

Universidade de São Paulo
Instituto de Geociências

ANÁLISE DO PIOR/MELHOR CENÁRIOS PARA TEORES DE Fe DA MINA DE
CAPANEMA, SANTA BÁRBARA (MG)

Monografia

TF-18/25

Aluno: Lucas dos Santos Carvalho Viana

Orientador: Prof.Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Coorientador: M.e Gustavo Zanco Ramos

São Paulo

2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha mãe Carmem Lilu dos Santos Viana e ao meu pai Oscar José de Carvalho Viana que foram as pessoas que sempre me apoiaram na minha vida e contribuíram bastante para a minha formação como cidadão, amo muito vocês e se eu cheguei até a última etapa da graduação em Geologia na USP, muito eu devo a vocês dois.

Ao meu irmão Mateus Viana e ao meu primo Thiago Mothé, que mesmo distantes fisicamente, sempre proporcionaram momentos mais felizes em minha vida quando juntos, assim como meus avós, Danilea e Wilson, tias e tias que sempre me apoiaram nesses 5 anos de faculdade.

Ao meu orientador Marcelo Monteiro e ao meu coorientador que meu Gustavo Zanco que me auxiliaram e contribuíram com a elaboração desse trabalho.

Aos grandes amigos que fiz na minha cidade natal, Campos do Goytacazes (RJ), que sempre estiveram ao meu lado. Jamais esquecerei dos momentos de felicidade que compartilhamos juntos a cada ida minha a Campos, por isso agradeço a vocês: Arthur Fernandes, Bianchi (Igor Bianchi), Digão (Rodrigo Andrade), Florêncio (Rafael Florêncio) Letícia Saad, Lívia Almeida, Peroba (Rian Queiroz) e Simone (Vinicius Motta).

Às pessoas maravilhosas que tive a felicidade de conhecer durante os 5 anos de USP, em especial: Brioco (Luís Felipe Batelochi), Bilbokete (Rafael Buchidid), Escrota (Marcela Martins), Loló (Danilo Pineschi) e Grande (Fernanda Alves).

A todos os professores e funcionários do Instituto de Geociências que ajudaram a tornar meu dia melhor em cada momento que estive presente por lá.

RESUMO

Este trabalho baseou-se na utilização da simulação estocástica na base de dados que contempla os furos de sonda da Mina de Capanema, depósito do tipo *BIF* (*Banded Iron Formation*) localizado no Quadrilátero Ferrífero, para conhecimento do pior e do melhor cenário para os teores de ferro.

Fez-se a análise estatística dos dados, transformação dos dados, análise geoestatística, validação cruzada, simulação estocástica e pós processamento dos resultados obtidos na simulação para reconhecer o pior e melhor cenário o depósito em estudo assim como suas características. Trata-se do conhecimento das medidas de tendência central e de dispersão para os teores de ferro, cálculo do variograma experimental, criação do modelo teórico de variograma, determinação de um parâmetro de vizinhança a ser utilizado, construção de um modelo de blocos, cálculo da simulação estocástica, *backtransform* dos valores e análise dos resultados.

A métrica utilizada para determinação do pior e do melhor cenário para a Mina de Capanema foi a quantidade de blocos simulados em cada realização que representavam o maior valor simulado. Este parâmetro foi utilizado principalmente por resultar em uma grande diferença nos valores obtidos, diferentemente das medidas de tendência central, tornando-se mais interessante no caso do depósito da Mina de Capanema.

ABSTRACT

This work was based on the use of stochastic simulation at the data base that contemplates the drillholes of Capanema Mine, a BIF (Banded Iron Formation) deposit located at Quadrilátero Ferrífero, for knowledge of the worst and the best scenario for the iron content.

Have made up a data statistics analysis, data transformation, geostatistics analysis, cross validation, stochastic simulation and post processing of the obtained results in the simulation to recognize the worst and the best scenario of the deposit under study as well as it's features. It means know the measures of central tendency and dispersion measure for iron, experimental variogram calculation, criation of the theoretical model, block model construction, stochastic simulation calculate, backtransform the values and results analysis.

The used metric for determinate the worst and the best scenario for the Capanema Mine was the amount of simulated blocks in each scenario that representes the highest simulated value. This parameter was used primarily because it reasulted in a large difference in the obtained values, differently from the measures of central tendency, making it more interesting in the Capanema Mine deposit.

