densidade para itabiritos e hematitas.



Fonte: Isatis.neo.

Tabela 4-1: Estatística descritiva dos das estimativas para os itabiritos e hematitas.

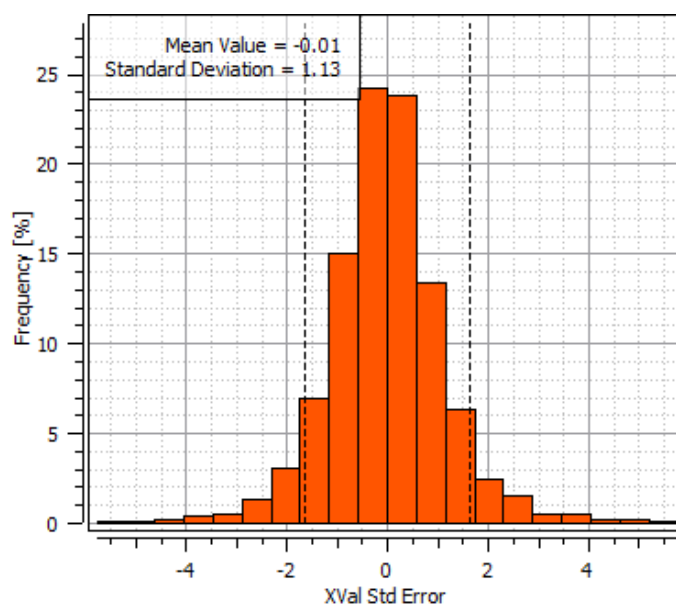
Estatística	FeGL (%)	Densidade
Mínimo	24.91	2.33
Máximo	59.25	3.33
Média	41.92	2.52
Desvio Padrão	5.73	0.15
Q5	34.91	2.42
Q50	41.77	2.43
Q95	53.37	2.80

Fonte: Autor.

4.4 Validação da estimativa

O processo de validação cruzada foi executado utilizando o software Isatis.neo. Conforme ilustrado na Figura 35, que exibe o histograma de frequência da variância do erro de estimativa, sabendo que a variância do erro não depende dos valores dos dados brutos, ela representa a qualidade da estimativa em termos da função variograma ajustada para os dados, quanto menor a dispersão dos dados em torno do valor zero, significa que teremos uma melhor estimativa.

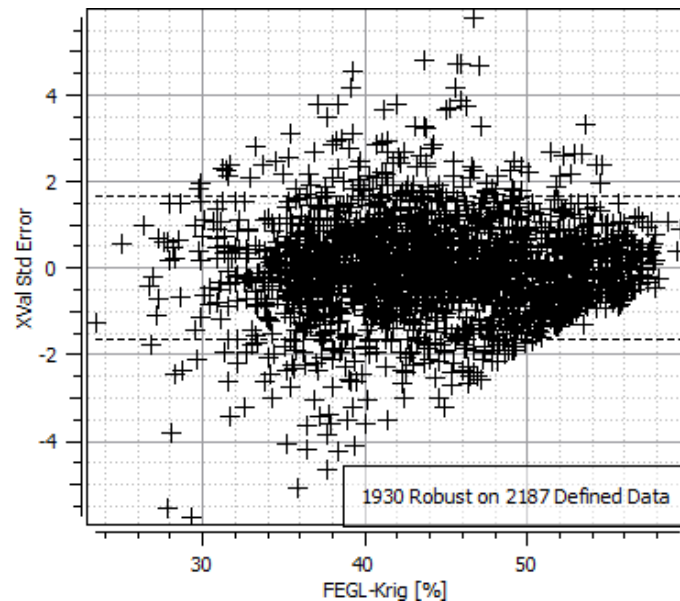
Figura 35: Histograma da variância do erro para variável ferro global, utilizando um intervalo de confiança de 95%.



Fonte: Isatis.neo.

Na Figura 36, apresenta-se o gráfico de dispersão do erro em relação aos dados estimados. Mostrando que não existe correlação de teor de ferro global com o erro, indicando que a estimativa foi representativa.

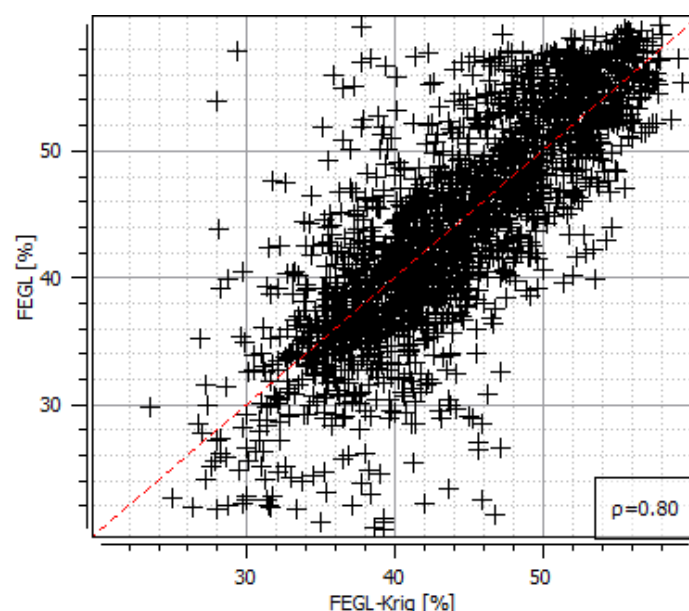
Figura 36: Nuvem de correlação entre o erro e o teor de ferro global.



Fonte: Isatis.neo.

Na Figura 37, pode-se observar que valores reais e estimados apresentaram um coeficiente de correlação linear igual a 0.80, mostrando que as estimativas de ferro global tiveram resultados satisfatórios.

Figura 37: Nuvem de correlação entre os dados originais e os dados estimados para a variável ferro global.



Fonte: Isatis.neo.

Ao analisar as estatísticas dos dados brutos em comparação com os dados estimados, observa-se que a média do teor de ferro global na estimativa é superior à dos dados iniciais, porém o valor não apresenta uma grande diferença. Na Tabela 4-2, apresentam-se esses resultados comparativos.

