



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
Universidade Federal de Alfenas - UNIFAL-MG  
Campus Avançado de Poços de Caldas  
Rodovia José Aurélio Vilela, nº 11.999 - Cidade Universitária  
CEP: 37715-400 - Poços de Caldas/MG



**Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL-MG), Campus de Poços de Caldas**  
**Curso de Especialização em Engenharia de Mineral (CEEM)**

GABRIEL CEZAR SILVA

**ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS PARA**  
**UM DEPÓSITO DE FERRO**

Poços de Caldas  
2023



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
Universidade Federal de Alfenas - UNIFAL-MG  
Campus Avançado de Poços de Caldas  
Rodovia José Aurélio Vilela, nº 11.999 - Cidade Universitária  
CEP: 37715-400 - Poços de Caldas/MG



GABRIEL CEZAR SILVA

## ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS PARA UM DEPÓSITO DE FERRO

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado à  
Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL-MG) como parte  
dos requisitos para a integralização do curso de  
Especialização em Engenharia Mineral (CEEM).  
Área de concentração: Lavra de Minas  
Orientador: Prof. Dr. Matheus Fernando Ancelmi.

Poços de Caldas

2023





Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal de Alfenas  
Biblioteca Campus Poços de Caldas

Silva, Gabriel Cezar .

ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS PARA UM  
DEPÓSITO DE FERRO / Gabriel Cezar Silva. - Poços de Caldas, MG, 2023.  
61 f. : il. -

Orientador(a): Matheus Fernando Ancelmi.

Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em Engenharia de  
Minas) - Universidade Federal de Alfenas, Poços de Caldas, MG, 2023.  
Bibliografia.

1. Geoestatística. 2. Estimativa de Recursos Minerais. 3. Classificação de  
Recursos Minerais. I. Ancelmi, Matheus Fernando, orient. II. Título.

Ficha gerada automaticamente com os dados fornecidos pelo autor.



GABRIEL CEZAR SILVA

## ESTIMATIVA E CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS PARA UM DEPÓSITO DE FERRO

A banca examinadora abaixo-assinada aprova o Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado à Universidade Federal de Alfenas (UNIFAL-MG) como parte dos requisitos para a integralização do curso de Especialização em Engenharia Mineral (CEEM).

Área de concentração: Lavra de Minas

Aprovada em:

Orientador: Prof. Dr. Matheus Fernando Ancelmi

Instituição: Universidade Federal de Alfenas

Assinatura:

Examinador 1: Prof. Dr. Edmo da Cunha Rodovalho

Instituição: Universidade Federal de Alfenas

Assinatura:

Examinador 2: Prof. Dr. Fabiano Cabañas Navarro

Instituição: Universidade Federal de Alfenas

Assinatura:





---

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço aos meus pais Daniela e Diuliano, e à minha irmã Diuliana, que são meus exemplos de dedicação, trabalho árduo e persistência. Sempre estiveram ao meu lado, apoiando-me em todas as fases da vida.

Agradeço ao meu grande amigo que se tornou um irmão, Luis Henrique, que sempre esteve comigo nos momentos de alegria e nos momentos difíceis.

Ao meu grande amigo Bruno Feijão, que considero como um irmão, que sempre esteve ao meu lado, mesmo com a distância, e que nas visitas a Paraíso sempre me recebe com boas conversas e moda de viola.

A Universidade Federal de Alfenas, em especial aos professores da Engenharia de Minas, pela educação de qualidade nestes 8 anos, entre graduações e agora concluindo a especialização.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
Universidade Federal de Alfenas - UNIFAL-MG  
Campus Avançado de Poços de Caldas  
Rodovia José Aurélio Vilela, nº 11.999 - Cidade Universitária  
CEP: 37715-400 - Poços de Caldas/MG



“Não espere o futuro mudar tua vida, porque  
o futuro será a consequência do presente.”  
(Racionais MC's)





## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Exemplo de histogramas: distribuição simétrica; (b) distribuição lognormal; (c) distribuição bimodal; (d) distribuição com forte assimetria positiva. ....	19
Figura 2 – Box plot e sua estrutura .....	20
Figura 3 - Variograma e suas propriedades .....	23
Figura 4 - Modelos de Variogramas .....	25
Figura 5 - Tipos de Anisotropias .....	26
Figura 6 - Classificação de Recursos e Reservas Minerais .....	33
Figura 7 - Fluxo de trabalho da pesquisa .....	34
Figura 8 - Exemplo de arquivo de entrada no SGeMS.....	36
Figura 9 - Disposição dos furos de sondagem .....	37
Figura 10 - Direções dos variogramas experimentais no plano .....	39
Figura 11 - Modelo de blocos em relação aos dados de sondagem .....	41
Figura 12 - Histograma e probabilidade acumulada para teor de Ferro .....	44
Figura 13 – Boxplot de distribuição dos teores de Ferro .....	45
Figura 14 - Comprimento das amostras antes e pós regularização .....	47
Figura 15 – Distribuição dos teores de ferro após regularização .....	48
Figura 16 - Diagrama de dispersão do teor de ferro em relação ao comprimento da amostra .....	49
Figura 17 - Diagrama de dispersão do teor de ferro em relação a comprimento das amostras menores que 5 metros. ....	50
Figura 18 - Variograma Omnidirecional.....	51
Figura 19 - Variograma na direção 45°/0° .....	51
Figura 20 - Variograma na direção 135°/0° .....	52
Figura 21 - Validação cruzada.....	54
Figura 22 - histograma e estatísticas descritivas do cálculo do erro .....	55
Figura 23 – Histograma de distribuição do teor de ferro estimado .....	56



Figura 24 - Modelo de blocos estimado .....	57
Figura 25 - Seções criadas .....	58
Figura 26 – Seção criada para validação visual .....	59
Figura 27 - Seção criada para validação visual.....	59
Figura 28 - Distribuição de incertezas em relação à frequência de número de blocos classificados e teor médio para cada classe.....	63



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros do modelo de blocos. ....	41
Tabela 2 – Intervalos de incerteza para classificação de reserva mineral. ....	43
Tabela 3 – Estatísticas descritiva de teor de ferro das amostras .....	46
Tabela 4 – Estatísticas descritivas do teor de ferro após regularização .....	48
Tabela 5 - Parâmetros de cálculo dos variogramas .....	52
Tabela 6 – Resumo das estruturas dos variogramas .....	53
Tabela 7 – Estatísticas descritivas do resultado da estimativa .....	56
Tabela 8 - Quantificação do recurso mineral estimado.....	60
Tabela 9 - Classes de incerteza para classificação de reservas minerais. ....	61
Tabela 10 - Classificação dos recursos minerais .....	62



## SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	14
2.	OBJETIVO .....	15
3.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
3.1.	ESTATÍSTICA.....	15
3.1.1.	VARIÁVEIS ALEATÓRIAS.....	16
3.1.2.	MÉDIA .....	16
3.1.3.	MEDIANA.....	17
3.1.4.	VARIÂNCIA.....	17
3.1.5.	DESVIO PADRÃO .....	18
3.1.6.	MÉTODOS GRÁFICOS DE DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA .....	18
3.1.7.	HISTOGRAMA.....	18
3.1.8.	BOX PLOT .....	20
3.2.	GEOESTATÍSTICA.....	21
3.2.1.	VARIÁVEIS REGIONALIZADAS.....	21
3.2.2.	VARIOGRAMA.....	22
3.2.3.	ANISOTROPIAS .....	25
3.2.4.	VALIDAÇÃO CRUZADA .....	26
3.2.5.	KRIGAGEM.....	27
3.2.6.	KRIGAGEM SIMPLES .....	27
3.2.7.	KRIGAGEM ORDINÁRIA.....	29
3.3.	CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS.....	29



3.3.1.	CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS POR MEIO DA QUANTIFICAÇÃO POR INCERTEZA.....	33
4.	MATERIAIS E MÉTODOS .....	34
4.1.	BANCO DE DADOS.....	35
4.2.	ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS DADOS .....	38
4.3.	REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS .....	38
4.4.	ANÁLISE VARIOGRÁFICA .....	38
4.5.	VALIDAÇÃO CRUZADA .....	40
4.6.	MODELO DE BLOCOS.....	40
4.7.	ESTIMATIVA.....	42
4.8.	VALIDAÇÃO DA ESTIMATIVA .....	42
4.9.	QUANTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS.....	42
5.	RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	44
5.1.	ESTATÍSTICA DESCRITIVA.....	44
5.2.	REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS .....	47
5.3.	ANÁLISE VARIOGRÁFICA .....	50
5.4.	VALIDAÇÃO CRUZADA .....	53
5.5.	KRIGAGEM ORDINÁRIA.....	55
5.6.	VALIDAÇÃO VISUAL.....	58
5.7.	QUANTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS ESTIMADOS.....	60
5.	CONCLUSÃO .....	64
6.	REFERÊNCIAS.....	66



## RESUMO

A estimativa e classificação de recursos e reservas minerais desempenham um papel crucial na avaliação da viabilidade econômica de projetos de mineração. Essa fase é de suma importância, uma vez que suas conclusões guiarão as etapas subsequentes do planejamento da mina, assegurando que a exploração do depósito seja conduzida com o máximo de eficiência e lucratividade. Nesse contexto, é imprescindível que a estimativa e a classificação sigam rigorosamente os padrões internacionais estabelecidos, os quais têm a finalidade de assegurar transparência e oferecer confiança aos investidores, desempenhando um papel crucial na promoção da segurança e integridade do processo. Neste estudo, conduziu-se a estimativa de massa e teores utilizando um conjunto de dados composto por 185 furos de sondagem de um depósito de minério de ferro situado em Carajás, no estado do Pará, empregando a técnica de krigagem ordinária, amplamente reconhecida e aceita pelo mercado. Além disso, os recursos estimados foram classificados de acordo com os intervalos de incerteza propostos por Yamamoto e Rocha (1996): valores entre 0% e 20% foram classificados como recursos medidos, de 20% a 50% como indicados, e acima de 50% como recursos inferidos, sendo todos calculados com um nível de confiança de 90%. O recurso mineral medido totalizou 9356 milhões de toneladas com um teor médio de 20,84% de Fe, enquanto o recurso indicado corresponde a 4119 milhões de toneladas com um teor médio de 38,69% de Fe, e o recurso inferido é de 1098 milhões de toneladas com um teor médio de Fe de 15,69%.

**Palavras-chave:** Geoestatística; Estimativa de Recursos Minerais; Classificação de Recursos Minerais; Krigagem Ordinária



## ABSTRACT

Estimation and classification of mineral resources and reserves play a crucial role in assessing the economic viability of mining projects. This phase is of utmost importance since its findings will guide the subsequent stages of mine planning, ensuring that deposit exploration is conducted with maximum efficiency and profitability. In this context, it is essential that the estimation and classification strictly adhere to established international standards, which aim to ensure transparency and provide confidence to investors, playing a crucial role in promoting the safety and integrity of the process. In this study, mass and grade estimation was carried out using a dataset consisting of 185 drill holes from an iron ore deposit located in Carajás, in the state of Pará, employing the widely recognized and market-accepted ordinary kriging technique. Additionally, the estimated resources were classified according to the uncertainty intervals proposed by Yamamoto and Rocha (1996): values between 0% and 20% were classified as measured resources, 20% to 50% as indicated, and above 50% as inferred resources, all calculated with a 90% confidence level. The total measured mineral resource amounted to 9356 million tons with an average grade of 20.84% Fe, while the indicated resource corresponds to 4119 million tons with an average grade of 38.69% Fe, and the inferred resource is 1098 million tons with an average Fe grade of 15.69%.

**Keywords:** Geoestatics; Mineral Resource Estimation; Mineral Resource Classification; Ordinary Kriging.



## 1. INTRODUÇÃO

A estimativa e classificação de recursos minerais desempenham um papel de extrema relevância na indústria de mineração, sendo cruciais para a avaliação da viabilidade econômica de projetos no setor. Através desses processos, é possível determinar a quantidade e qualidade dos minerais presentes nos depósitos, fator essencial para a tomada de decisões no ciclo de vida de uma mina. Além disso, as estimativas e classificações servem como base para o planejamento da exploração, que visa otimizar a eficiência e a lucratividade das operações mineiras.

As decisões estratégicas na mineração dependem, em grande parte, de estimativas confiáveis dos recursos minerais disponíveis. Essas estimativas influenciam diretamente a alocação de recursos, os investimentos e o desenvolvimento de estratégias de extração. Portanto, a precisão e a confiabilidade das estimativas de recursos minerais são fundamentais para garantir o sucesso de um empreendimento na indústria extrativa.

Para assegurar a transparência e a confiança dos investidores e stakeholders, é fundamental que as estimativas e classificações sigam rigorosamente os padrões internacionais estabelecidos. Esses padrões têm o propósito de estabelecer diretrizes e critérios consistentes para a realização desses processos, garantindo uma base sólida para as decisões de investimento e desenvolvimento de projetos minerários.

No contexto da estimativa de recursos minerais, a geoestatística desempenha um papel central. Através do uso de métodos geoestatísticos, como a krigagem ordinária, é possível realizar estimativas mais precisas e bem fundamentadas. A krigagem ordinária é uma técnica amplamente reconhecida e aceita pelo mercado de mineração devido à sua capacidade de considerar a estrutura espacial dos dados amostrais, levando em conta a variabilidade e correlações existentes no depósito mineral.

Além da estimativa, a classificação dos recursos minerais é crucial para definir sua confiabilidade e incerteza. Neste estudo, ao adotar os intervalos de incerteza propostos por Yamamoto e Rocha (1996), alinha-se com as boas práticas de mercado.



## 2. OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é efetuar a estimativa de recursos minerais por meio da técnica geoestatística de Krigagem Ordinária. Além disso, buscamos realizar a classificação desses recursos estimados, considerando a incerteza associada a cada bloco, a qual é calculada com base no erro padrão da média. A classificação dos blocos seguirá as categorias estabelecidas pelo Comitê Internacional de Declaração de Recursos e Reservas Minerais (CRIRSCO, 2013), que também foram adotadas pela CBRR (2016). A faixa de incertezas proposta por Yamamoto e Rocha (1996) será utilizada como referência para essa classificação.

## 3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 3.1. ESTATÍSTICA

A estatística tem como finalidade retratar a realidade observada por meio de abordagens numéricas e gráficas. A estatística descritiva, de natureza quantitativa e qualitativa, desempenha um papel crucial na caracterização numérica das distribuições de frequência dos dados. A análise estatística representa uma fase preliminar antes da aplicação de técnicas geoestatísticas e estimativas por krigagem, possibilitando a síntese dos dados sob análise (YAMAMOTO, 2001).