ÍNDICE

1 INTRODUÇÃO.....	4
2 METAS E OBJETIVOS.....	4
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
3.1 Localização da área.....	5
3.2 Geologia regional.....	6
3.3 Geologia local.....	8
3.4 Geoestatística.....	9
4 MATERIAIS E MÉTODOS.....	20
4.1 Mateirais.....	20
4.2 Métodos.....	20
4.2.1 Conferência da base de dados.....	20
4.2.2 Análise estatística.....	21
4.2.3 Transformação da base de dados.....	21
4.2.4 Análise geoestatística.....	21
4.2.5 Validação cruzada.....	22
4.2.6 Modelo de blocos.....	22
4.2.7 Simulação estocástica.....	23
4.2.8 Pós processamento.....	25
5 RESULTADOS OBTIDOS.....	26
5.1 Análise estatística dos dados.....	26
5.2 Transformação da base de dados.....	27
5.3 Análises geoestatísticas.....	28
5.4 Validação cruzada.....	31
5.5 Modelo de blocos.....	32
5.6 Simulação estocástica.....	33
5.7 Pós processamento.....	35
6 INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	39
7 CONCLUSÕES.....	44
8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	45

1 INTRODUÇÃO

A simulação estocástica é um método amplamente aplicado na atualidade para conhecimento dos depósitos minerais. Trata-se de um método que resulta em n cenários equiprováveis que pode passar por um pós-processamento de diversas formas para se atingir o objetivo. Seu uso para conhecimento da incerteza e para dos riscos do depósito, são a chave de alguns estudos que visam analisar de uma forma real o planejamento para exploração de um depósito e sem suavização nos resultados.

Esses estudos determinam um cenário otimista e um cenário pessimista para um depósito mineral. Para conhecimento de pior e melhor cenário de um depósito mineral, pode-se utilizar de diferentes métricas para que alcance o objetivo. A quantidade de estéril planejada para ser lavrada em relação a quantidade de minério retirada assim como o valor presente líquido acumulado com o passar dos anos representam diferentes formas de se analisar o pior e melhor cenário de uma mina, que podem auxiliar na análise de risco do depósito analisado.

Sabe-se que um cenário otimista para os teores de ferro pode ser responsável por uma maior geração de receita do depósito, já um cenário pessimista pode acarretar em uma menor geração de receitas, sendo de grande necessidade o estudo e reconhecimento desses cenários.

Dessa forma, buscou-se analisar o pior e o melhor cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema, que está inserida na região compreendida como Quadrilátero Ferrífero (MG) por Dorr (1969), através da quantidade de blocos de blocos simulados em cada cenário que representavam o maior valor simulado. Buscou-se também verificar como é o comportamento espacial dos teores de ferro simulados para esses cenários encontrados.

2 METAS E OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho de formatura é determinar qual é o melhor e o pior cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema, assim como a análise desses cenários obtidos.

Para alcançar o objetivo proposto, baseou-se na aplicação de métodos geoestatísticos, cálculo da simulação estocástica e determinação da quantidade de blocos simulados em cada realização que representavam o maior valor simulado, que foi a métrica utilizada para reconhecimento do pior e do melhor cenário para o depósito estudado.

3.2 Geologia regional

Um dos principais trabalhos realizados na região, a fim de caracterizar a geologia do Quadrilátero Ferrífero, é representado por Dorr (1969). Seu trabalho ainda hoje tem grande importância, e foi responsável por retratar parte da subdivisão estratigráfica atual dessa região. Baseado em Dorr (1969), Fonseca (2014), Alkimin e Marshark (1998), pode-se caracterizar a estratigrafia dessa região por:

- Supergrupo Rio das Velhas, que é uma sequência do tipo *Greenstonebelt*, composta pelo Grupo Nova Lima na base, caracterizado por filitos e xistos (que quando possuem talco em sua composição, podem sugerir ser produtos do metamorfismo de rochas ultramáficas), *metawakes* e pequenas formações ferríferas descontínuas. O grupo Nova Lima representa uma sequência vulcanossedimentar calcialcalina. Sobreposto ao Grupo Nova Lima encontra-se o Grupo Maquiné, que é composto por sericita quartzito (variando quantidade de sericita entre as formações do grupo), filitos e algumas camadas de ardósia. O Grupo Maquiné representa uma associação metassedimentar clástica.
- Supergupo Minas, que possui contato discordante com o Supergrupo Rio das Velhas e é composto da base para o topo pelo Grupo Tamanduá, Grupo Caraça, Grupo Itabira, Grupo Piracicaba e Grupo Sabará (chamado por Dorr (1969) de Formação Sabará). A estratigrafia do Supergrupo Minas sofreu algumas modificações, desde o trabalho de Dorr (1969), conforme apontado por Fonseca (2014). Sua litoestratigrafia é caracterizada na base por quartzitos, xistos, filitos e metaconglomerados, representando o Grupo Tamanduá, sendo sucedido por quartzitos, filitos que podem ser grafitoso, além de formação ferrífera, constituindo o Grupo Caraça. Acima, tem-se o Grupo Itabira, que é composto na base por itabirito, dolomita itabirito, com finas intercalações de filitos (Formação Cauê, que representa um *BIF*, *Banded Iron Formation*), seguido por sequências carbonáticas. O Grupo Piracicaba e Grupo Sabará são representados, respectivamente, por uma sequência de rochas metassedimentares/sedimentares clásticas e clorita xistos, quartzitos e *wackes*.

- Grupo Itacolomi, que recobre os grupos anteriores e é composto por arenitos e conglomerados que possuem como arcabouço fragmentos de BIF.

Na Figura 2, tem-se a disposição espacial do Quadrilátero Ferrífero junto as unidades que o compõem, já a Figura 3 representa a coluna estratigráfica do Quadrilátero Ferrífero, destacando os litotipos presentes em cada Grupo.

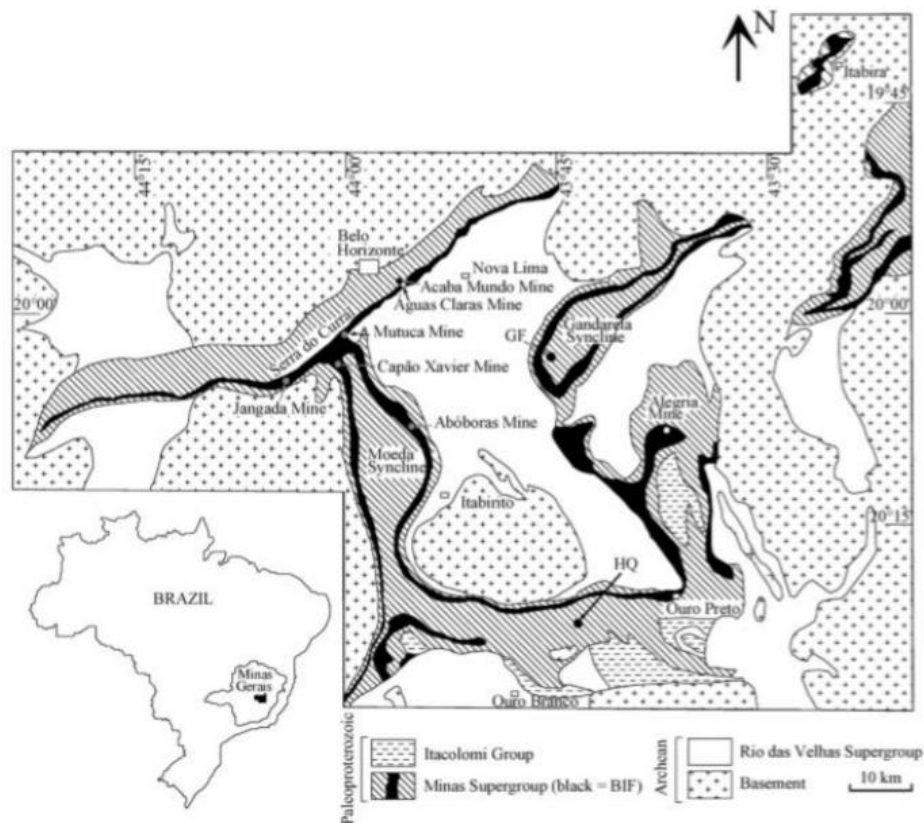


Figura 2- – Localização do Quadrilátero Ferrífero com unidades que o compõe. Retirado de Dorr (1969).