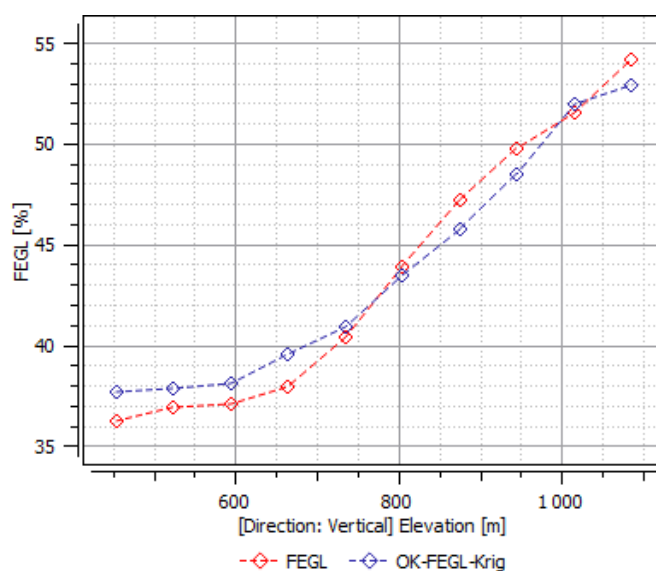
Tabela 4-2: Estatística dos dados estimados e dos dados originais para os itabiritos e hematitas.

Estatística descritiva	FeGL (OK)	FeGL (Assay)
Mínimo	24.91	20.17
Máximo	59.25	59.91
Média	41.92	41.11
Desvio Padrão	5.73	8.19
Q5	34.91	30.82
Q50	41.77	44.25
Q95	53.37	56.98

Fonte: Autor.

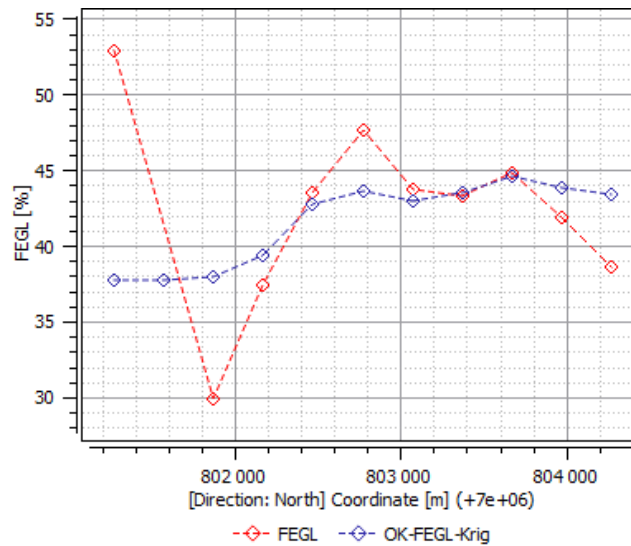
Com os dados brutos e os dados estimados podemos avaliar as médias locais para diferentes valores das direções norte, leste e vertical. Sendo assim, na Figura 38:Figura 38, Figura 39 e Figura 40 pode-se observar que as curvas estão próximas, indicando uma que a tivemos bons resultados de estimativas. Porém observa-se uma diferença nos primeiros pontos na curvas para direção norte e leste, o que pode ser causado pelo menor adensamento de dados amostrais nesta região do modelo de blocos. Além disso, podemos ver que as curvas das estimativas estão mais suaves, isso ocorre devido ao efeito de suavização da krigagem.

Figura 38: Análise das médias para direção vertical.



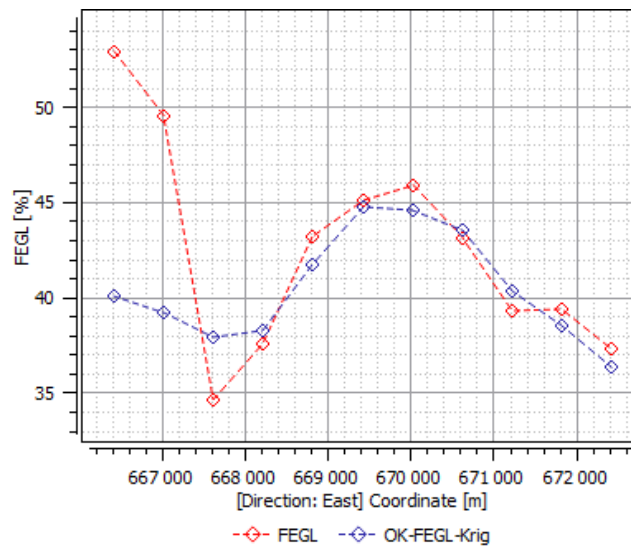
Fonte: Isatis.neo.

Figura 39: Análise das médias para direção norte.



Fonte: Isatis.neo.

Figura 40: Análise das médias para direção Leste.

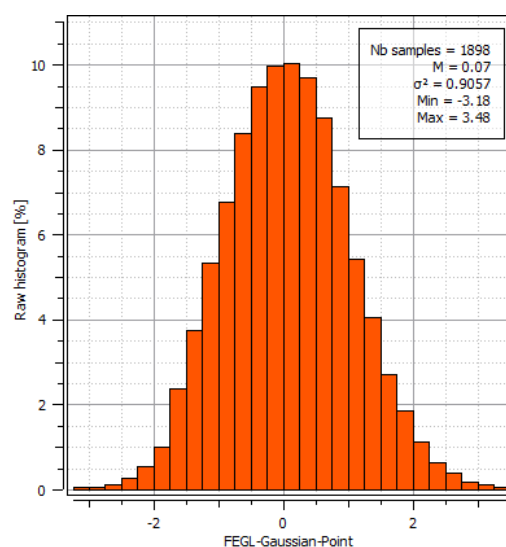


Fonte: Isatis.neo.

4.5 Validação da simulação

Conforme de terminado na metodologia, para realizar uma simulação sequencial gaussiana (SGS) é necessário realizar a anamorfose gaussiana e transformar os dados originais em um conjunto de dados que segue uma normal reduzida com média zero e desvio padrão um. Na Figura 41, temos apresentado o histograma dos dados transformados.