De acordo com Rossi e Deutsch (2014) as ferramentas estatísticas desempenham um papel essencial para na estimativa de recursos e reservas minerais, realizando análise aprofundada dos dados de depósitos minerais, garantindo a qualidade dos dados, resumindo informações e permitindo inferências e previsões. Além disso, a visualização dos dados desempenha um papel crucial na estimativa de recursos minerais, pois ajuda na compreensão dos dados e na validação de modelos distribuídos espacialmente.



### 3.1.1. VARIÁVEIS ALEATÓRIAS

Para Yamamoto e Landim (2012), uma variável aleatória representa um fenômeno que pode assumir diferentes valores, com cada valor tendo uma probabilidade associada. Um exemplo disso é uma série de lançamentos de dados, na qual o processo de lançamento pode ser repetido indefinidamente, e os resultados são independentes dos resultados anteriores.

As variáveis aleatórias podem ser discretas, assumindo valores específicos, ou contínuas, abrangendo um intervalo infinito de valores. Elas desempenham um papel crucial na modelagem de eventos incertos, permitindo a análise e a previsão de resultados probabilísticos.

### 3.1.2. MÉDIA

A média é um conceito estatístico que descreve o valor central de um conjunto de dados. Calculada somando todos os valores e dividindo pelo número de elementos, ela oferece uma representação típica das observações. No entanto, é importante lembrar que a média pode ser influenciada por valores extremos, chamados de outliers, e não reflete necessariamente a tendência central em distribuições assimétricas. A Equação 1 descreve o cálculo da média:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (\text{Equação 1})$$

Onde:

$\bar{x}$  = média

$n$  = número de amostras

$x_i$  = valor da amostra



### 3.1.3. MEDIANA

A mediana representa o valor central de um conjunto de dados quando eles estão organizados em ordem crescente ou decrescente. Para encontrá-la, basta identificar o valor central da lista de dados. A mediana é especialmente útil quando os dados têm valores atípicos, pois não é afetada por extremos, ao contrário da média. Isso a torna uma medida robusta de tendência central.

### 3.1.4. VARIÂNCIA

A variância é um conceito estatístico que mede a dispersão ou a diferença entre os valores individuais de um conjunto de dados e sua média. Ela é calculada através da média dos quadrados das diferenças entre cada valor e a média, proporcionando uma medida quantitativa da extensão da distribuição dos dados. Uma variância alta indica que os dados estão amplamente dispersos em relação à média, enquanto uma variância baixa sugere que os dados estão agrupados mais próximos da média. A Equação 2 apresenta o cálculo da variância:

$$S = \frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (\text{Equação 2})$$

Onde:

$S$  = Variância

$\bar{x}$  = média

$n$  = número de amostras

$x_i$  = valor da amostra



### 3.1.5. DESVIO PADRÃO

O desvio padrão é uma medida estatística que quantifica a dispersão dos dados em relação à média. Ele é calculado como a raiz quadrada da variância e fornece uma noção mais intuitiva da dispersão dos dados, pois está na mesma escala que os próprios dados. Um desvio padrão maior indica uma dispersão mais ampla em torno da média, enquanto um desvio padrão menor indica que os valores estão mais próximos da média.

$$s = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

(Equação 3)

### 3.1.6. MÉTODOS GRÁFICOS DE DISTRIBUIÇÃO DE FREQUÊNCIA

Conforme enfatizado por Rossi e Deutsch (2014), os gráficos de distribuição de frequências desempenham um papel fundamental em diversas áreas do conhecimento, incluindo a mineração. Sua capacidade de resumir informações de maneira acessível é particularmente importante, especialmente em cenários que envolvem conjuntos de dados volumosos. Dentre as representações mais comuns para ilustrar essas distribuições, destacam-se o histograma, o boxplot e a curva de distribuição acumulada. Essas ferramentas visuais facilitam a compreensão das tendências e padrões dos dados, tornando-se recursos essenciais para análise e tomada de decisões.

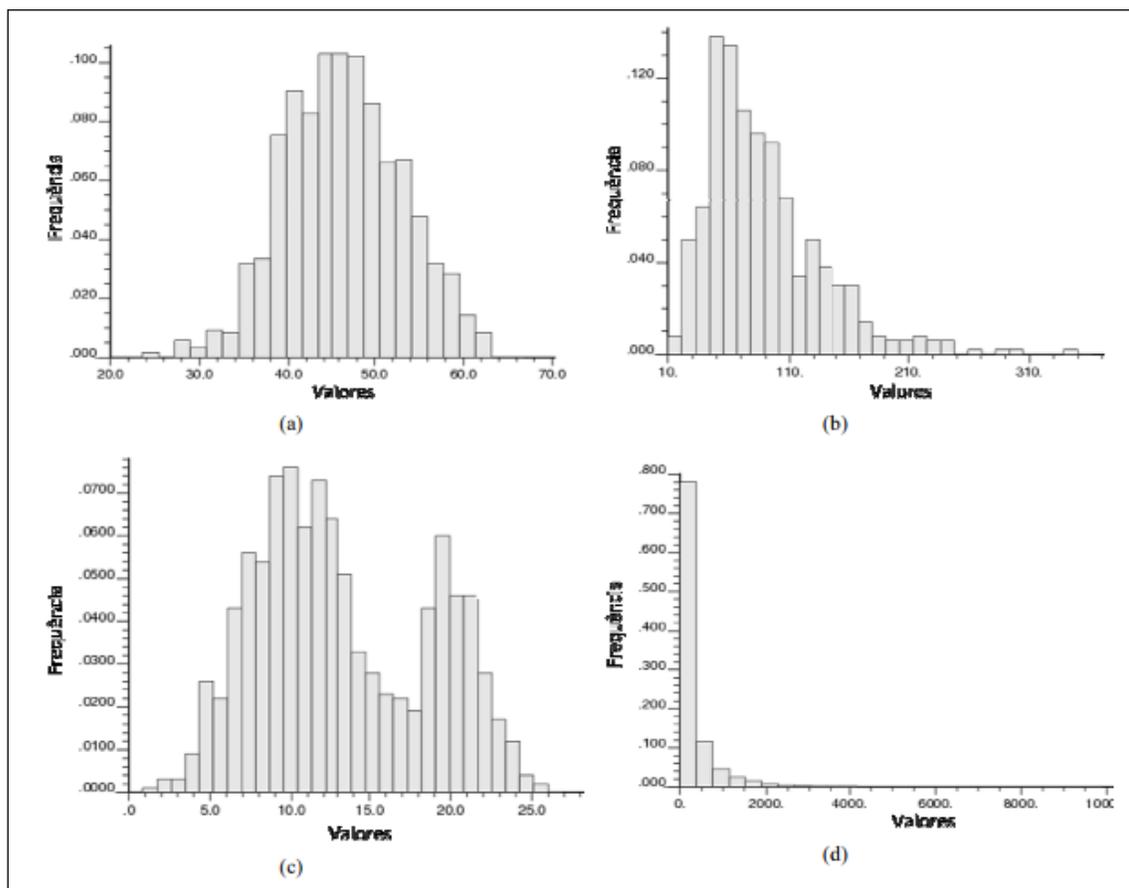
### 3.1.7. HISTOGRAMA

Um histograma é um gráfico de barras que representa a distribuição de dados, onde os intervalos de valores observados são exibidos no eixo horizontal, e a frequência com que esses intervalos ocorrem é refletida pela altura das barras no eixo vertical. A Figura 1 exemplifica essa representação, utilizando a frequência relativa unidade de medida, calculada como a



proporção entre o número de amostras em uma categoria e o número total de amostras. Os histogramas são valiosos na análise de dados devido à sua capacidade de proporcionar uma visão rápida das características da distribuição. Eles permitem identificar se a distribuição se assemelha a um modelo conhecido, como a gaussiana ou lognormal, ou se há múltiplas populações no conjunto de dados, evidenciadas por frequências relativamente anormalmente altas quando o gráfico é gerado com intervalos compatíveis com os valores mínimo e máximo da variável (MACHADO, 2012).

Figura 1 - Exemplo de histogramas: distribuição simétrica; (b) distribuição lognormal; (c) distribuição bimodal; (d) distribuição com forte assimetria positiva.



Fonte: Machado (2012)

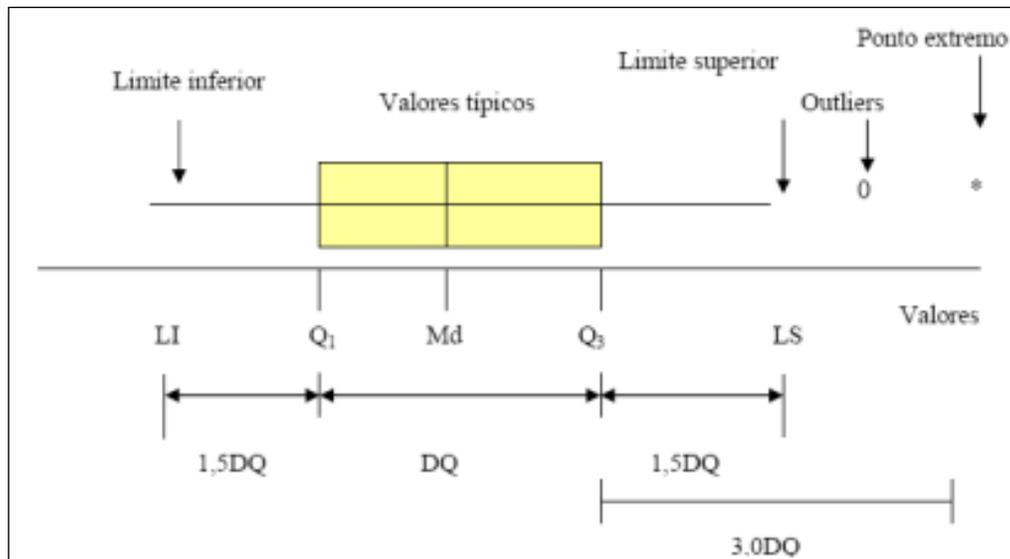


### 3.1.8. BOX PLOT

Os gráficos do tipo Box Plot têm como finalidade analisar a variação de uma variável em diferentes grupos de dados. Nesse tipo de gráfico, três elementos desempenham um papel fundamental na visualização dos dados: a amplitude (diferença entre o valor máximo e o valor mínimo), a dispersão e a assimetria da distribuição (Ferreira, 2016).

Os componentes do box plot são representados da seguinte maneira: o valor mínimo (LI), os quartis (Q1, mediana - Md e Q3) e o valor máximo (LS), conforme ilustrado na Figura 2. A distância entre os quartis, denominada de DQ ou distância interquartil, engloba 50% da distribuição dos dados e fornece informações fundamentais sobre a variabilidade e simetria dos dados.

Figura 2 – Box plot e sua estrutura



Fonte: Ferreira (2016)



## 3.2. GEOESTATÍSTICA

O estudo geoestatístico se inicia a partir de um conjunto de observações que constitui uma amostra. Essas observações, sejam elas de natureza quantitativa ou qualitativa, são empregadas com o propósito de inferir as propriedades do fenômeno espacial, por meio da análise de sua distribuição e variação no espaço, além da determinação das incertezas associadas a essas características (YAMAMOTO E LANDIM, 2012).

Conforme exposto por Matheron (1963), a geoestatística surgiu da necessidade dos mineradores em prever com exatidão os valores de suas reservas minerais. Quando passaram a levar em conta como a mineralização estava distribuída no espaço, a geoestatística proporcionou uma compreensão muito melhor dos recursos minerais.

### 3.2.1. VARIÁVEIS REGIONALIZADAS

Como mencionado por Yamamoto (2001), as variáveis regionalizadas são aquelas que estão intrinsecamente ligadas à sua localização, ou seja, representam os valores das variáveis associadas a pontos geográficos específicos.

Como Andriotti (1989) observa, Matheron escolheu a expressão "Variável Regionalizada" para realçar dois pontos importantes: primeiro, que as medições podem variar substancialmente entre si, indicando uma característica aleatória e que também podem seguir uma estruturação definida no espaço. Isaaks e Srivastava (1989) afirmam que, embora não seja possível conhecer com precisão os valores de uma variável regionalizada, as amostras obtidas em locais próximos tendem a ser mais semelhantes entre si do que aquelas coletadas em lugares distantes.

Yamamoto (2001) expõe que a Teoria das Variáveis Regionalizadas se concentra na análise das propriedades estruturais das variáveis regionalizadas, com o objetivo de abordar desafios relacionados à estimativa. Esta teoria inclui um conceito fundamental conhecido como hipótese intrínseca, que sugere que uma função descreve o comportamento da variável regionalizada no espaço.



### 3.2.2. VARIOGRAMA

O Variograma é uma ferramenta essencial na geoestatística, pois, com base na premissa da característica intrínseca, ilustra a variabilidade espacial das variáveis regionalizadas no espaço.

Conforme Yamamoto (2001), a função variograma  $2\gamma(h)$  descreve o comportamento espacial da variável regionalizada e é definida pela equação 4:

$$2\gamma(h) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(x+h) - Z(x)]^2 \quad (\text{Equação 4})$$

Onde:

$2\gamma(h)$  = função variograma

$n$  = número de pares de pontos separados por uma distância  $h$

$Z(x)$  = valor da variável regionalizada no ponto  $x$

$Z(x+h)$  = valor da variável no ponto  $(x+h)$

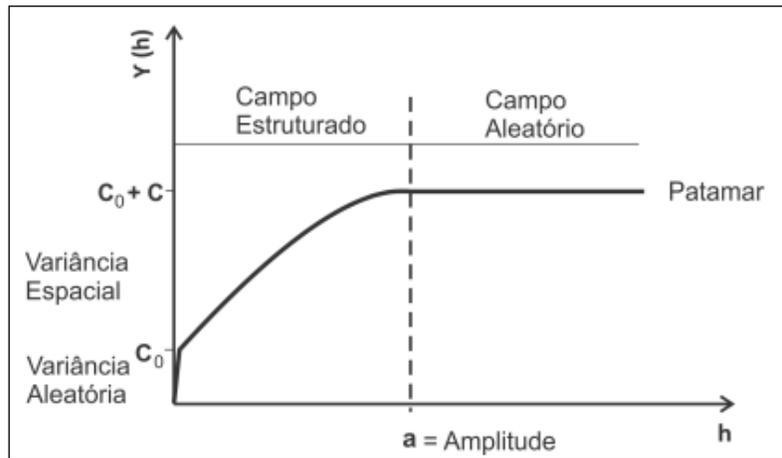
Para Yamamoto e Landim (2012), o variograma é determinado ao longo de uma direção específica, tornando-se assim uma função vetorial. Geralmente, são calculadas várias combinações de distâncias e direções para compreender a estrutura do depósito.

O variograma é uma função crescente em que o aumento da distância  $h$  entre amostras resulta em uma diminuição da influência de uma sobre a outra. Em geral, o variograma varia em diferentes direções espaciais, ou seja, ele se modifica com a alteração do vetor direção ( $h$ ).