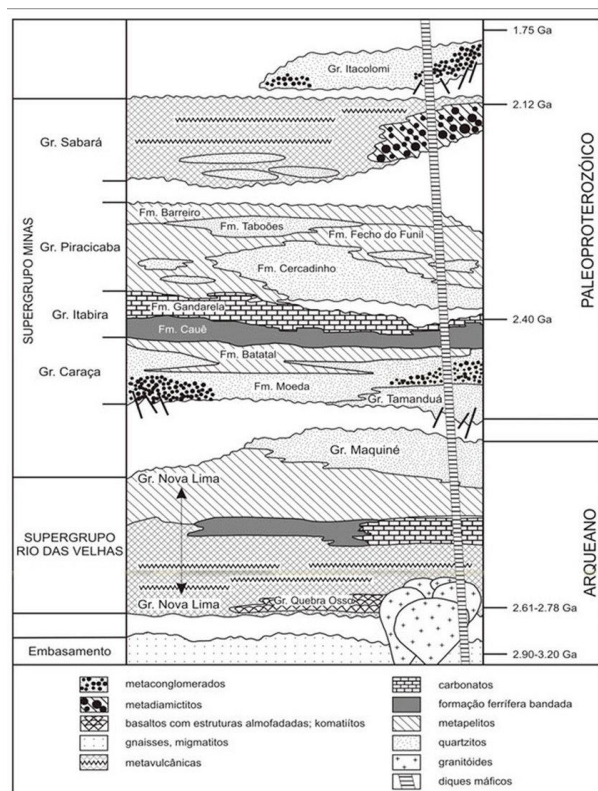


Figura 3 – Coluna estratigráfica representativa do Quadrilátero Ferrífero. Retirado de Alkimin e Marshark (1998).

3.2 Geologia local

Trabalho mais específico e na Mina de Capanema também são observados, sendo eles responsáveis por caracterizar a forma de ocorrência e característica da Formação Cauê nessa região.

Inserida no Grupo Itabira, a Mina de Capanema possui horizontes característicos, sendo iniciado na base por itabiritos compacto, seguido por um horizonte silicoso friável, porém não hidratado, e por um horizonte superficial composto por itabiritos muito hidratado (Fonseca, 2014). Também é notada a presença de diques de rochas máficas que sofreram alteração intempérica.

Segundo Massahud (1996, apud Rocha, 1999) o provável processo de formação do depósito tem como hipótese, considerada mais correta, para origem do minério de Capanema o enriquecimento em ferro do itabirito dolomítico por lixiviação do carbonato através de soluções meteóricas descendentes até o nível do lençol freático.

A divisão dos itabiritos quanto ao seu conteúdo de ferro poder ser feita por itabiritos goethíticos, que possuem teor de ferro entre 55% e 60% com concentrações relativamente alta de contaminantes (alumina, fósforo e PPC), itabiritos ricos, que contêm

teores de ferro entre 50% e 60%, além de itabiritos pobres, que geralmente são compactos e possuem concentrações de ferro abaixo de 50% (Fonseca 2014).

3.3 Geoestatística

Para início da análise geoestatística, deve-se conferir as informações contidas na base de dados, a fim de que não se obtenha resultados enviesados devido a uma base de dados inconsistente. Tratando-se de uma base de dados que contém informações sobre os teores de ferro, é necessário checar se nas amostras esses teores não ultrapassavam o limite estequiométrico teórico de ferro na hematita, que é igual a 69,9% conforme mencionado por Rocha (1999). Além disso, é importante analisar se estão coerentes a localização das amostras, assim como se a regularização das amostras é satisfatória.

A análise estatística dos dados é importante para o reconhecimento da distribuição estudada. Trata-se de reconhecer as medidas de tendência central, medidas de dispersão e medidas de forma para os dados dos teores de ferro da Mina de Capanema. Além da análise das medidas citadas acima, segundo Koch e Link (1980) a construção de um histograma auxilia na melhor visualização da distribuição dos teores em função da sua frequência de ocorrência, permitindo verificar a existência de depósitos mais enriquecidos ou não em uma dada variável.