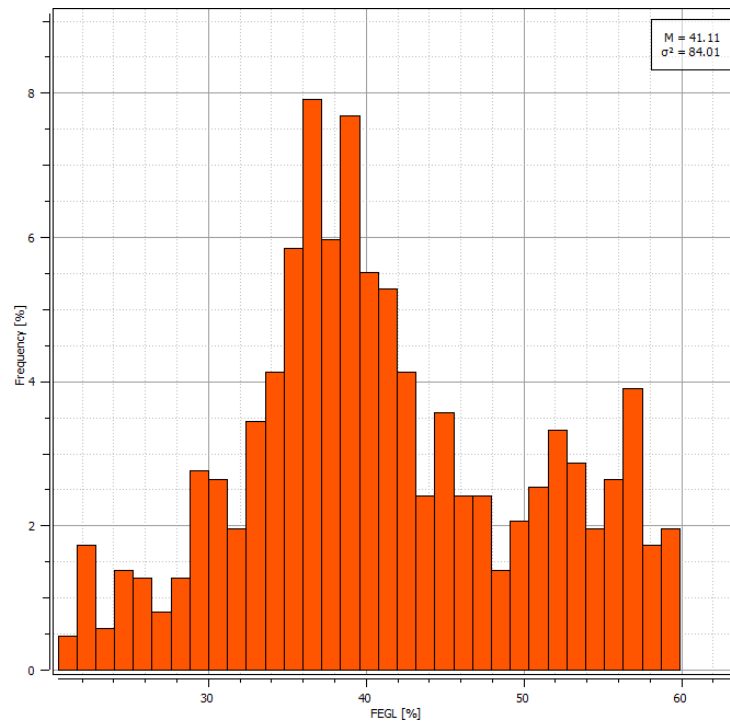
Figura 41: Histograma dos dados após a anamorfose gaussiana.



Fonte: Isatis.neo.

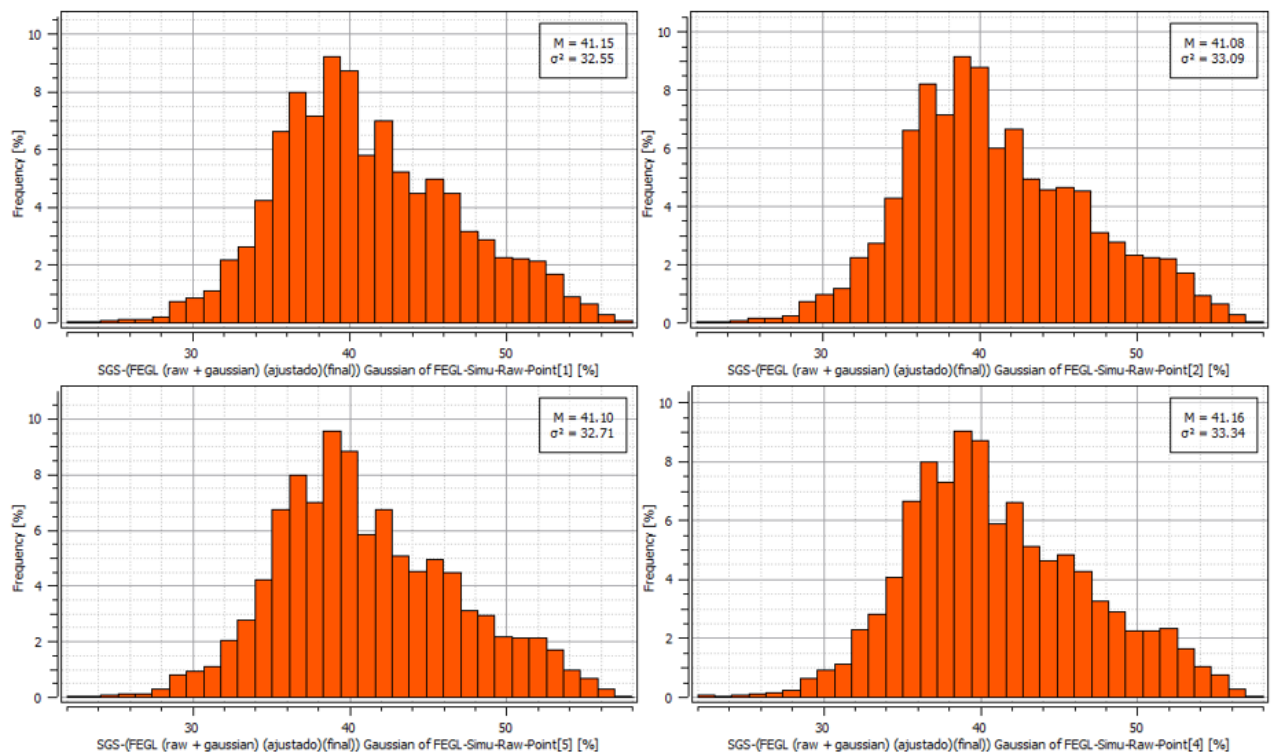
A etapa de validação das simulações iniciou-se analisando o histograma dos dados iniciais com os dados simulados, após a transformada inversa, foi escolhido 4 realizações aleatoriamente. Na Figura 42, pode-se observar a distribuição da variável de ferro global, na Figura 43 apresenta o histograma de quatro realizações, comparando com a distribuição dos dados amostrais pode-se concluir que não mostram grandes diferenças, ou seja, que as simulações reproduzem os dados originais.

Figura 42: Histograma dos dados originais.



Fonte: Isatis.neo.

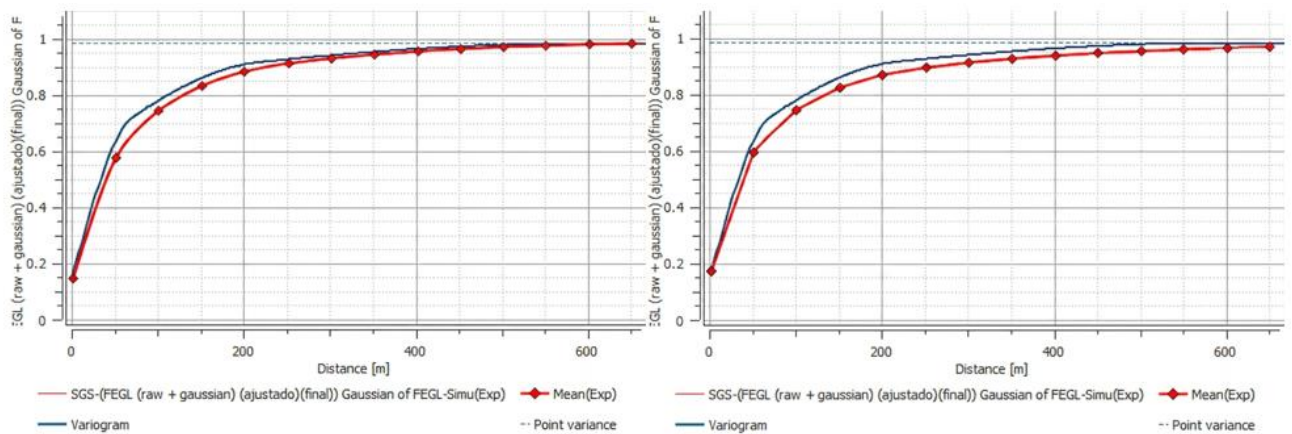
Figura 43: Histograma das simulações 1, 2, 4 e 5, após a transformação inversa.