As principais propriedades de um variograma são identificados na Figura 3 e serão descritos a seguir, conforme Yamamoto (2001):



Figura 3 - Variograma e suas propriedades



Fonte: Yamamoto (2001)

- **Patamar:** se refere ao valor da variância no qual o variograma se estabiliza. Ele é composto pela soma do efeito pepita e da variância espacial.
- **Amplitude:** é a distância na qual as amostras deixam de apresentar correlação espacial significativa entre si. Isso significa que a amplitude é a distância que separa a região onde o fenômeno exibe uma estrutura definida (chamada de campo estruturado) da região onde as amostras se tornam independentes (conhecida como campo aleatório).
- **Efeito Pepita:** é o valor da função variograma próximo à origem. Esse fenômeno é frequentemente associado a microestruturas geológicas, erros de amostragem ou inadequação na escala de amostragem.
- **Variância Espacial:** corresponde à diferença entre o patamar e o efeito pepita.



Após a obtenção dos variogramas experimentais, é crucial realizar a etapa de ajuste a um modelo teórico de variograma. Entre os modelos teóricos mais comuns utilizados, destacam-se o modelo gaussiano, o modelo exponencial e o modelo esférico, descritos a seguir:

- **Modelo Esférico:** Um dos modelos frequentemente observados em depósitos minerais. Esse modelo é considerado um modelo com características transitivas, conforme Olea (1999), envolvendo valores de patamar e alcances limitados. A expressão que descreve essa abordagem é a seguinte:

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[ \frac{3}{2} \left( \frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{h}{a} \right)^3 \right], \forall h < a$$
$$\gamma(h) = C_0 + C, \forall h \geq a$$

(Equação 5)

- **Modelo Exponencial:** Segundo Olea (1999) este modelo se aproxima assintoticamente do patamar e seu alcance é definido pela distância  $h$ , na qual o semi-variograma atinge  $0.95C$ , equivalendo a 95% do patamar:

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right]$$

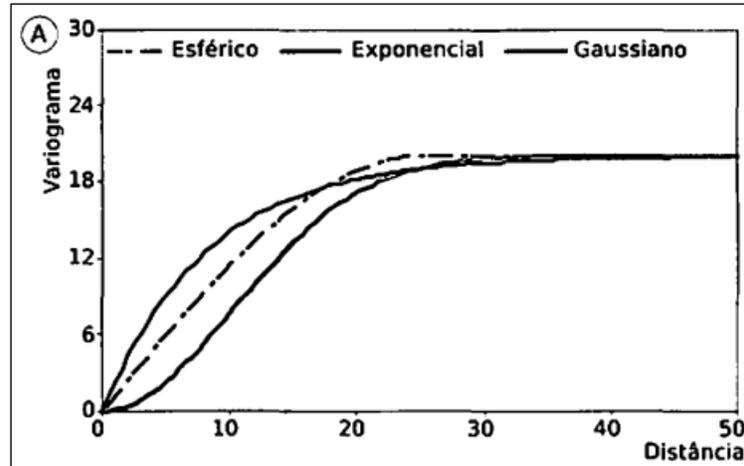
(Equação 6)

- **Modelo Gaussiano:** caracterizado por uma curva parabólica próxima à origem, indicando baixa variabilidade em pequenas escalas. Semelhante ao modelo exponencial, a aproximação ao patamar é assintótica, e na prática, atinge 95% desse valor (Olea, 1999):

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a^2}\right) \right]$$

(Equação 7)

Figura 4 - Modelos de Variogramas



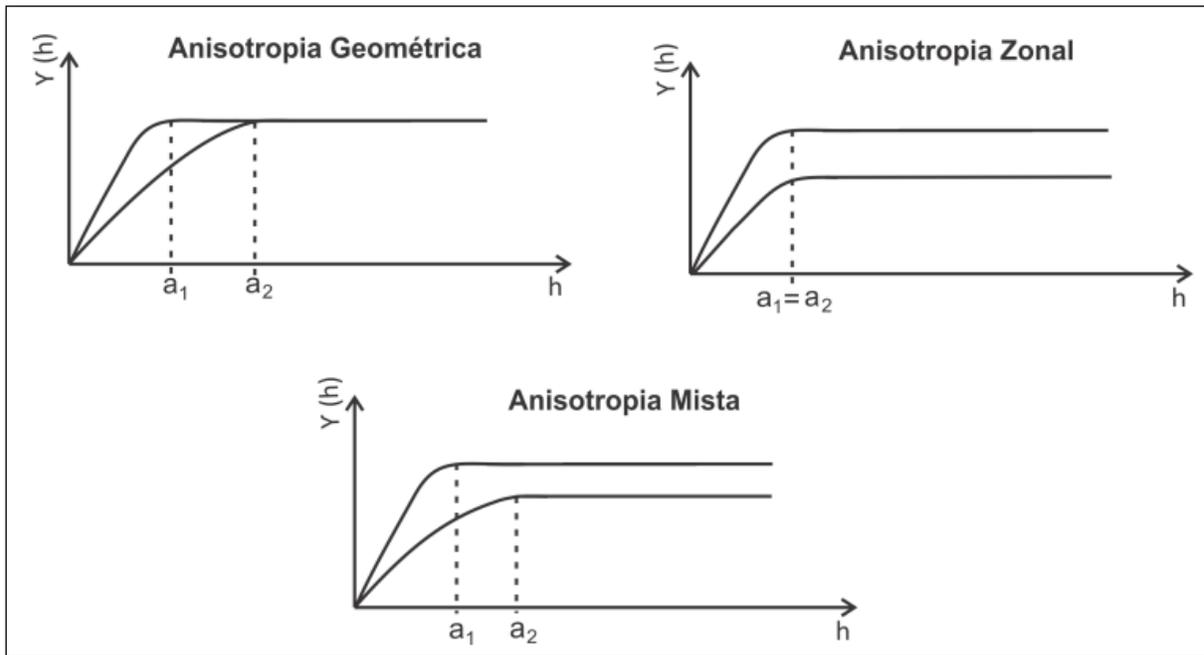
Fonte: Yamamoto e Landim (2012).

### 3.2.3. ANISOTROPIAS

A anisotropia se refere à variação no comportamento de um fenômeno espacial com base na direção, conforme discutido por Yamamoto (2001). Essa variação pode ser categorizada em três tipos principais: anisotropia geométrica, onde o patamar permanece constante enquanto a amplitude varia em diferentes direções; anisotropia zonal, em que o patamar varia de acordo com a direção, enquanto a amplitude permanece constante; e anisotropia mista, caracterizada pela variação tanto no patamar quanto na amplitude em diferentes direções. A Figura 4 ilustra os tipos de anisotropia.



Figura 5 - Tipos de Anisotropias



Fonte: Yamamoto (2001)

### 3.2.4. VALIDAÇÃO CRUZADA

A validação cruzada é empregada para avaliar a eficácia do modelo de variograma e dos parâmetros de vizinhança a serem aplicados na krigagem, desta forma a validação cruzada deve ser realizada anteriormente à estimativa.

Segundo Armstrong (1998), o procedimento consiste em remover de forma temporária um ponto amostral do conjunto de dados e estimando seu valor através da krigagem com base nas amostras encontradas nas proximidades. Ao repetir esse processo para todos os pontos amostrados, obtemos os erros de estimativa para cada ponto.

Se o erro encontrado for aceitável, os parâmetros selecionados serão considerados satisfatórios. Caso contrário, será necessário escolher novos parâmetros de vizinhança e/ou realizar novamente o ajuste do variograma.



### 3.2.5. KRIGAGEM

A krigagem é um procedimento geoestatístico usado para estimar valores de variáveis distribuídas no espaço e/ou tempo com base em valores adjacentes considerados interdependentes pela análise variográfica, e, em comparação com métodos tradicionais de estimativa como médias ponderadas ou médias móveis, destaca-se pela capacidade de fornecer estimativas imparciais e a menor variabilidade associada ao valor estimado (YAMAMOTO E LANDIM, 2012).

Conforme afirmado por Rossi e Deutsch (2014), a essência da krigagem reside na determinação dos pesos que visam à minimização da variância do erro esperado. A krigagem apresenta diversas abordagens, sendo que suas formas fundamentais se distinguem principalmente pelas premissas estabelecidas em relação à média local ou estacionária do domínio em questão. Entre os tipos mais prevalentes de krigagem, destacam-se a krigagem simples (KS) e a Krigagem Ordinária (KO).

### 3.2.6. KRIGAGEM SIMPLES

A Krigagem Simples (SK) é um método que visa minimizar a variância do erro sem impor restrições aos pesos. Nesse método, a média é considerada uma constante conhecida, a qual é inferida a partir das amostras disponíveis, e essa constante é aplicada a todo o domínio em análise.

Todos os algoritmos de krigagem são desenvolvidos com base em uma regressão linear, que corresponde ao estimador proposto por Deutsch e Journel (1992):

$$[Z_{KS}^*(x) - m(x)] = \sum_{i=1}^n \lambda_i(x)[Z(x_i) - m_i] \quad (\text{Equação 8})$$



Na equação fornecida, onde  $Z(x)$  representa a variável aleatória na localização  $x$ ,  $x_i$  refere-se às  $n$  localidades,  $m(x)$  denota o valor esperado da variável aleatória  $Z(x)$ , e  $ZKS^*$  representa o estimador de regressão linear da krigagem simples. Os pesos da krigagem simples, denotados como  $\lambda_i$ , onde  $i = 1, \dots, n$ , são determinados com base no método proposto por Deutsch e Journel (1992).

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j(x) C(x_j, x_i) = C(x, x_i), i = 1, \dots, n \quad (\text{Equação 9})$$

Segundo Ferreira (2016), para o desenvolvimento da krigagem simples, um dos requisitos essenciais é o conhecimento prévio do valor médio ( $m(x) = E[Z(x)]$ ) em todos os locais do domínio, bem como o conhecimento da matriz de covariância ( $C(x_i, x_j)$ , onde  $i, j = 0, 1, \dots, n$ ). Com base nesses requisitos, a inferência da média e da covariância dos dados depende da hipótese de estacionaridade da função aleatória  $Z(x)$ . Se a função aleatória for estacionária, o estimador da krigagem simples pode ser simplificado para:

$$Z_{KS}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i [z(x_i) - m_i] + m \quad (\text{Equação 10})$$

$$= \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) + \left[ 1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i(x_i) \right] m \quad (\text{Equação 11})$$

Onde  $z(x_i)$  corresponde aos dados observados,  $m$  representa a média conhecida e estacionária, e  $\lambda_i$  refere-se aos pesos determinados para minimização imparcial do erro de variância,  $\sigma^2 E(x) = Var\{ZKS^*(x) - Z(x)\}$ . Esse sistema de krigagem simples é representado por:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j(x) C(x_j - x_i) = C(x - x_i), i = 1, \dots, n \quad (\text{Equação 12})$$

Conforme indicado por Deutsch & Journel (1992), a substituição dos valores do semi-variograma ( $\gamma(h) = C_0 - C(h)$ ) pelo valor da covariância  $C(h)$  não é apropriada, a menos que a



soma dos pesos seja igual a um.

A definição dos pesos na krigagem simples estará unicamente ligada à otimização da minimização do erro de variância através da análise das derivadas parciais desse erro (ROSSI E DEUTSCH, 2014).

$$\frac{\delta \sigma_E^2}{\delta \lambda_i} = 2 \times \sum_{i=1}^n \lambda_{\beta} C(u_i, u_j) - 2 \times C(u, u_i) = 0, i = 1, \dots, n \quad (\text{Equação 13})$$

### 3.2.7. KRIGAGEM ORDINÁRIA

De acordo com Yamamoto e Landim (2012), a estimativa através da krigagem ordinária em um ponto não amostrado  $x_i$  é calculada como a combinação linear dos vizinhos mais próximos e pode ser expressa da seguinte forma:

$$Z_{KO}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i)] \quad (\text{Equação 14})$$

Sendo  $Z_{KO}$  o valor estimado no ponto ( $x_0$ );  $z(x_i)$  é o valor da variável regionalizada no  $i$ -ésimo ponto; e  $\lambda_i$  é o peso correspondente, calculado através da resolução do sistema de krigagem ordinária.

A Krigagem Ordinária (KO) diferencia-se da Krigagem Simples (KS) por não necessitar do conhecimento prévio da média para determinar os pesos, a fim de minimizar a variância do erro na estimativa, assumindo a condição de que a soma dos pesos na krigagem deve ser igual a um, conforme afirmado por Ferreira (2016).

## 3.3. CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS

A declaração pública de recursos e reservas minerais requer que sejam classificados em medido, indicado e inferido de acordo com graus de confiança, o que está diretamente relacionado ao nível de confiança geológica e da estimativa realizada. Além disso, nesta



categorização deve ser levada em conta a análise da viabilidade técnica e econômica associada à substância mineral em questão.

Conforme expõe Rossi e Deutsch (2014), existem distintos protocolos de categorização de recursos e reservas que são empregados, para cada país ou associação de nações. O desenvolvimento destes protocolos, ou regulamentações, tem como objetivo assegurar a confidencialidade dos investidores e a clareza das operações relacionadas à mineração, ao mesmo tempo em que se busca prevenir possíveis irregularidades.

Para Andrade (2018), os principais códigos internacionais, também conhecidos como NROs (organizações nacionais de relatórios), incluem o JORC (Joint Ore Reserves Committee), utilizado na Australásia (AUSIMM, 1999); o NI 43-101 (National Instrument 43-101) no Canadá (CIM, 2011); o Guia SME para Relatório de Resultados de Exploração, Recursos Minerais e Reservas Minerais (SME, 2017) nos Estados Unidos; o Código Sul-Africano para Relatórios de Resultados de Exploração, Recursos Minerais e Reservas Minerais (SAMREC, 2016) na África do Sul e a Comissão Brasileira de Recursos e Reservas (CBRR).

A Comissão Brasileira de Recursos e Reservas (CBRR) define um Recurso Mineral como uma concentração ou ocorrência de material sólido com valor econômico, localizada na crosta terrestre, que possui quantidade, qualidade e teor suficientes para permitir uma extração econômica viável. As características geológicas, como localização, quantidade, teor, continuidade e outros atributos, são determinadas com base em evidências e conhecimento geológico específico, incluindo amostragem. Os Recursos Minerais são classificados em três categorias distintas em ordem crescente de confiabilidade geológica:

- **Recursos Minerais Inferidos:** um Recurso Mineral Inferido é uma parte de um Recurso Mineral cuja quantidade, teor ou qualidade são estimados com base em evidências geológicas limitadas e amostragem. Essas evidências geológicas sugerem, mas não confirmam, a continuidade geológica e o teor ou qualidade. Os Recursos Minerais Inferidos possuem um nível de confiança mais baixo em comparação com os Recursos Minerais Indicados e não podem ser considerados Reservas Minerais. No entanto, é razoável esperar



que a maioria dos Recursos Minerais Inferidos possa ser reclassificada como Recursos Minerais Indicados com a continuação da exploração (CBRR, 2022).