As medidas de tendência central utilizadas para análise foram: média, que representa o valor da esperança matemática do domínio, mediana, que representa o valor relativo a 50% da distribuição e moda, que representa o teor de maior ocorrência na amostragem (Rocha, 1999).

As medidas de dispersão analisadas foram: variância, que representa uma variação da distribuição em torno da média, desvio padrão, que, assim como a variância, representa uma variação da distribuição em torno da média e coeficiente de variação, que representa a dispersão relativa à distribuição, uma vez que seu cálculo considera o desvio padrão e a média da própria distribuição (Rocha, 1999).

As medidas de forma analisadas foram: simetria, que retrata a semelhança da distribuição em torno da média e curtose, que representa o achatamento da distribuição em função de uma distribuição normal (Rocha, 1999).

Conforme mencionados em diversos trabalhos como Rossi e Deutsch (2014), Journel e Huijbregts (1997) e Dimitrakopoulos (2011), para a realização da simulação esto-

cástica, deve-se utilizar uma base de dados cujos valores sigam uma distribuição normal de média igual a 0 e variância igual a 1. Essa transformação segundo Pyrcz e Deutsch (2018) é feita, pois a distribuição gaussiana é a única que permite a simulação de propriedades contínuas e inferência direta de distribuições condicionais.

A transformação da base de dados pode ser feita, de forma mais comum, através de dois métodos diferentes, podendo ser pelo método do *Normal Scores* ou pelo método de Anamorfose Gaussiana. Segundo Rossi e Deutsch (2014), um método simples para se transformar a distribuição é a transformação direta de quantil para quantil, na qual se utiliza a curva de frequência acumulada como base para tal. Já o método da Anamorfose Gaussiana, conforme mencionado em Ortiz et al. (2005), é baseado na aplicação dos polinômios de Hermite e na sua expansão, a fim de aproximar a curva de distribuição dos valores originais à função anamorfose e assim obter a distribuição transformada com base nos valores que o polinômio de Hermite ajustado assume para os valores originais. A função anamorfose utilizada para a transformação dos dados é a mesma que se usada no processo do *backtransform*, que é feito após a simulação estocástica.

A aplicação de métodos geoestatísticos está diretamente relacionada a existência de uma variável regionalizada, utilizada para representar diversos atributos, como por exemplo o teor de ferro em uma mineralização. Segundo Journel e Huijbregts (1997), uma variável regionalizada é caracterizada pela existência de uma posição no espaço e o valor do seu atributo não possa ser representado por uma função determinística.

As variáveis regionalizadas guardam consigo um conjunto de características qualitativas, como podem ser vistas em Yamamoto e Landim (2013) e Journel e Huijbregts (1997) são:

- Localização, que é a posição da variável em um determinado sistema de coordenadas.
- Suporte, que é a unidade básica em que a amostra é medida.
- Continuidade, que é a propagação da propriedade física da variável no espaço.
- Anisotropia, que pode ocorrer em variáveis regionalizadas e representa um comportamento diferente da variância espacial para diferentes direções do domínio.

O estudo de variáveis regionalizadas, a fim de conhecer o comportamento sua variância em função da distância, é feita através da análise exploratória. Segundo Journel e Huijbregts (1997) esse processo é indispensável e tem como resultado o variograma experimental.

Para que se possa representar o domínio analisado por meio do variograma deve-se considerar como verdadeira a hipótese intrínseca. Tal hipótese possui grande importância para o modelo de regionalização, uma vez que ela assume que existe uma função intrínseca responsável pela descrição do comportamento espacial da variável em um dado domínio (Journel e Huijbregts, 1997).

O variograma experimental é uma função discreta que representa os valores de variância espacial encontrados em função da distância entre amostras, sendo este um objeto de estudo fundamental para geoestatística. De acordo com Chilès e Delfiner (1999) existem diversas formas de analisar variogramas experimentais, sendo destacados a nuvem de variograma e o variograma padrão. A nuvem de variograma representa cada variância entre um par de amostras em função da distância entre elas, enquanto que o variograma padrão, representa a média da variância entre pares de amostras que são separados por classes de distância.