Fonte: Isatis.neo.

Prosseguindo com a etapa de validação, utilizou-se o software Isatis.neo para comparar o variograma do domínio gaussiano com o variograma médio das 30 realizações. A Figura 44 apresenta a comparação dos variogramas para as direções Norte e Leste, na qual se observa a ausência de grandes variações de forma, o que evidencia que a simulação reproduziu satisfatoriamente os dados originais.

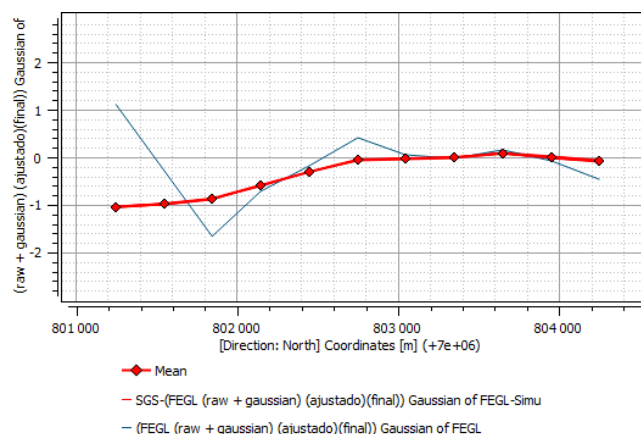
Figura 44: Comparativo entre o variograma ajustado e os variogramas médios da simulação.



Fonte: Isatis.neo.

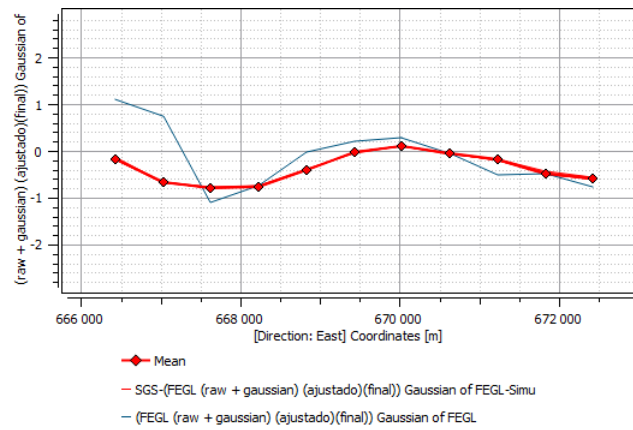
Por fim, foi analisado as variações dos dados transformados com o média das realizações para as direções norte, leste e vertical. Na Figura 45, Figura 46 e Figura 46 pode-se observar que não tem grandes variações.

Figura 45: Comparativo para direção Norte.



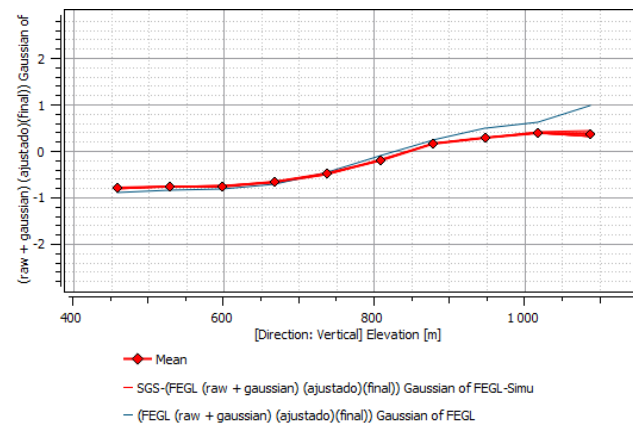
Fonte: Isatis.neo.

Figura 46: Comparativo para direção Leste.



Fonte: Isatis.neo.

Figura 47: Comparativo para direção Vertical.

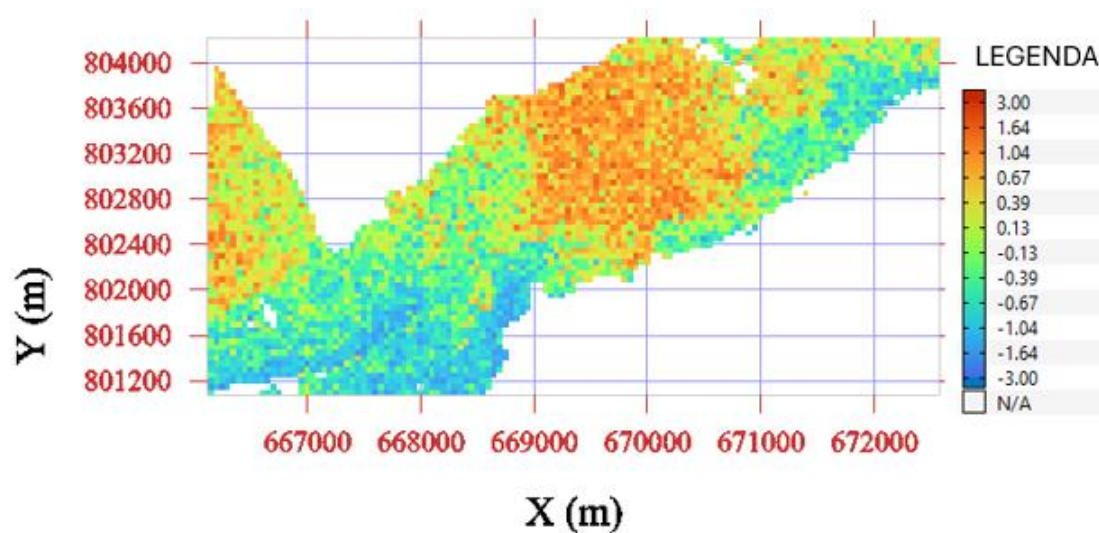


Fonte: Isatis.neo.