- **Recursos Minerais Indicados:** Um Recurso Mineral Indicado é a parte de um Recurso Mineral para a qual a quantidade, teor, qualidade, densidades, forma e características físicas são estimadas com confiança suficiente. Essa confiança permite a aplicação de Fatores Modificadores em detalhe, apoiando o planejamento de mina e a avaliação da viabilidade econômica do depósito. A evidência geológica é obtida por meio de técnicas de exploração, amostragem e testes detalhados e confiáveis, sendo suficiente para assumir a continuidade geológica e do teor ou qualidade entre os pontos de observação. Um Recurso Mineral Indicado possui um nível de confiança inferior ao de um Recurso Mineral Medido e pode ser convertido apenas em uma Reserva Mineral Provável (CBRR, 2022).
- **Recursos Minerais Medidos:** Um Recurso Mineral Medido é a parte de um Recurso Mineral para a qual a quantidade, teor, qualidade, densidades, forma e características físicas são estimadas com confiança suficiente. Essa confiança permite a aplicação de Fatores Modificadores para apoiar o planejamento de lavra detalhado e a avaliação econômica final da viabilidade do depósito. A evidência geológica é obtida por meio de técnicas de exploração, amostragem e testes detalhados e confiáveis, sendo suficiente para confirmar a continuidade geológica e o teor ou qualidade entre os pontos de observação. Um Recurso Mineral Medido possui um nível de confiança mais alto do que aquele aplicável a um Recurso Mineral Indicado ou a um Recurso Mineral Inferido. Pode ser convertido em Reserva Mineral Provada ou em Reserva Mineral Provável (CBRR, 2022).

Além da definição de Reservas Minerais, a Comissão Brasileira de Recursos e Reservas (CBRR) traz também a definição de Recursos Minerais. Esse termo refere-se à porção economicamente viável de um Recurso Mineral Medido e/ou Recurso Mineral Indicado, considerando estimativas de diluição e perdas de materiais durante a extração com base em estudos de Pré-viabilidade ou Viabilidade. Esses estudos demonstram que, no momento de



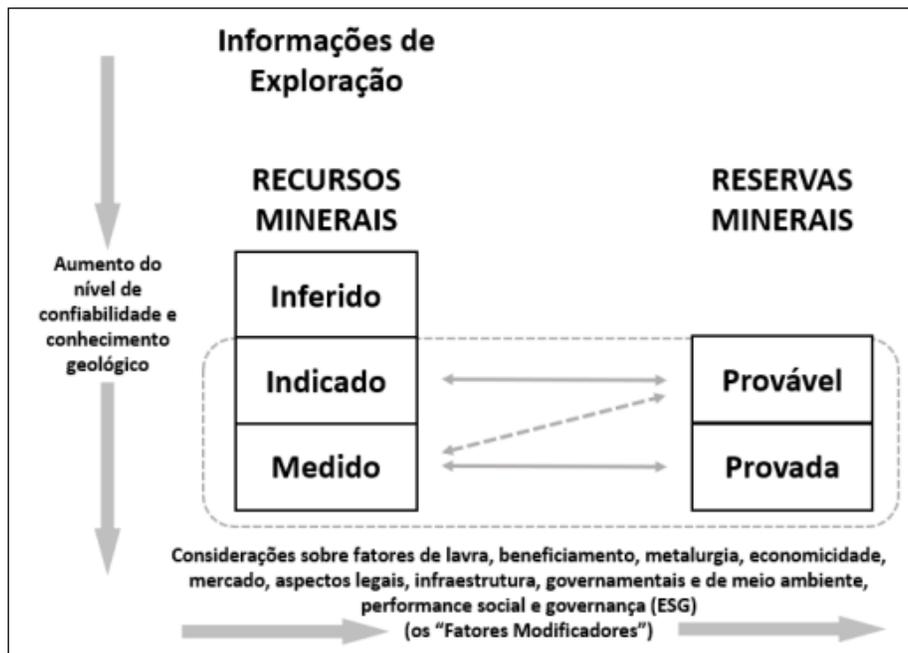
reportar as reservas, a extração pode ser justificada. O ponto de referência para definir as Reservas Minerais geralmente é onde o minério é entregue à planta de processamento, mas em casos diferentes, como para produtos vendáveis, são fornecidos esclarecimentos para informar completamente o leitor. As Reservas Minerais são subdivididas em Reserva Mineral Provável e Reserva Mineral Provada, em ordem crescente de confiabilidade, conforme descrito a seguir:

- **Reserva Mineral Provável:** É a porção economicamente viável de um Recurso Mineral Indicado e, em algumas circunstâncias, de um Recurso Mineral Medido. A confiança nos Fatores Modificadores aplicáveis a uma Reserva Mineral Provável é menor do que aquela aplicável a uma Reserva Mineral Provada (CBRR,2022).
- **Reserva Mineral Provada:** Uma Reserva Mineral Provada é a parte economicamente lavrável de um Recurso Mineral Medido. Uma Reserva Mineral Provada implica num alto grau de confiança nos Fatores Modificadores (CBRR, 2022).

A Figura 6 ilustra a relação entre recursos e reservas, e seus fatores de conversão, chamados de fatores modificadores.



Figura 6 - Classificação de Recursos e Reservas Minerais



Fonte: CBRR (2022)

### 3.3.1. CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS POR MEIO DA QUANTIFICAÇÃO POR INCERTEZA

Segundo Rossi e Deutsch (2014), os códigos internacionais de declaração de Recursos e Reservas minerais incentivam a quantificação da incerteza, mas não especificam um método, deixando essa escolha para a pessoa competente, com base em sua experiência profissional.

Andrade (2018), expõe que a classificação de Recursos Minerais com base em incertezas pode ser realizada usando métodos como a krigagem ordinária, incluindo a variância de krigagem e variância de interpolação, no entanto, os métodos da krigagem geralmente não consideram a incerteza local e dependem da distância entre as amostras.

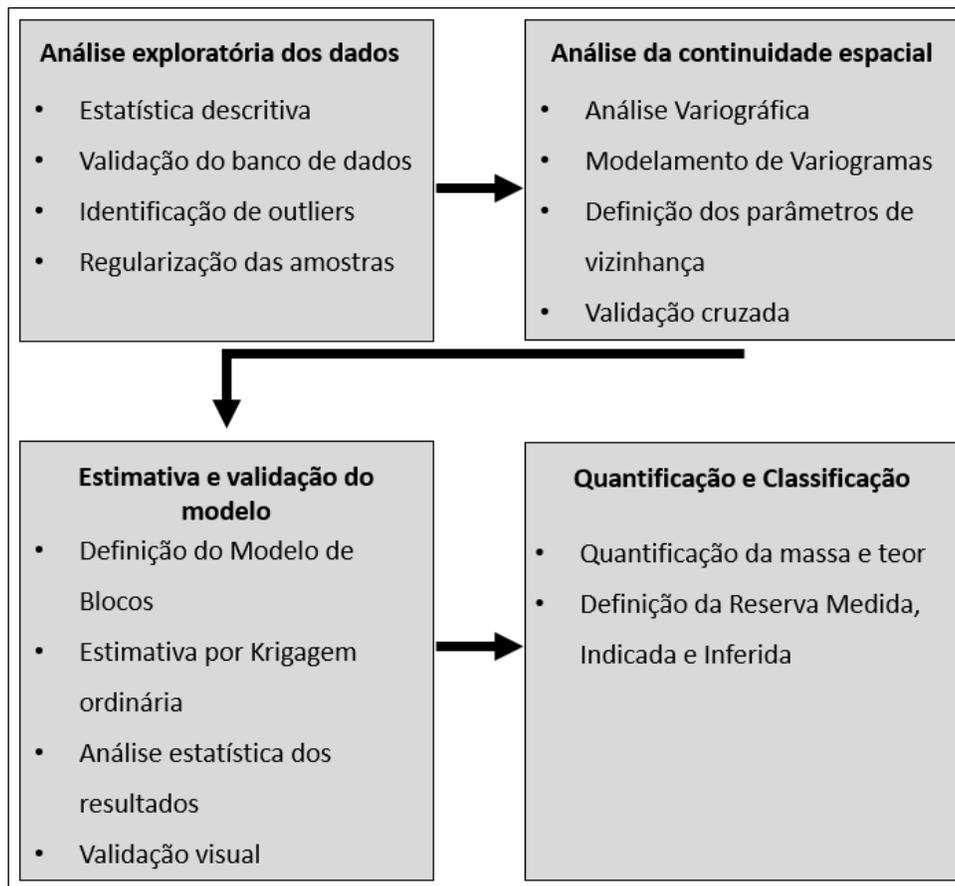
Yamamoto e Rocha (1996), recomenda que a classificação dos recursos pela incerteza da estimativa seja de 20% para o recurso medido, 50% para o recurso indicado e acima de 50% o inferido.



#### 4. MATERIAIS E MÉTODOS

Este trabalho foi realizado com o auxílio de softwares geoestatísticos de código aberto, o SGeMS versão 3.0 (Stanford Geostatistical Modeling Software) e o GSLib. Além disso, o software Microsoft Excel foi empregado para a realização de análises gráficas e estatísticas. A Figura 7 ilustra o fluxo de trabalho adotado na elaboração desta pesquisa.

Figura 7 - Fluxo de trabalho da pesquisa



Fonte: Autor



#### 4.1. BANCO DE DADOS

O banco de dados empregado neste estudo consiste em informações de furos de sonda de um depósito de ferro situado em Carajás, no estado do Pará. Estes dados foram fornecidos pela empresa Geovariances como parte de um conjunto de recursos de treinamento associados ao software geoestatístico Isatis.

O banco de dados é composto por três planilhas no formato texto separado por vírgulas (extensão .csv) com informações básicas dos furos de sonda:

- **Collar:** Código de identificação do furo (BHID), as coordenadas UTM (Leste, Norte e cota) da boca dos furos de sondagem e a profundidade máxima alcançada.
- **Assay:** Informações de profundidade, código de litologias e teores (%) de Fe, Mn, P, SiO<sub>2</sub> e Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>.
- **Survey:** Informações sobre profundidade (AT), azimute (BRG) e mergulho (DIP) ao longo dos furos.

Para atender às restrições de importação de dados do software SGeMS, os três arquivos foram consolidados e formatados no Microsoft Excel e, em seguida, exportados como um único arquivo de dados (.DAT). Isso permitiu que as informações fossem combinadas e estruturadas de acordo com o formato de cabeçalho e separação por espaços exigido pelo SGeMS. A Figura 8 exemplifica o formato de entrada exigido pelo SGeMS.



Figura 8 - Exemplo de arquivo de entrada no SGeMS.

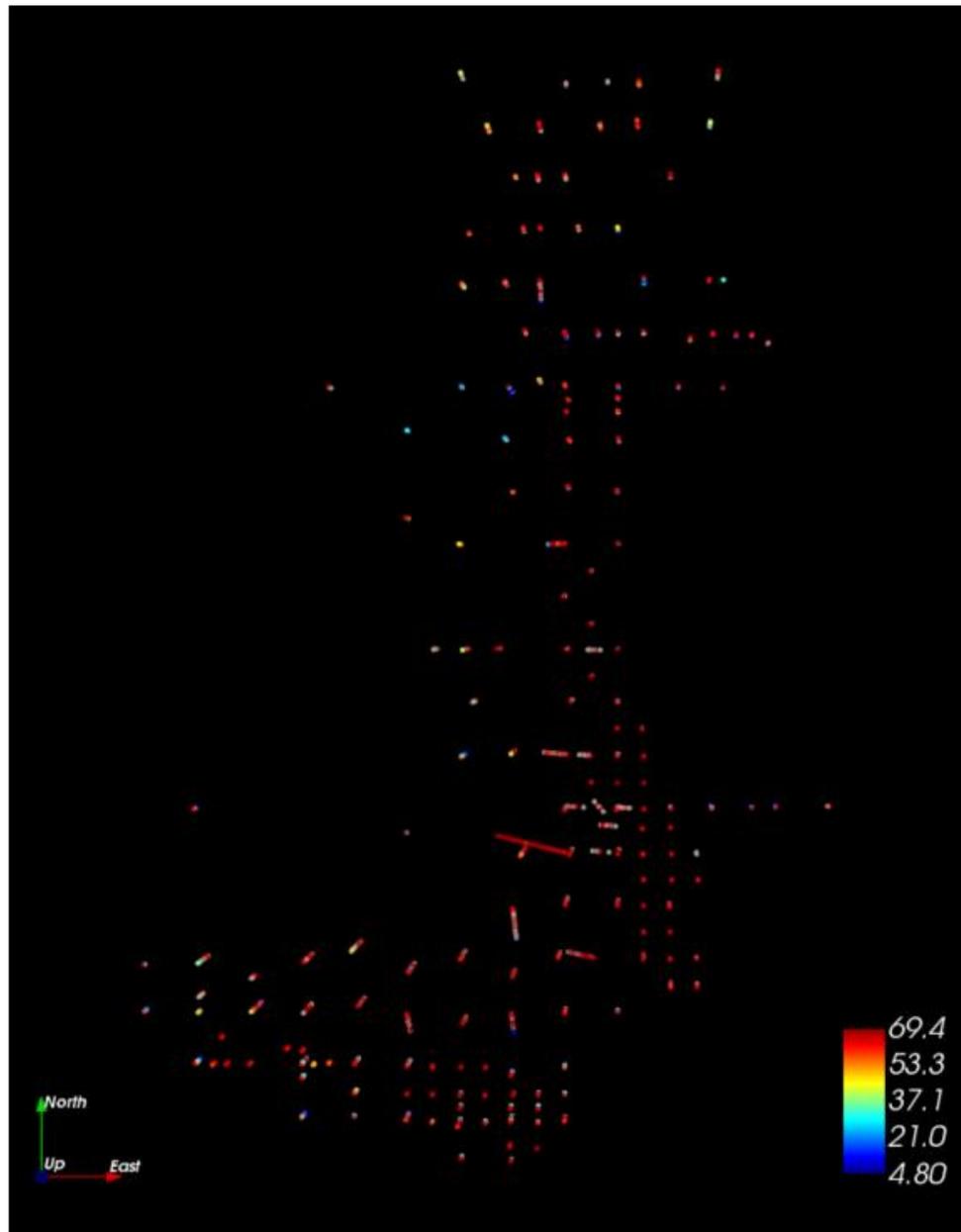
```
CARAJAS
10
X
Y
Z
ESP
FE
LITO
AL2O3
SI02
MN
P
1400.000 -195.000 801.960 4.5 65.90 6.00 0.90 0.20 0.07 0.13
1400.000 -195.000 797.515 4.4 66.70 6.00 0.90 0.10 0.08 0.12
1400.000 -195.000 793.270 4.1 67.70 3.00 0.50 0.20 0.08 0.11
```

Fonte: Autor

O banco de dados consiste em 185 furos de sondagem, a maioria dos quais são verticais e estão posicionados com um espaçamento médio de 150 metros. No entanto, existem regiões onde os furos estão mais densamente distribuídos, com variações nas distâncias entre eles. A figura 9 expõe a disposição espacial dos furos de sondagem, juntamente com a escala de teor de Ferro (%)



Figura 9 - Disposição dos furos de sondagem



Fonte: Autor



## 4.2. ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS DADOS

Utilizando o software SGeMS e o Excel, foi realizada uma análise estatística abrangente dos teores de ferro com o objetivo de aprimorar a compreensão dos dados brutos empregados nas estimativas.