4.6 Simulações

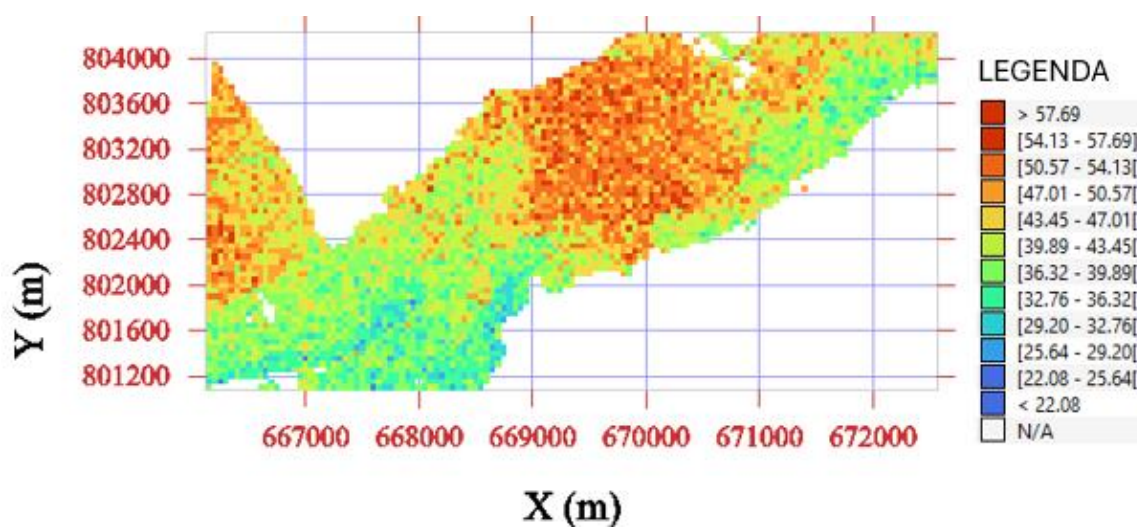
Conforme estabelecido na metodologia, após a realização das simulações, é necessário aplicar a anamorfose inversa para utilizar os modelos simulados. A Figura 48 ilustra a realização nº 25 antes da transformação inversa, ou seja, ainda no domínio gaussiano. Já a Figura 49 apresenta o modelo após a aplicação da transformação inversa.

Figura 48: Realização nº 25 no domínio gaussiano para a variável ferro global.



Fonte: Isatis.neo.

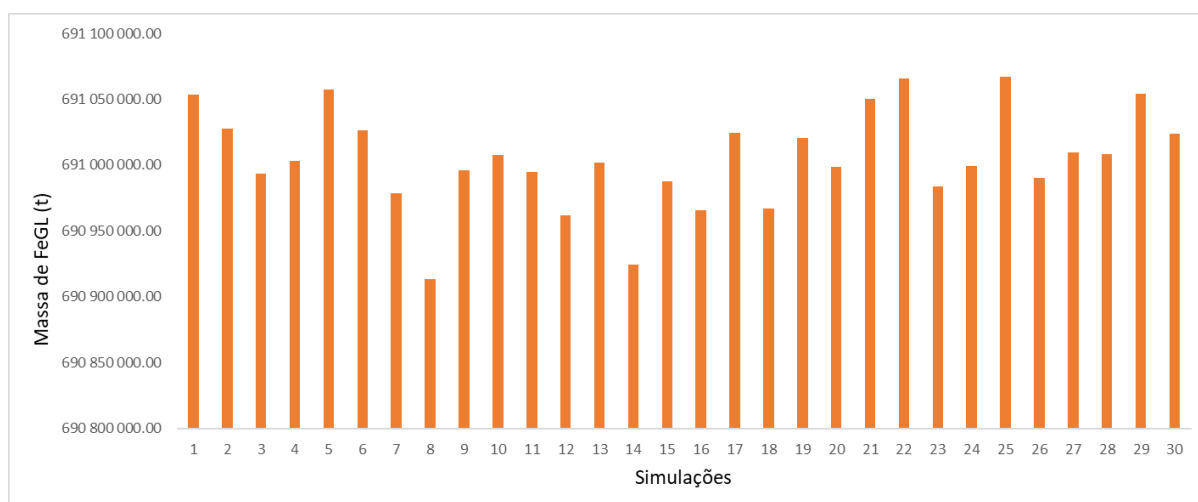
Figura 49: Realização nº 25 após a transformada inversa para a variável ferro global.



Fonte: Isatis.neo.

Conforme estabelecido na metodologia proposta, calculou-se o metal contido nas 30 realizações, o resultado encontra-se na Figura 50.

Figura 50: Massa de ferro das trinta realizações para os itabiritos e hematitas.



Fonte. Autor.

Na Tabela 4-3, apresentam-se as cinco simulações mais otimistas e as cinco mais pessimistas, selecionadas com base na quantidade de massa de ferro. Pode-se observar também que o cenário mais otimista foi a simulação 25 e o mais pessimista foi a simulação 8.

Tabela 4-3: Massa de ferro para as cinco simulações mais otimistas e pessimistas.

Simulações	Massa de FeGL (t)
S25	691 067 137.75
S22	691 065 645.58
S5	691 057 345.85
S29	691 054 167.72
S1	691 053 280.96
S23	690 983 498.55
S18	690 967 311.35
S16	690 965 943.97
S14	690 924 175.21
S8	690 913 270.29

Fonte: Autor.

4.7 Classificação dos recursos

Com a estimativa validada, realizou-se a quantificação dos recursos minerais estimados. A Tabela 4-4, apresenta a massa total de itabiritos, hematitas, massa total de ferro e teor médio do depósito.

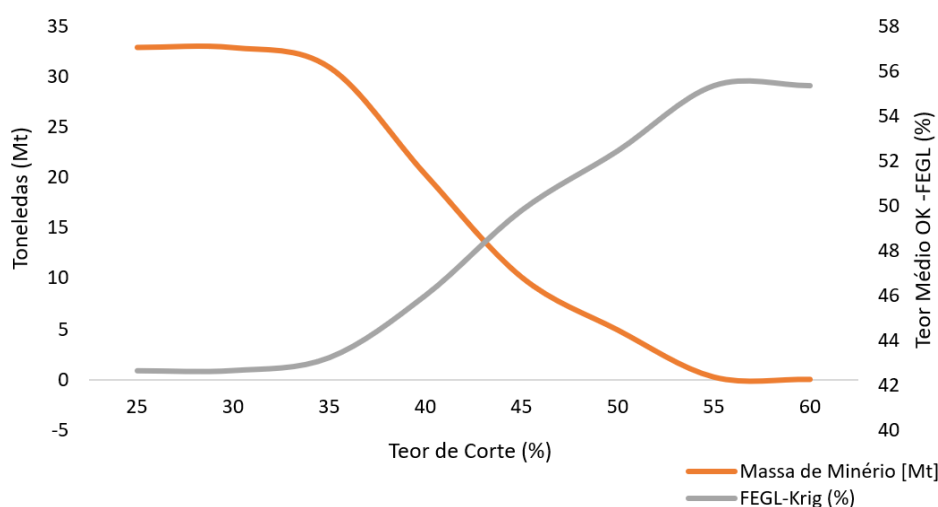
Tabela 4-4: Resultados da valores do modelo de blocos estimado via krigagem ordinária.

Valores Estimados no Modelo	
Massa de Itabiritos (t)	1 632 555 315.9
Massa de Hematitas (t)	50 636 647.03
Massa de FeGL (t)	688 593 831.9
Teor Médio (%)	40.91

Fonte: Autor.

Diante desses resultados, foram plotadas as curvas teor-tonelagem baseadas nos teores de corte. Visto que o modelo apresentou um teor mínimo de 24,91% e um teor máximo de 53,37%, as curvas foram construídas para o intervalo de teores de 25% a 60%. Na Figura 51, é possível observar os resultados obtidos.

Figura 51: Curvas teor-tonelagem.



Fonte: Adaptado do Isatis.neo.

Conforme proposto na metodologia deste trabalho, utilizou-se a eficiência da krigagem, disponibilizada como resultado pelo software Isatis.neo, para classificar os recursos minerais em medidos, indicados e inferidos. Na Tabela 4-5, apresentam-se os resultados obtidos, indicando a quantidade de massa e o teor médio de cada classe.

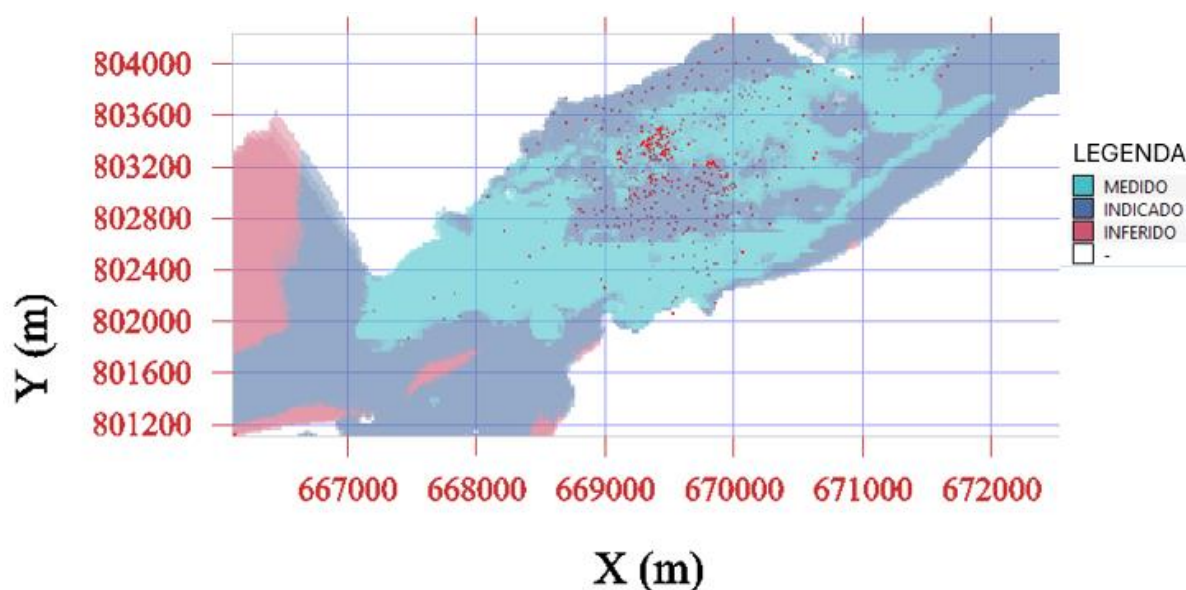
Tabela 4-5: Classificação dos recursos baseado na eficiência da krigagem.

Classe	Massa de Minério (t)	Teor FeGL (%)
Medido	669 732 887.65	42.20
Indicado	926 893 305.10	40.55
Inferido	86 565 770.15	34.80

Fonte: Autor.

Na Figura 52, podemos observar que os recursos medidos e indicados se encontram especificamente nas áreas onde temos maior concentração de furos de sonda, e os recursos inferidos nas áreas onde temos menos informações disponíveis.

Figura 52: Representação da classificação de recurso utilizando a eficiência da krigagem.



Fonte: Isatis.neo.

Como definido na metodologia também foi realizado a classificação dos recursos baseados na incerteza, a partir das n realizações. Na Tabela 4-6, tem-se os resultados obtidos.

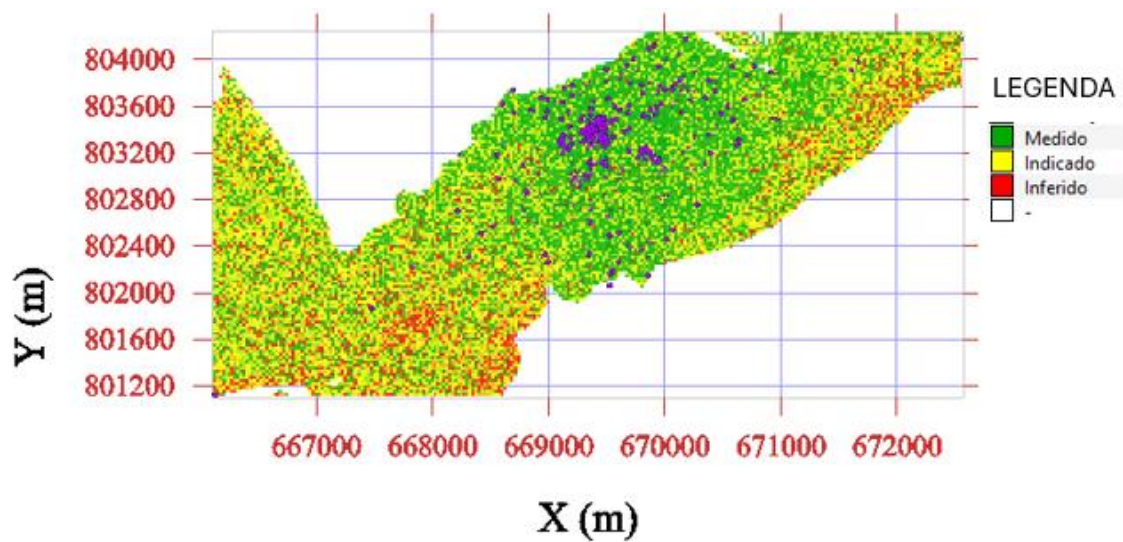
Tabela 4-6: Classificação dos recursos baseado na incerteza.