Esta análise permitiu validar a integridade de nossa base de dados, identificar populações, intervalo de comprimentos, outliers e adquirir informações essenciais, como a média, a variância, a mediana, juntamente com os valores máximos e mínimos. Foram confeccionados gráficos de frequência, probabilidade acumulada e boxplot para visualizar os resultados das análises.

## 4.3. REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS

Para diminuir o impacto do efeito suporte nas estimativas, foi realizada a regularização do comprimento das amostras no *software* GSLIB. O procedimento foi executado com base no intervalo de comprimento de amostra mais frequente, o qual era é igual a 3 metros, considerando amostras com um comprimento mínimo de 1 metro.

A escolha do método de intervalo mais frequente ocorreu devido à grande quantidade de amostras de comprimento reduzido, visto que a regularização por bancadas teria resultado na perda significativa de informações.

## 4.4. ANÁLISE VARIOGRÁFICA

A análise variográfica dos dados foi realizada com o propósito de compreender a variância espacial da variável de teor de ferro. Permitindo identificar as direções de alta, média e baixa continuidade das amostras, bem como determinar os alcances do variograma.

Inicialmente, elaborou-se um variograma omnidirecional com o propósito de calcular o



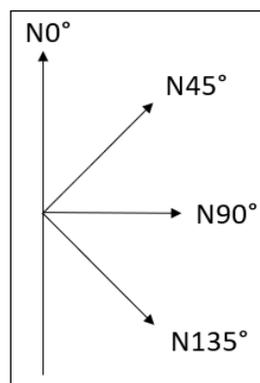
efeito pepita. Para a seleção de amostras próximas, estabeleceu-se um intervalo de lag com uma separação de 3 metros e uma tolerância de 1 metro, resultando em um total de 50 lags. O variograma omnidirecional foi configurado com um azimute de 0 graus e um mergulho de 90 graus, devido à predominância das amostras na direção vertical, acompanhado de uma tolerância angular de 22,5 graus

Para identificar a direção predominante da continuidade espacial horizontal, foi realizada uma análise variográfica em quatro direções distintas no plano horizontal (com um ângulo de mergulho de 0°).

O azimute inicial foi fixado em 0°, com acréscimos de 45° para determinar cada nova direção. As direções selecionadas foram 0°, 45°, 90° e 135°. Para a elaboração dos variogramas, levando em conta o espaçamento médio de 150 metros entre as amostras, foi estabelecido 21 intervalos de lags, com uma tolerância angular de 45°, e intervalos de comprimento de 150 metros, com uma margem de tolerância de 75 metros.

Através da análise variográfica foi constatado o tipo de anisotropia do domínio, que é do tipo mista, sendo assim foi escolhida a direção de maior amplitude para ajuste dos variogramas experimentais sobre um modelo de variograma teórico. A Figura 10 apresenta as direções dos variogramas experimentais calculados no plano.

Figura 10 - Direções dos variogramas experimentais no plano



Fonte: Autor



#### 4.5. VALIDAÇÃO CRUZADA

Após a modelagem dos variogramas, diversas configurações de vizinhanças de estimativa foram testadas. Para avaliar a eficácia dos parâmetros selecionados, foi conduzido um processo de validação cruzada no software SGeMS, através da ferramenta kriging-x-validation. Nesse processo, cada configuração de vizinhança testada foi inserida, acompanhada dos parâmetros do elipsoide de busca previamente definidos pela análise variográfica.

Na sequência da validação cruzada, foram obtidos os valores estimados para cada localização das amostras reais. Esses valores foram representados no *software* Excel através de um gráfico de dispersão, incluindo o ajuste linear entre os dados reais e estimados. A melhor configuração de vizinhança foi determinada com base no critério de seleção que apresentou o coeficiente de correlação mais elevado. Adicionalmente, foi gerado um histograma e foram calculadas estatísticas descritivas relativas ao erro de estimativa, que reflete a diferença entre os valores reais e estimados. Um indicativo da eficácia do procedimento é a tendência da média desses erros se aproximar de zero.

#### 4.6. MODELO DE BLOCOS

Para realizar a estimativa dos teores de ferro, foi necessário criar o modelo de blocos. As dimensões do modelo de blocos foram definidas como metade do espaçamento médio entre as amostras, ou seja, 75 metros, a fim de reduzir a variância entre os blocos. A altura de cada bloco foi determinada com base na altura da bancada, que foi estabelecida em 15 metros.

Devido à limitação do SGeMS que não permite a criação de um modelo de blocos em formato irregular, foi criado um modelo que englobasse todas as amostras nas dimensões X, Y e Z. Para isso, foi necessário definir as coordenadas de origem do modelo, que foram estabelecidas na amostra localizada na extremidade sul esquerda. Utilizando o *software* Excel e as informações sobre o tamanho dos blocos, juntamente com as coordenadas máximas e mínimas, determinou-



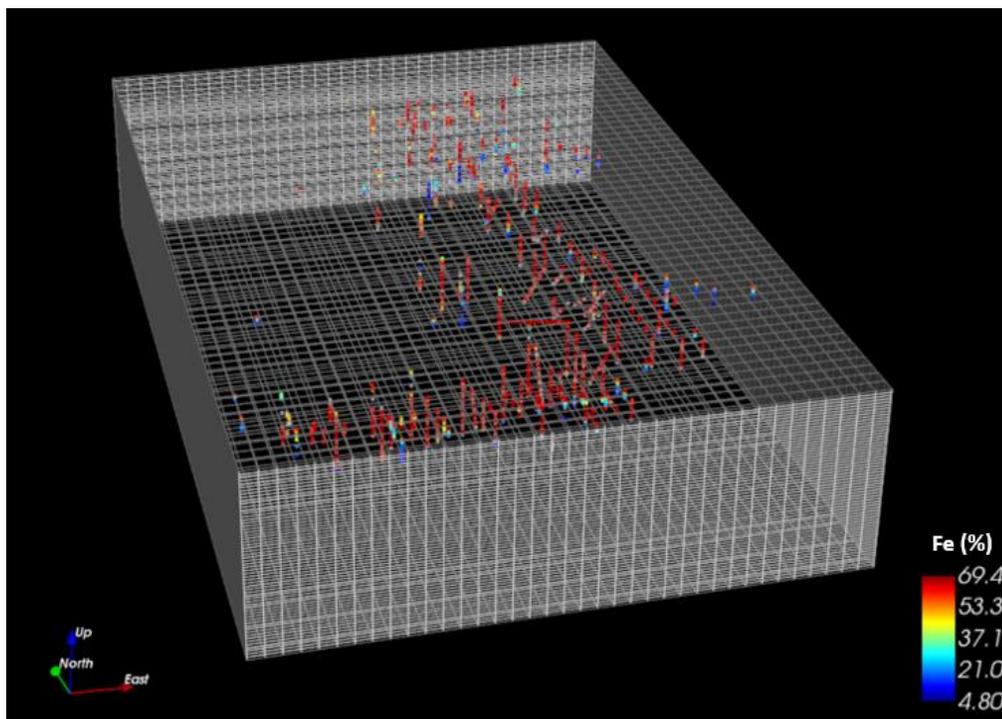
se a quantidade de blocos em cada direção. A Tabela 1 e a Figura 11 exibem os parâmetros de entrada para a criação do modelo de blocos e a distribuição destes em relação aos dados de sondagem, respectivamente.

Tabela 1 – Parâmetros do modelo de blocos.

	Este	Norte	Cota
<b>Origem (UTM)</b>	-66	-425	-81
<b>Máximo (UTM)</b>	2675	3845	825
<b>Dimensão do Bloco (m)</b>	75	75	15
<b>Número de Blocos</b>	37	57	61

Fonte: Autor

Figura 11 - Modelo de blocos em relação aos dados de sondagem



Fonte: Autor



#### **4.7. ESTIMATIVA**

O método escolhido para estimar os blocos foi a krigagem ordinária, com os parâmetros de busca determinados com base na análise variográfica, utilizando um mínimo de 4 amostras e um máximo de 8 amostras. Os resultados da análise variográfica foram incorporados como dados de entrada, resultando na geração dos blocos estimados, bem como no modelo de variância da krigagem.

#### **4.8. VALIDAÇÃO DA ESTIMATIVA**

Para validar o modelo estimado, foi realizada uma validação visual por meio da criação de seções nas direções X, Y e Z, onde os valores dos blocos estimados foram comparados visualmente com os dados de sondagem correspondentes.

Ressalta-se que, previamente à estimativa, foi conduzida a validação cruzada, conforme discutido em um tópico anterior. Nessa etapa, a validação da estimativa envolveu a avaliação do coeficiente de correlação obtido a partir da regressão entre a variável de teor estimado e o teor real, bem como a análise do histograma da variável de erro de estimativa.

#### **4.9. QUANTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS**

Após a estimativa e validação do modelo de blocos, procedeu-se à determinação do volume da reserva. Para calcular a massa total da reserva e a tonelagem de ferro, devido à falta de informações de densidade no banco de dados, foi adotado um valor médio constante para a densidade de minério de ferro em todo o depósito.

Essa escolha se baseou em um relatório técnico conduzido pela Vale (2021), que identificou que aproximadamente 80% da mineralização na região de Carajás consiste em Hematita Friável, com uma densidade média de  $3,03 \text{ g/cm}^3$ . Devido à impossibilidade de realizar



uma modelagem geológica no SGeMS para segmentar o modelo de blocos em diferentes litotipos, a decisão foi aplicar uniformemente esse valor de densidade a todos os blocos.

A incerteza foi quantificada a partir de um nível de confiança de 90%, através do cálculo do erro padrão da média, convertido em percentual do valor calculado por krigagem ordinária, conforme equação a seguir:

$$\text{Incerteza} = \left[ \frac{z \frac{\sigma}{\sqrt{n}}}{KO} \right] * 100\%$$

Equação (15)

Para a classificação dos recursos minerais, foi considerado o intervalo de incerteza proposto por Yamamoto e Rocha (1996). Não foi atribuída classificação de recurso mineral a blocos com incerteza superior a 100%. A Tabela 2 apresenta os intervalos de incerteza utilizados para a classificação.

Tabela 2 – Intervalos de incerteza para classificação de reserva mineral.

Classe	Intervalo de Incerteza
Medido	0-20%
Indicado	20-50%
Inferido	50-100%

Fonte: Autor

Para calcular a incerteza associada a cada bloco, os valores de teores foram exportados em formato de texto separados por vírgulas (extensão .csv) e, em seguida, importados para o Excel. No Excel, foram realizados os cálculos e a confecção de gráficos. Devido à limitação do SGeMS em não permitir a exportação do modelo de blocos completo, exportamos apenas os valores de teores juntamente com os erros associados a cada bloco, sem a localização espacial dos mesmos. Como resultado, não foi possível visualizar a classificação dos blocos.

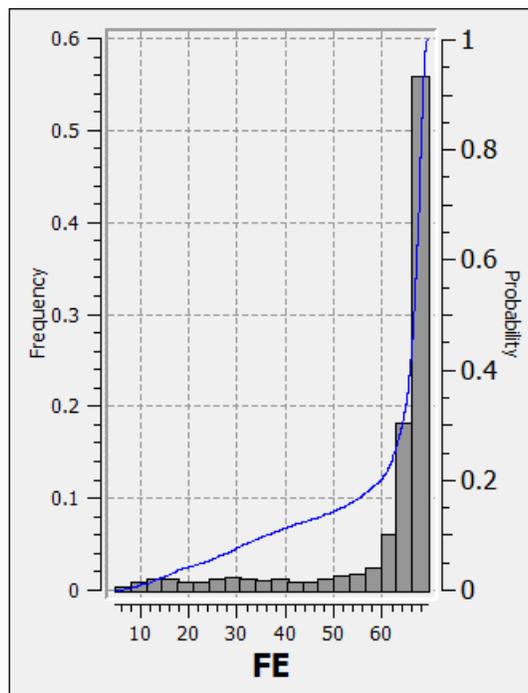


## 5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 5.1. ESTATÍSTICA DESCRITIVA

A primeira fase da investigação do depósito mineral concentrou-se na análise exploratória dos dados coletados. Inicialmente, utilizou-se o software SGeMS para gerar um histograma de frequência e um gráfico de probabilidade acumulada, e o Excel foi empregado para criar um boxplot. Essas representações visuais permitiram uma compreensão da distribuição dos teores de ferro no depósito, como ilustrado nos Gráficos 12 e 13, respectivamente.

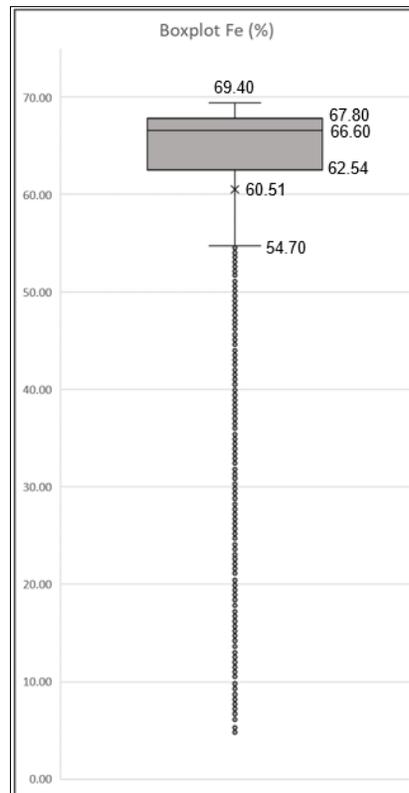
Figura 12 - Histograma e probabilidade acumulada para teor de Ferro



Fonte: Autor



Figura 13 – Boxplot de distribuição dos teores de Ferro



Fonte: Autor

Adicionalmente, os resultados quantitativos desta etapa podem ser observados na Tabela 3, a qual apresenta as principais estatísticas descritivas, tais como média, desvio padrão, valores mínimo e máximo, quartis e outras métricas relevantes.



Tabela 3 – Estatísticas descritiva de teor de ferro das amostras

<b>Estatística Descritivas - Ferro (%)</b>	
Número de Amostras	5069
Média	60.51
Variância da amostra	201.40
Desvio padrão	14.19
Coefficiente de Variação	23.45
Curtose	4.04
Assimetria	-2.26
Mínimo	4.80
Quartil Inferior	62.54
Mediana	66.60
Quartil Superior	67.80
Máximo	69.40

Fonte: Autor

A análise dos gráficos e da tabela revela que a distribuição dos teores de minério é classificada como leptocúrtica e unimodal, o que indica uma maior concentração dos dados em torno da média, mas também a presença de valores extremos, conforme demonstrado pelo boxplot.

A assimetria negativa sugere uma frequência maior de teores maiores em relação aos teores menores. Além disso, as medidas de variância, desvio padrão e coeficiente de variação mostram que os teores apresentam uma relevante dispersão em relação à média, caracterizada por valores atípicos ou extremos.

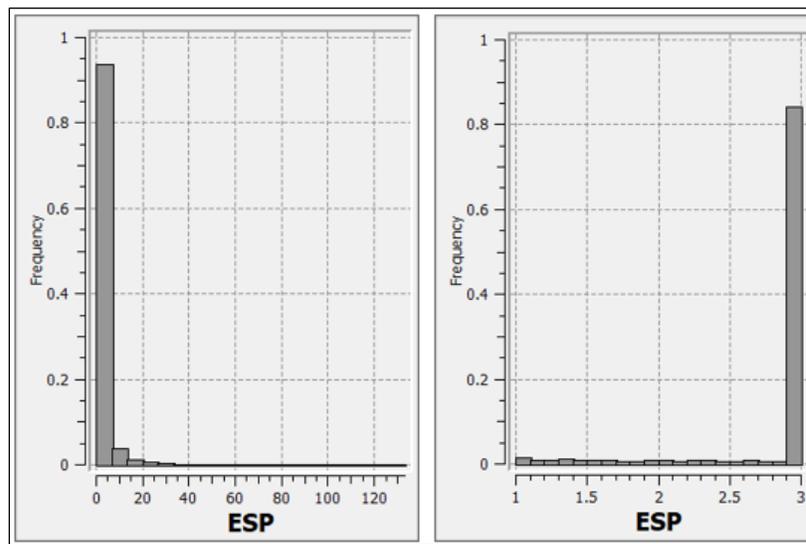
Ao analisar a distribuição de probabilidade acumulada, observou-se que ela é contínua e não apresenta mudanças significativas em seu comportamento. Isso indica que não há erros de digitação no banco de dados e que os dados não se referem a populações distintas. Portanto, não é necessário utilizar técnicas de capping para realizar tratamento dos outliers, uma vez que a distribuição dos dados se demonstra estar adequada.



## 5.2. REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS

O conjunto de dados abrange um total de 5766 amostras, com espessuras variando de 0,01 a 133,17 metros. Essas espessuras foram padronizadas para intervalos de 3 metros, sendo este o comprimento de amostra mais frequente, respeitando um comprimento mínimo de 1 metro. A Figura 14 ilustra a distribuição das espessuras das amostras, antes e após o processo de regularização.

Figura 14 - Comprimento das amostras antes e pós regularização

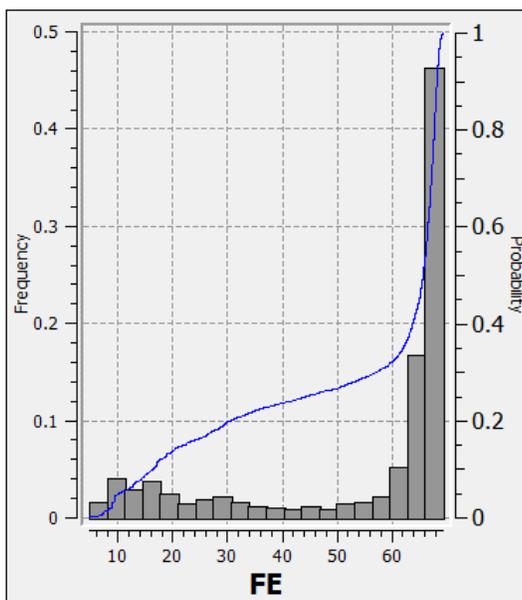


Fonte: Autor

O histograma de frequência dos teores de Ferro após a regularização é apresentado na Figura 15. As estatísticas descritivas das amostras do corpo de minério são apresentadas na tabela 4.



Figura 15 – Distribuição dos teores de ferro após regularização



Fonte: Autor

Tabela 4 – Estatísticas descritivas do teor de ferro após regularização

Estatística Descritivas - Ferro (%)		
Estatística	Não Regularizadas	Regularizadas
Número de Amostras	5069	6232
Mínimo	4.80	4.80
Quartil Inferior	62.54	44.33
Mediana	66.60	65.70
Média	60.51	54.12
Quartil Superior	67.80	67.50
Máximo	69.40	69.30
Desvio padrão	14.19	20.29

Fonte: Autor

Após a regularização, observamos um aumento de 23% no número de amostras, juntamente com uma redução de 6,39% no teor de ferro. Isso representa uma variação de 10,57%



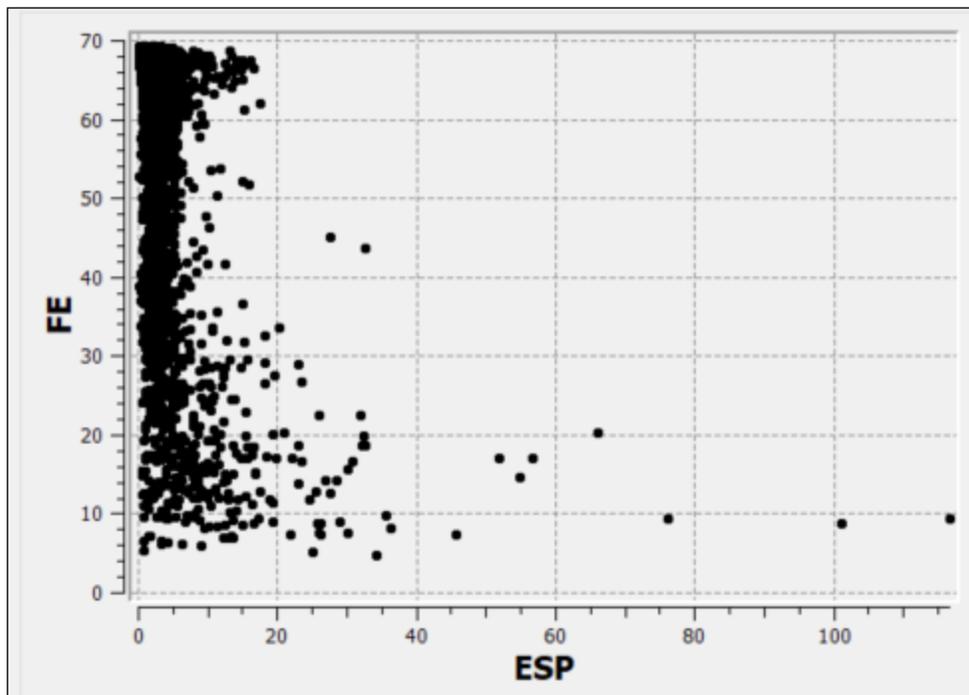
em relação à média dos teores originais.

Essa oscilação pode ser explicada pela presença de amostras com comprimentos superiores a 3 metros que possuem teores mais baixos, enquanto amostras com menos de 1 metro de comprimento exibem teores mais elevados, conforme visualizados nas Figuras 16 e 17.

Ao realizar a regularização do banco de dados, as amostras com comprimentos superiores a 3 metros foram subdivididas em amostras menores, enquanto aquelas com menos de 1 metro de comprimento foram excluídas do procedimento. Isso resultou na diminuição da média dos teores de ferro.

No entanto, é importante ressaltar que a regularização foi um procedimento válido, pois garantiu que todas as amostras compartilhassem o mesmo suporte amostral.

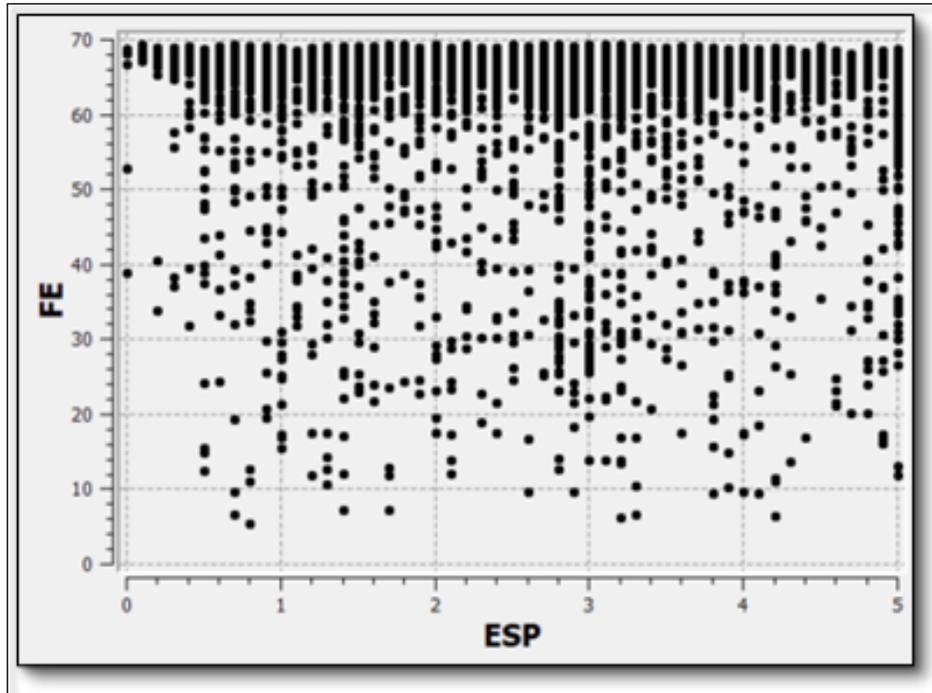
Figura 16 - Diagrama de dispersão do teor de ferro em relação ao comprimento da amostra



Fonte: Autor



Figura 17 - Diagrama de dispersão do teor de ferro em relação a comprimento das amostras menores que 5 metros.



Fonte: Autor

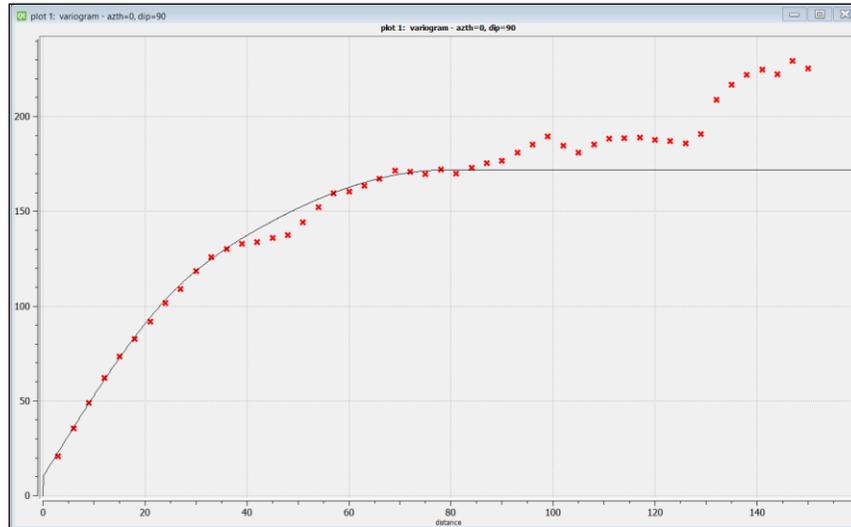
### 5.3. ANÁLISE VARIOGRÁFICA

A análise geoestatística iniciou-se com a análise exploratória nas seguintes direções:  $0^\circ/0^\circ$ ,  $45^\circ/0^\circ$ ,  $90^\circ/0^\circ$ ,  $135^\circ/0^\circ$  e  $0^\circ/90^\circ$ . A interpretação das análises indicou que o domínio exibe anisotropia de tipo misto. Portanto, foram calculados variogramas experimentais para as direções com maior amplitude ( $45^\circ/0^\circ$  e  $135^\circ/0^\circ$ ), bem como na direção vertical ( $0^\circ/90^\circ$ ). Posteriormente, esses variogramas foram ajustados a modelos teóricos de variograma.

As Figuras 18, 19 e 20 apresentam os variogramas experimentais ajustados ao modelo teórico de variograma.

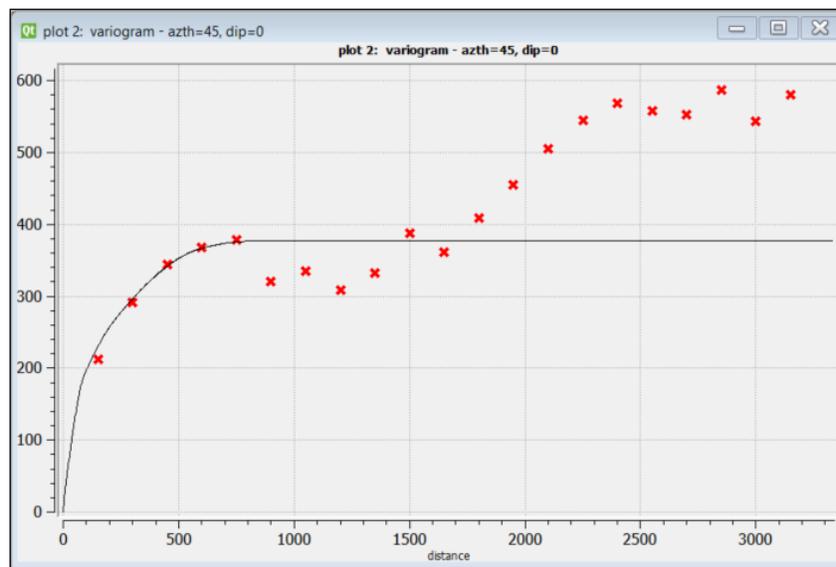


Figura 18 - Variograma Omnidirecional



Fonte: Autor

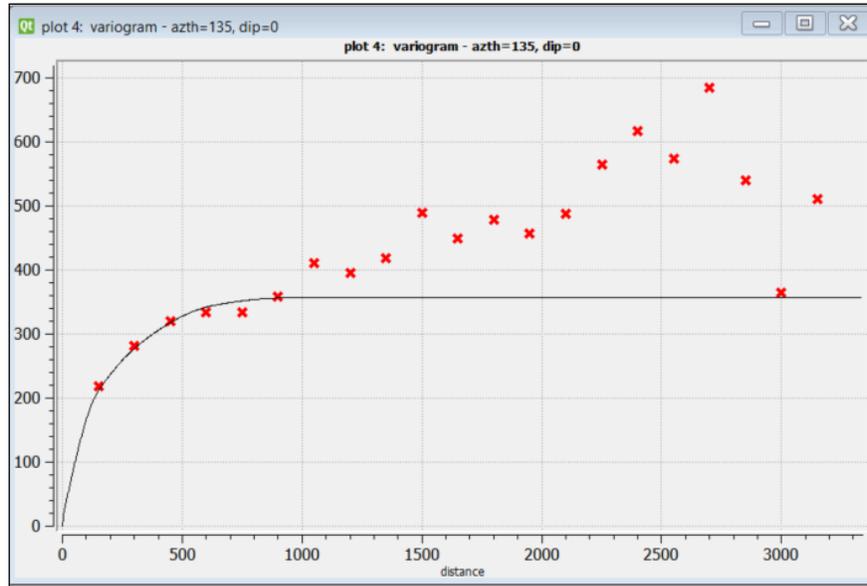
Figura 19 - Variograma na direção 45°/0°



Fonte: Autor



Figura 20 - Variograma na direção 135°/0°



Fonte: Autor

Na Tabela 5, são exibidos os parâmetros empregados no cálculo dos variogramas, enquanto o resumo das estruturas dos variogramas é apresentado na Tabela 6.