Classe	Massa de Minério (t)	Teor FeGL (%)
Medido	610 213 995.95	42.37
Indicado	948 810 486.67	40.74
Inferido	124 167 480.28	34.77

Fonte. Autor.

A Figura 4-26 apresenta a representação da classificação de recursos baseada na incerteza. Observa-se que os recursos medidos e indicados situam-se, em sua maioria, em zonas de elevado adensamento amostral, enquanto os recursos inferidos concentram-se em locais com menor densidade de dados. Todavia, em comparação com a abordagem convencional, constata-se que o uso da incerteza como índice de classificação atribui a categoria de medido a blocos inseridos em áreas sem furos de sondagem, sinalizando que é necessário reavaliar e comparar diferentes critérios de classificação utilizando a incerteza.

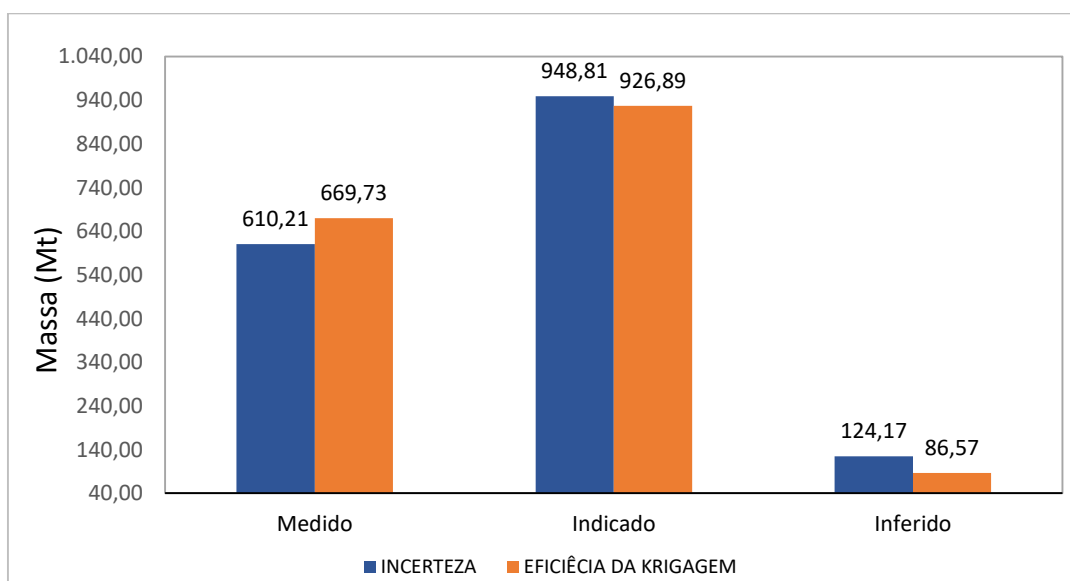
Figura 53: Representação da classificação de recurso utilizando a incerteza.



Fonte: Isatis.neo.

Na Figura 54, observam-se os valores obtidos pelas duas metodologias de classificação. Nota-se que os recursos medidos apresentaram uma redução de 59,52 Mt em relação à classificação baseada na eficiência da krigagem. Esses recursos foram reclassificados em indicados e inferidos com destaque para os indicados, que tiveram um acréscimo de 37,20 Mt, enquanto os inferidos registraram um aumento de 21,92 Mt.

Figura 54: Comparativo entre as metodologias de classificação de recurso.

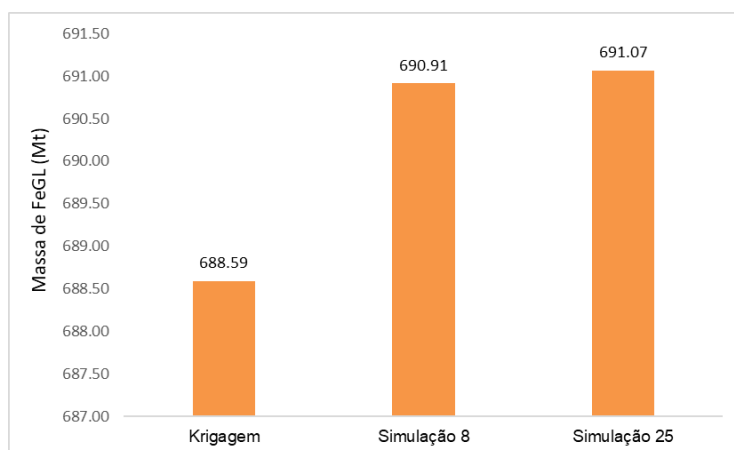


Fonte: Autor.

4.8 Comparativo entre as simulações e a estimativa

Com as simulações definidas, realizou-se um comparativo entre os cenários simulados e a estimativa via krigagem ordinária. Na Figura 55, apresenta-se a comparação entre a simulação 8 e a simulação 25 em relação à krigagem ordinária. Verifica-se que o modelo por krigagem obteve uma massa total 2,47 Mt menor do que o cenário mais otimista, e 2,32 Mt menor em relação ao cenário mais pessimista.

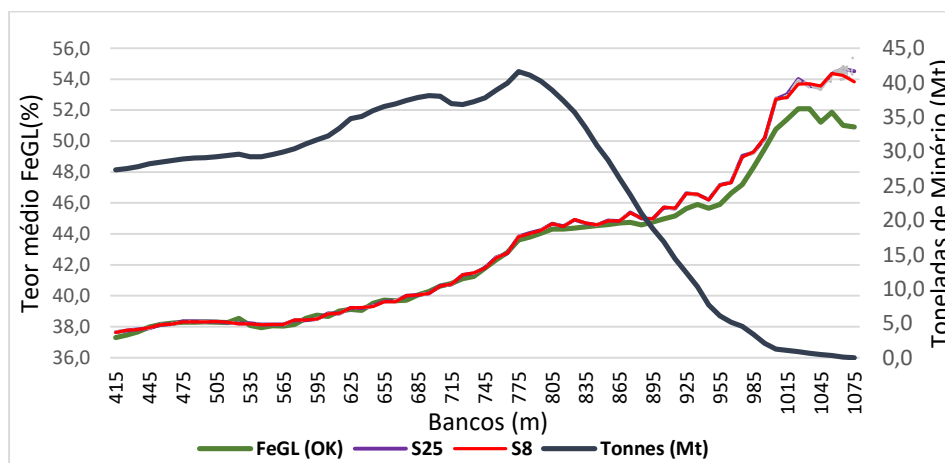
Figura 55: Comparativo entre massa de ferro da krigagem e das simulações.