Tabela 5 - Parâmetros de cálculo dos variogramas

Direção	Passo	Número de Passos	Tolerância Angular	Tolerância na Distância
U	150	21	45	75
V	150	21	45	75
W	3	50	22.5	1

Fonte: Autor



Tabela 6 – Resumo das estruturas dos variogramas

Estrutura (Modelo Esférico)	X (m)	Y (m)	Z (m)	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	10
1ª Estrutura	150	125	80	112
2ª Estrutura	294	210	30	30
3ª Estrutura	350	300	40	20
4ª Estrutura	630	600	-	105
5ª Estrutura	950	850	-	80
6ª Estrutura	-	850	-	20

Fonte: Autor

#### 5.4. VALIDAÇÃO CRUZADA

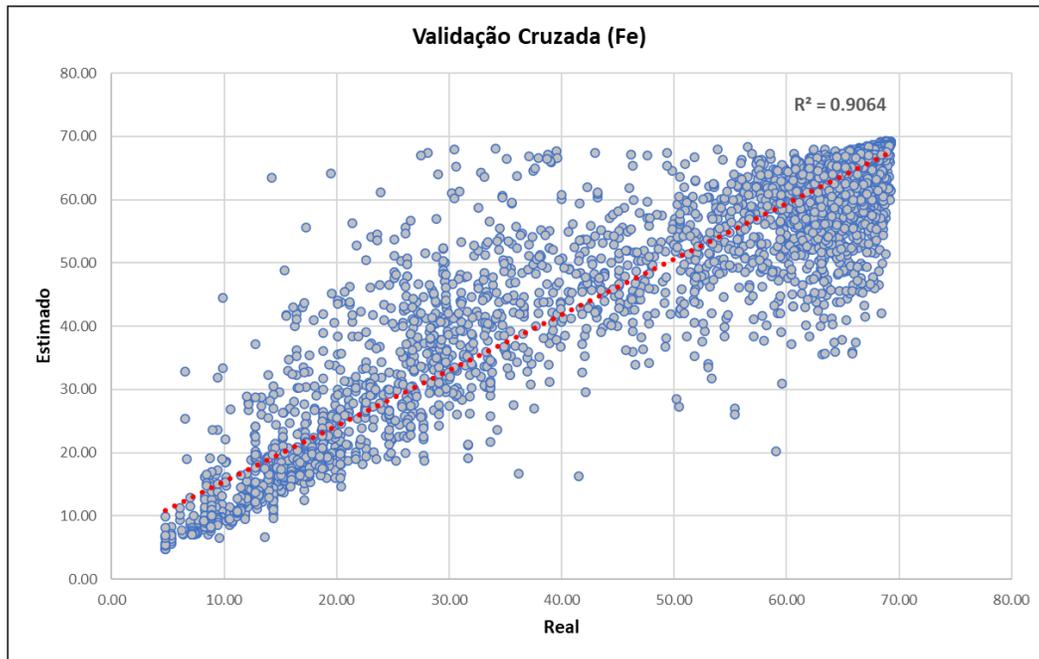
Após a modelagem dos variogramas, com o objetivo de identificar os parâmetros de vizinhança mais adequados para a estimativa por krigagem ordinária, foi realizada a validação cruzada. Nesse processo, foram testadas várias configurações de vizinhança.

Foram adotados os ranges de 950 metros, 850 metros e 80 metros nas direções X, Y e Z, respectivamente. A configuração de vizinhança que considerou um mínimo de 4 amostras e um máximo de 8 amostras mostrou-se como a que produziu os melhores resultados.

A Figura 21 exibe o diagrama de dispersão entre os valores reais e os valores estimados, incluindo a linha de ajuste linear dos dados. Foi obtido um coeficiente de correlação de 0,95 e um valor R quadrado de 0,90, ambos se aproximando muito de um. Esses resultados demonstram uma excelente qualidade nos ajustes dos parâmetros de estimativa.



Figura 21 - Validação cruzada

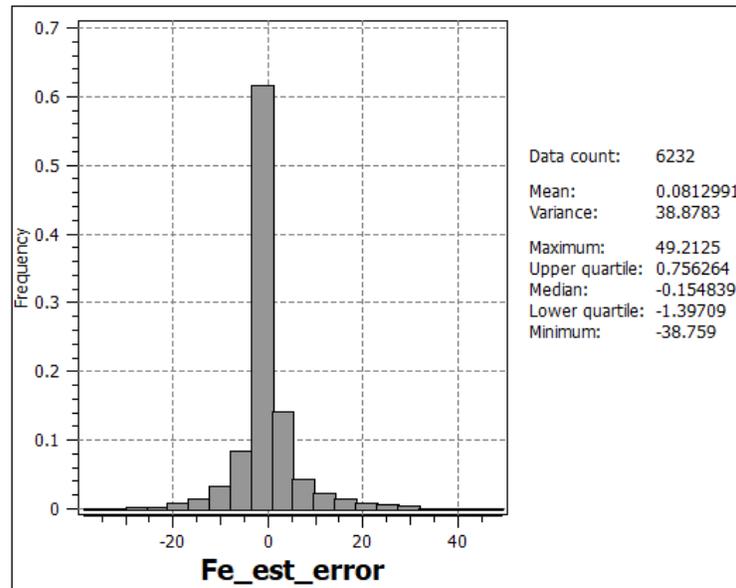


Fonte: Autor

Na Figura 22, é possível visualizar o histograma e as estatísticas descritivas relacionadas ao cálculo do erro, que representa a discrepância entre os dados reais e os estimados. Observa-se que a média se aproxima de zero, o que sugere uma alta qualidade na estimativa.



Figura 22 - histograma e estatísticas descritivas do cálculo do erro



Fonte: Autor

## 5.5. KRIGAGEM ORDINÁRIA

Antes da realização da estimativa, um grid de modelo de blocos com dimensões de 75m x 75m x 15m foi criado, abrangendo toda a área amostrada. Foram obtidos um total de 37, 57 e 61 blocos nas direções X, Y e Z, respectivamente.

A estimativa foi realizada pelo método da krigagem ordinária, fazendo uso do software SGeMS e incorporando o elipsoide de busca e os parâmetros previamente estabelecidos nos tópicos anteriores.

As estatísticas descritivas dos resultados da krigagem ordinária podem ser visualizadas na Tabela 7, e o histograma da distribuição de teores está representado na Figura 23.

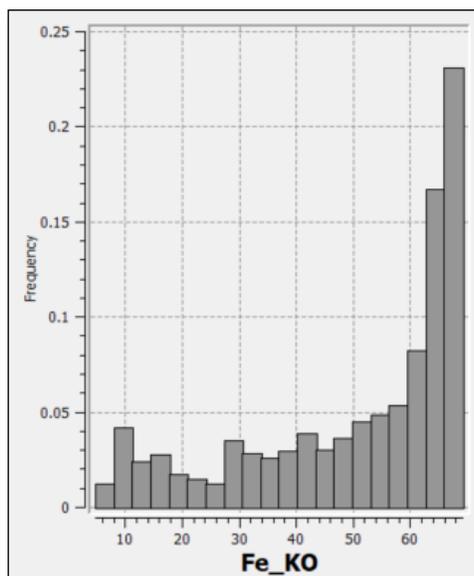


Tabela 7 – Estatísticas descritivas do resultado da estimativa

Estatística Descritivas: Krigagem Ordinária - Ferro (%)	
Número de Amostras	59892
Mínimo	4.80
Quartil Inferior	38.47
Mediana	58.37
Média	50.36
Quartil Superior	65.75
Máximo	69.17
Desvio padrão	18.51

Fonte: Autor

Figura 23 – Histograma de distribuição do teor de ferro estimado



Fonte: Autor

Na comparação entre o desvio padrão do teor médio de ferro estimado por meio da krigagem e o das amostras regularizadas, notamos que o primeiro é menor, como esperado

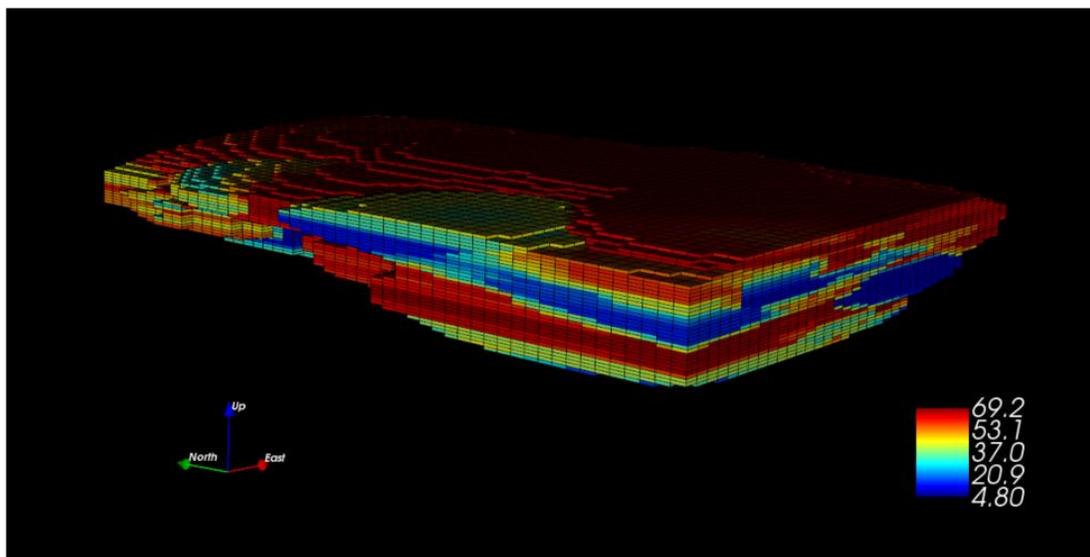


devido ao efeito de suavização da krigagem. No entanto, observamos que as médias e os quartis também exibiram uma redução nos teores.

Essa diminuição pode ser atribuída ao procedimento de regularização do comprimento das amostras, como discutido anteriormente, onde as amostras com maiores espessuras apresentavam teores mais baixos. Observando a Figura 23, podemos notar que, durante o processo de estimativa, houve um aumento nos teores abaixo de 50% de ferro, enquanto os teores acima desse valor apresentaram uma redução.

Essa tendência reflete a influência da regularização nas amostras, que buscou nivelar o suporte amostral para uma análise mais precisa, afetando a distribuição dos teores de ferro estimados. A Figura 24 apresenta o modelo de blocos resultante da estimativa.

Figura 24 - Modelo de blocos estimado



Fonte: Autor

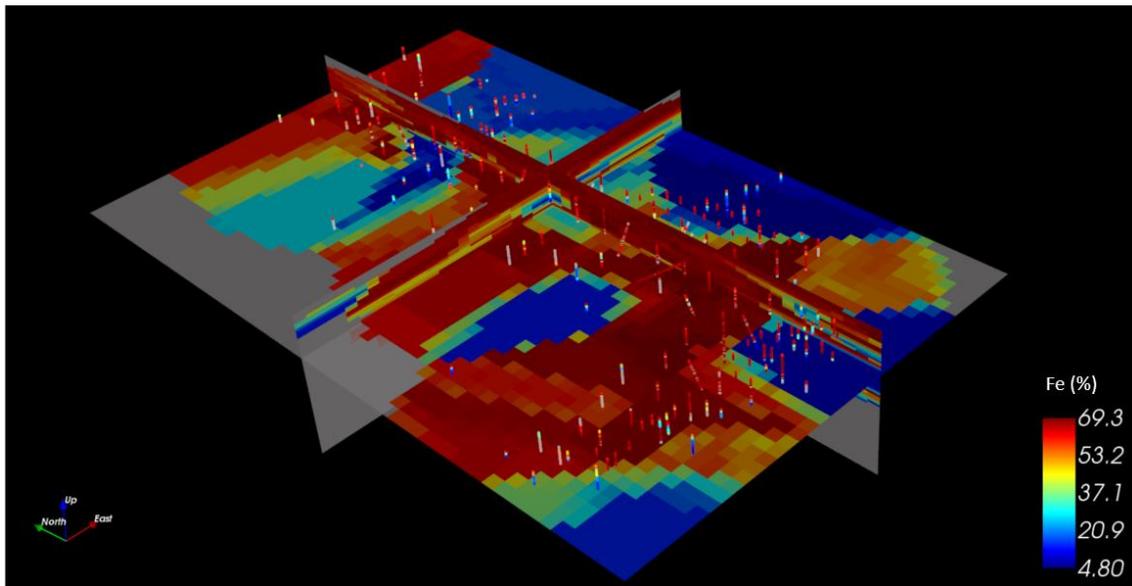


## 5.6. VALIDAÇÃO VISUAL

Após a realização da estimativa por Krigagem Ordinária, avançou-se para a validação visual, com o objetivo de verificar se os blocos estimados estavam em conformidade com a distribuição dos teores nos dados de sondagem.

A validação visual incluiu a criação de várias seções nas direções X, Y e Z. A Figura 25 ilustra de forma abrangente uma das seções usadas, enquanto as Figuras 26 e 27 mostram exemplos de seções locais criadas para análise mais detalhada.