Fonte: Autor.

Na Figura 56, observa-se que essa diferença de ferro contido entre as simulações e a krigagem ordinária está localizada na porção superior do modelo, visto que as simulações apresentam um teor médio mais elevado nos primeiros níveis. Como a krigagem tende a gerar uma suavização dos teores, pode-se considerar que houve uma subestimativa local na parte superficial do modelo.

Figura 56: Comparativo da variação do teor de ferro global em função dos bancos do modelo.



Fonte: Autor.

5 CONCLUSÃO

O trabalho alcançou seu objetivo geral de gerar um modelo de blocos, realizando as estimativas via krigagem ordinária e comparando os resultados com cenários gerados via simulação sequencial gaussiana. Realizar uma estimativa de teores de forma inadequada pode gerar grandes prejuízos e decisões equivocadas sobre a aquisição de ativos para a implementação do empreendimento, gerando diferenças na tonelagem de metal contido e, conseqüentemente, impactando o retorno econômico do projeto. Desse modo, a aplicação da metodologia apresentada evidencia possíveis variações no teor e na tonelagem de metal contido na porção superficial do jazimento.

A validação das estimativas demonstrou que os resultados obtidos são condizentes com o esperado. Constatou-se uma boa aderência ao comparar as médias dos dados amostrais com as dos valores estimados. Do mesmo modo, a validação da simulação evidenciou que as trinta realizações reproduziram satisfatoriamente os dados originais.

Contudo, ao comparar o metal contido obtido por krigagem com a média dos cinco cenários mais otimistas e dos cinco mais pessimistas da simulação, observou-se que as simulações apresentaram resultados superiores. Esse comportamento aponta para uma possível subestimativa na krigagem na porção superior da jazida. Adicionalmente, a proporção de massa e o teor do depósito foram devidamente avaliados por meio das curvas de teor-tonelagem.

Quanto à classificação de recursos, a metodologia baseada na eficiência da krigagem manteve os recursos medidos e indicados concentrados nas zonas de maior adensamento amostral. Em contrapartida, ao empregar a incerteza como parâmetro de classificação, verificou-se uma redução da categoria de medidos, os quais foram reclassificados como indicados e inferidos. No entanto, essa última abordagem também atribuiu a categoria medido para blocos situados em regiões sem amostragem. Esse resultado indica que a utilização da incerteza exige a avaliação detalhada de diferentes intervalos de confiança para cada caso específico, antes de se definir a real aplicabilidade da metodologia.

Considerando os resultados obtidos entre a estimativa e as simulações, sugerem-se para desenvolvimentos futuros: avaliar o impacto da diferença de teores

na porção superficial do depósito sob a ótica do planejamento de lavra de longo prazo, avaliar diferentes intervalos de incerteza para a classificação de recursos, realizar um estudo preliminar para a definição de um modelo econômico e de parâmetros geotécnicos, a fim de gerar cavas finais, pushbacks e o sequenciamento do Life of Mine (LOM), permitindo analisar os impactos econômicos entre os métodos; e, por fim, buscar diferentes metodologias para a classificação de recursos e reservas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, Matheus Magalhães Pereira de. **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 Carajás**. Ano. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

AGTERBERG, F. P. **Geomathematics: mathematical background and geo-science applications**. Amsterdam: Elsevier Scientific Publishing Company, 1974. 596 p.

CAMPOS, P. H. A. **Um comparativo de metodologias no planejamento de lavra: sequenciamento direto de blocos vs. planejamento tradicional**. 93 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2017.

CURI, A. **Minas a céu aberto: planejamento de lavra**. São Paulo: Oficina de Textos, 2014.

CURI, A. **Lavra de minas**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017.

DEUTSCH, C. V. **Geostatistical reservoir modeling**. 2. ed. Oxford: Oxford University Press, 2011.

GEOKRIGAGEM. **Geoestatística no R - Lição 24: fenômeno isotrópico ou anisotrópico?** Disponível em: <https://geokrigagem.com.br/geoestatistica-no-r-licao-24-fenomeno-isotropico-ou-anisotropico/>. Acesso em: 22 mar. 2026.

GEOKRIGAGEM. **Krigagem ordinária: método de amplo uso**. Disponível em: <https://geokrigagem.com.br/krigagem-ordinaria-metodo-de-amplo-uso/>. Acesso em: 22 mar. 2026.

GEOKRIGAGEM. **Variogramas**. Disponível em: <https://geokrigagem.com.br/variogramas/>. Acesso em: 22 mar. 2026.

- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483 p.
- HARBAUGH, J. W.; DOVETON, J. H.; DAVIS, J. C. **Probability methods in oil exploration**. New York: John Wiley, 1977. 269 p.
- HUIJBREGTS, C. J. Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data. In: DAVIS, J. C.; MCCULLAGH, M. J. (ed.). **Display and analysis of spatial data**. New York: John Wiley, 1975. p. 38-53.
- HUSTRULID, W. A.; KUCHTA, M. **Open pit mine planning and design**. 2. ed. London: Fundamentals, 2013. v. 1.
- JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. Washington: American Geophysical Union, 1989. 40 p.
- JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic Press, 1978. 600 p.
- KOCH, G. S.; LINK, R. F. **Statistical analysis of geological data**. New York: Dover Publications Inc., 1970. v. 1, 375 p.; v. 2, 438 p.
- KRIGE, D. G. **Lognormal-De Wijsian geostatistics for ore evaluation**. South Africa: Institute of Mining and Metallurgy, 1968. 50 p.
- MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its applications**. Fontainebleau: École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1971. 211 p. (Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, 5). Apud: YAMAMOTO, Jorge Kazuo. Curso de geoestatística aplicada. São Paulo: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, 2001. p. 1-76.
- OLEA, R. A. **Geostatistics for engineers and Earth scientists**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999. 303 p.
- SINCLAIR, A. J.; BLACKWELL, G. H. **Applied mineral inventory estimation**. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- SOARES, A. **Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: IST Press, 2006. 18 p.

SOUZA, J. C. **Geoestatística na estimativa de tonelagens e teores**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

YAMAMOTO, Jorge Kazuo. **Curso de geoestatística aplicada**. São Paulo: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, 2001. 76 p.

YAMAMOTO, Jorge Kazuo; LANDIM, Paulo Milton Barbosa. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 215 p.