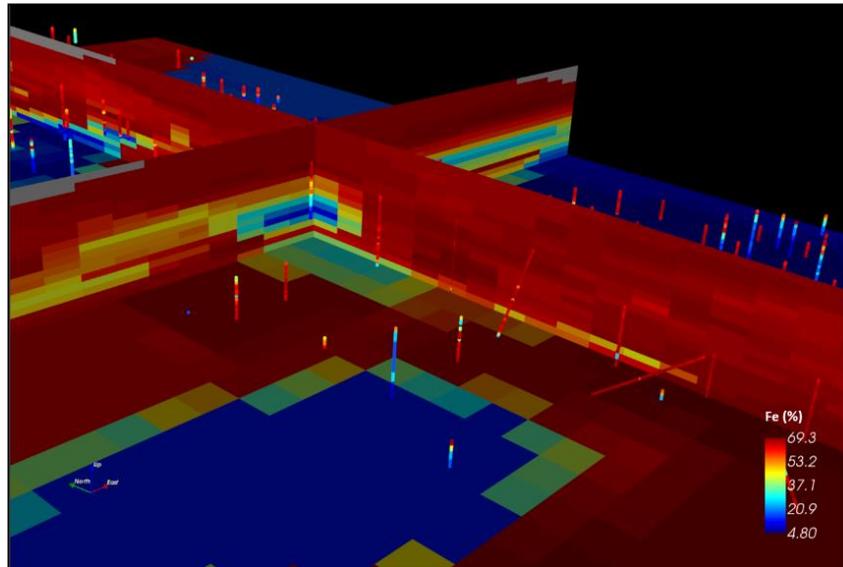
Figura 25 - Seções criadas



Fonte: Autor

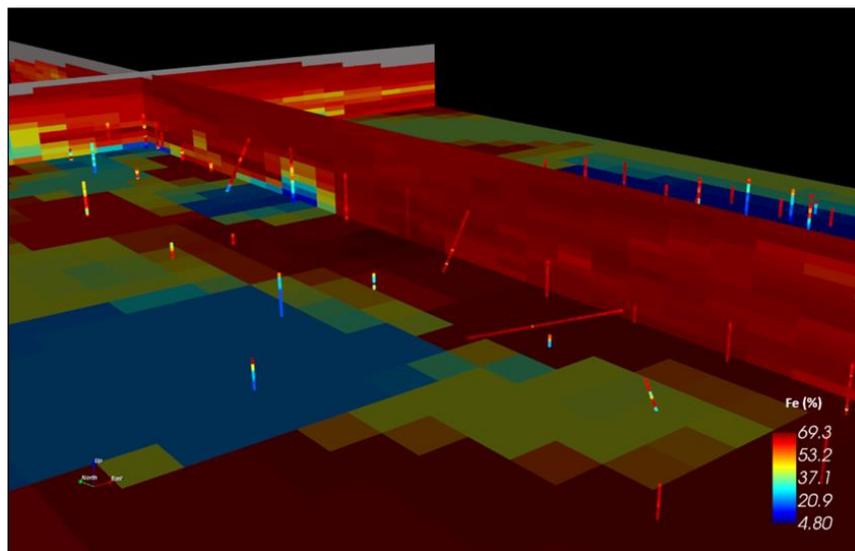


Figura 26 – Seção criada para validação visual



Fonte: Autor

Figura 27 - Seção criada para validação visual



Fonte: Autor



A partir da observação das figuras acima, notamos que, como esperado, os pontos de teores elevados e baixos dos furos de sondagem estão em concordância com a distribuição de teores dos blocos estimados. Isso confirma a validação visual como sendo satisfatória.

## 5.7. QUANTIFICAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS ESTIMADOS

Após a estimativa e validação do modelo de teores de ferro, os detalhes relativos à massa total (em toneladas), à porcentagem de ferro na massa e o teor médio de ferro do depósito, são apresentados na Tabela 8 para os blocos que obtiveram incerteza inferior a 100%. Foram descartados da quantificação e classificação 2888 blocos, que representam 788 Mt, com um teor médio de ferro de 9,01%.

Tabela 8 - Quantificação do recurso mineral estimado

<b>Massa (Mt)</b>	14 573
<b>Massa Fe (Mt)</b>	7 645
<b>Teor Médio (%)</b>	52.46

Fonte: Autor

Foram calculados o erro padrão da média estimada para cada bloco, com base na variância de krigagem. Os erros padrão variaram de um valor mínimo de  $\pm 4,34\%$  a um valor máximo de  $\pm 12,49\%$ . Além disso, foi calculado o erro global do modelo, o qual nos permite expressar o intervalo da média do modelo como  $52,46\% \pm 10,44\%$ , com um nível de confiança de 90%.

A classificação dos recursos minerais foi realizada a partir dos intervalos de incerteza, conforme boa prática recomendada pela maioria das entidades regulamentadoras. Porém em consulta aos guias não foi possível encontrar uma determinação de valor a ser utilizado.



O Guia do Comitê Brasileiro de Declaração de Recursos e Reservas Minerais (CBRR, 2016), assim como as outras entidades reguladoras associadas ao CRIRSCO, apresenta a seguinte recomendação: “Para classificar um recurso como Medido ou Indicado, deve haver um nível razoavelmente elevado de confiança em relação à qualidade das informações utilizadas para estimar este recurso, bem como na interpretação dessas informações”.

Desta forma, foi considerado os intervalos de incerteza propostos por Yamamoto e Rocha (1996), para realizar a classificação dos Recursos Minerais, conforme exposto na Tabela 9.

Tabela 9 - Classes de incerteza para classificação de reservas minerais.

Classe	Intervalo de Incerteza
Medido	0-20%
Indicado	20-50%
Inferido	50-100%

Fonte: Yamamoto e Rocha (1996).

Devido à limitação do software SGeMS em executar a classificação de recursos diretamente em sua interface ou exportar o modelo de blocos juntamente com as coordenadas, apenas foi possível exportar os valores de desvio padrão e teor médio dos blocos.

A classificação dos recursos, conforme apresentada na Tabela 10, foi realizada por meio do software Excel. No entanto, devido à impossibilidade de associar essas classes às coordenadas espaciais, não foi possível determinar a localização espacial de cada classe de recurso.



Tabela 10 - Classificação dos recursos minerais

Classe	Intervalo de Incerteza	Blocos	Massa (Mt)	Teor Médio (Fe%)
Medido	0-20%	36 597	9 356	62.84
Indicado	20-50%	16 111	4 119	38.69
Inferido	50-100%	4 296	1 098	15.69

Fonte: Autor

A variação no volume e nos teores das classes de recursos minerais é um aspecto importante a se considerar ao aplicar métodos de classificação de recursos minerais que dependem de intervalos de incerteza, especialmente em depósitos com alta variabilidade nos teores do minério.

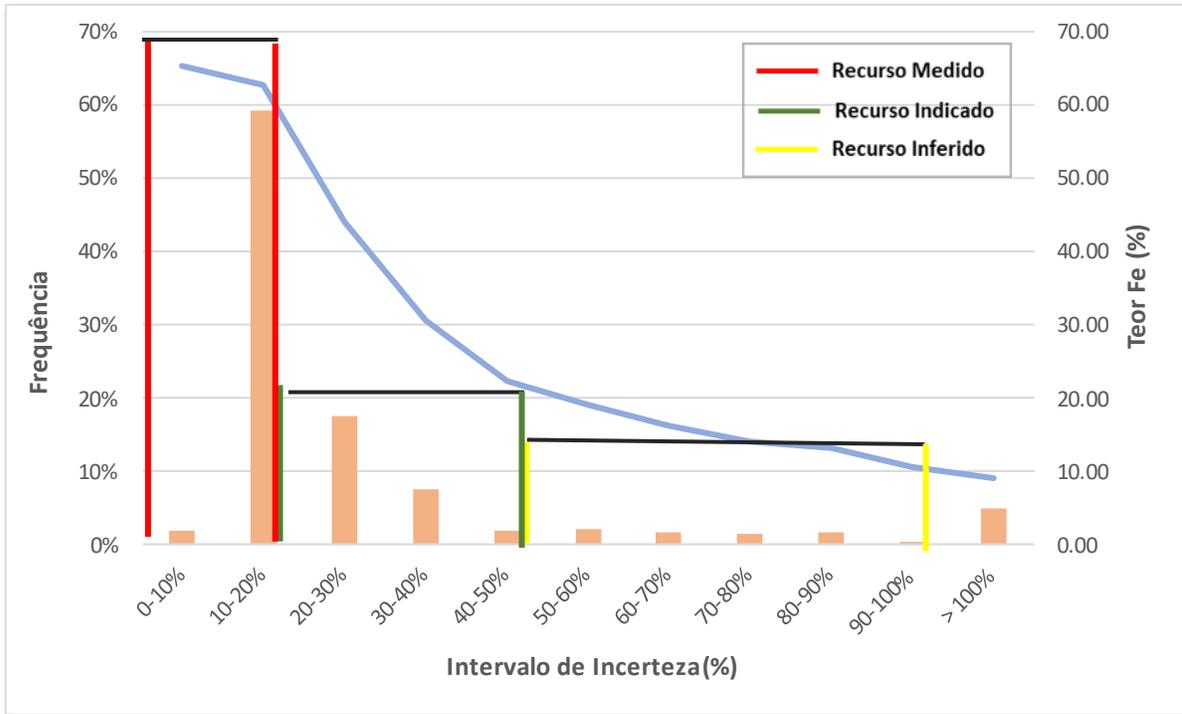
Na análise da Figura 29, é possível notar que 64% dos blocos estimados foram categorizados como recursos medidos, 28% como recursos indicados e 8% como recursos inferidos, e o descarte de 5% dos blocos totais pois possuem variância acima de 100%. Além disso, é perceptível que existe uma variação nos teores, à medida que a classificação de incerteza se altera, especialmente quando se trata dos blocos com os teores de ferro mais elevados, que geralmente estão associados a uma incerteza inferior a 20%.

Ao examinar os resultados, fica claro a importância de uma compreensão mais aprofundada da distribuição das incertezas espacialmente, além das estatísticas do depósito e das diversas formas de mineralização.

A alteração na classificação dos intervalos de incerteza é uma opção para tornar a estimativa de massa e teores mais uniforme. No entanto, essa mudança inevitavelmente resultará em um aumento da incerteza, o que pode não ser vantajoso, seja no contexto de relatórios financeiros sobre o potencial do depósito ou no planejamento das atividades de lavra.



Figura 28 - Distribuição de incertezas em relação à frequência de número de blocos classificados e teor médio para cada classe.



Fonte: Autor



## 5. CONCLUSÃO

O objetivo geral do trabalho foi alcançado, tendo sido realizado todo o fluxograma recomendado visando a estimativa e classificação dos recursos a partir da incerteza associada aos blocos, para um depósito de minério de ferro.

Foi observada uma significativa variação na tonelagem e nos teores entre as diferentes classes, o que está relacionado à presença significativa de blocos com teores elevados e uma incerteza de até 20%. Entretanto, para uma análise mais aprofundada da distribuição espacial das incertezas associadas a esses blocos, é necessário importar as classificações em um software especializado.

Na execução deste trabalho, empregou-se o software SGeMS, uma ferramenta geoestatística gratuita e educacional. Essa opção foi feita devido à predominância de softwares geoestatísticos pagos no mercado, sendo o SGeMS amplamente utilizado para estudos acadêmicos.

No entanto, foram identificadas algumas limitações no SGeMS que impactaram o controle sobre as estimativas. Estas limitações englobam a ausência de funcionalidades como modelagem geológica, declusterização, regularização e análise variográfica das amostras por domínio, a criação de grids irregulares, análise de deriva e exportação do modelo de blocos juntamente com suas coordenadas.

Embora seja possível desenvolver plugins e algoritmos para contornar essas limitações, é importante ressaltar que essa abordagem pode ser complexa e, frequentemente, requer custos adicionais.

Como sugestão para trabalhos futuros, recomenda-se a investigação do impacto das estimativas obtidas com o SGeMS em comparação com softwares comerciais, com ênfase nas discrepâncias em cada fase do processo entre os dois tipos de softwares. No contexto do planejamento de lavra, a criação de um modelo econômico de blocos, sequenciamento e operacionalização da cava final é sugerida. Também seria benéfico explorar a viabilidade de realizar estimativas por meio de simulação geoestatística, como uma alternativa ou complemento às técnicas utilizadas neste estudo.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
Universidade Federal de Alfenas - UNIFAL-MG  
Campus Avançado de Poços de Caldas  
Rodovia José Aurélio Vilela, nº 11.999 - Cidade Universitária  
CEP: 37715-400 - Poços de Caldas/MG



Recomenda-se também, devido à grande presença de amostras com espessuras menores que 1 metro, realizar a estimativa em diferentes suportes através da krigagem considerando a covariância pontual entre os dados e também pelo método indireto, com base na variável de acumulação.



## 6. REFERÊNCIAS

ANDRADE, Matheus Magalhães Pereira. **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.** Orientador: Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha. 2018. 110 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, [S. l.], 2018.

ANDRIOTTI, J. L. S. A. 1989. **Introdução à geoestatística.** Acta Geologica Leopoldensia. Nº 27. Vol. XI. Porto Alegre, RS. Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais. p 7-82.

ARMSTRONG, M. **Basic linear geostatistics.** Berlin: Springer, 1998.

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

FERREIRA, Talita C. de Oliveira. **Análise de incertezas do modelo de teores associada aos investimentos de pesquisa de longo prazo.** Orientador: Marcelo Monteiro da Rocha. 2016. 140 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

ISAAKS, E.H., SRIVASTAVA, M. 1989. **Applied Geostatistics.** Oxford University Press, New York, 561 p.

MACHADO, Rochana da Silva. **Uma alternativa para a estimativa de teores em depósitos de ouro: Geoestatística paramétrica de campo.** Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalurgia e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2012



MATHERON, G. **Principles of geostatistics. Economic Geology**, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1 dez. 1963.

OLEA, .R. A. 1999. **Geostatistics for Engineers and Earth Scientists**. Kluwer Academic Publishers. 303 p.

ROSSI, Mario E.; DEUTSCH, Clayton V. **Mineral Resource Estimation**. [S. l.]: Springer, 2014. 337 p

SOUZA, E. S. 2007. **Proposição Geoestatística para quantificação do erro em estimativas de tonelagens e teores**. Tese (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalurgia e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 193 p.

VALE S.A. **Resumo do Relatório Técnico: Complexo Serra Norte**. Carajás – Pará, 2021. 230 p.

YAMAMOTO, J. K. **Avaliação e classificação de reservas minerais**. [s.l.] EdUSP, 2001.

YAMAMOTO, Jorge Kazuo e LANDIM, Paulo Milton Barbosa. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos. 2012.

YAMAMOTO, J. K.; ROCHA, M. M. D. **Revisão e Recomendações para o Cálculo e Classificação de Reservas Minerais**. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 26, n. 4, p. 243-254, 1 dez. 1996.