Para esse trabalho, utilizou-se o variograma padrão para reconhecimento do comportamento espacial da variável regionalizada estudada, sendo as propriedades encontradas em um variograma com patamar:

- amplitude, que representa a distância com a qual se atinge a estabilidade de $2\gamma(h)$, onde a partir dessa distância as amostras não possuem dependência espacial.
- Patamar, que representa o valor de $2\gamma(h)$ para amostras que não possuem dependência espacial, sendo assim o valor em que $2\gamma(h)$ se torna estável.
- Efeito pepita ou variância aleatória, que representa uma descontinuidade dos valores de variância espacial próximo a origem. Tal descontinuidade pode estar relacionada a uma escala de observação das amostras não adequada, segundo Journel e Huijbregts (1997).

A Figura 4 retrata as principais propriedades de um semivariograma ($\gamma(h)$) com patamar:

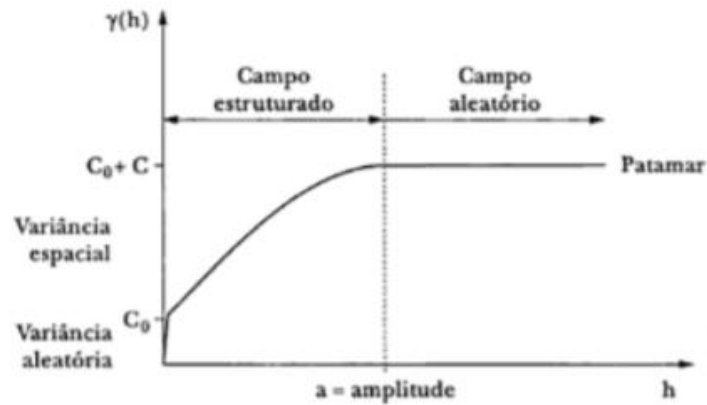


Figura 4 – Função semivariograma com suas principais propriedades mencionadas. Retirada de Yamamoto (2001).

Para o cálculo do variograma experimental é fundamental que se faça a análise exploratória. Conforme mencionado por Rocha (1999), o minério da Mina de Capanema possui um controle estrutural que está alinhado próximo da direção de 135°, que pode ser utilizada para a criação de um variograma experimental junto a sua direção ortogonal. No entanto, optou-se por calcular em cinco direções variogramas nas direções de N0°/0°, N45°/0°, N90°/0°, N135°/0° e vertical (N0°/90°), visando reconhecer os pares de direções ortogonais entre si que representam a direção de maior anisotropia.

O cálculo da variância espacial entre dois pontos amostrados segue a Equação 1 e é a função utilizada para cálculo do variograma experimental.

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x+h) - Z(x)]^2\}$$

Equação 1 – Função utilizada para cálculo da variância espacial.

Onde $2\gamma(h)$ é a variância espacial para entre amostras separadas por uma distância h , $Z(x)$ é o valor da variável regionalizada para a posição x , $Z(x+h)$ é o valor da variável regionalizada para a posição x mais uma distância h e $E[]$ é a esperança matemática (média).

Para o cálculo do variograma experimental, é necessário reconhecer os valores dos principais parâmetros a serem utilizados para cada direção analisada, conforme mencionada em Journel e Huijbregts (1997) e Yamamoto (2001) e Yamamoto e Landim (2013), sendo eles:

- Tamanho do passo, utilizado neste trabalho, para as direções em planta, o valor da distância média entre amostras vizinhas. Já ao longo dos furos utili-

zou-se como tamanho do passo a distância entre amostras vizinhas, que é o valor utilizado na regularização das amostras.

- Tolerância do tamanho do passo, normalmente utilizada como sendo a metade do tamanho do passo.
- Largura máxima do domínio para uma direção, que é o valor da distância que, a partir desta, limita o volume do cone de busca por amostras.
- Número de passos, que foi calculado como sendo a razão entre o campo geométrico e o tamanho do passo.
- Campo geométrico, que é
- Tolerância angular, que foi utilizada para as direções no plano horizontal como sendo igual a metade do ângulo entre duas direções (45°) e para a direção vertical utilizou-se uma tolerância angular igual a 10° . Utilizou-se 10° como tolerância angular para a direção vertical, a fim de que se disponha no variograma experimental apenas pares de amostras analisados que estejam bem próximas a direção vertical.

Representa-se na Figura 5, retirada de Rocha (1999) os parâmetros utilizados para o cálculo do variograma representados em superfície.

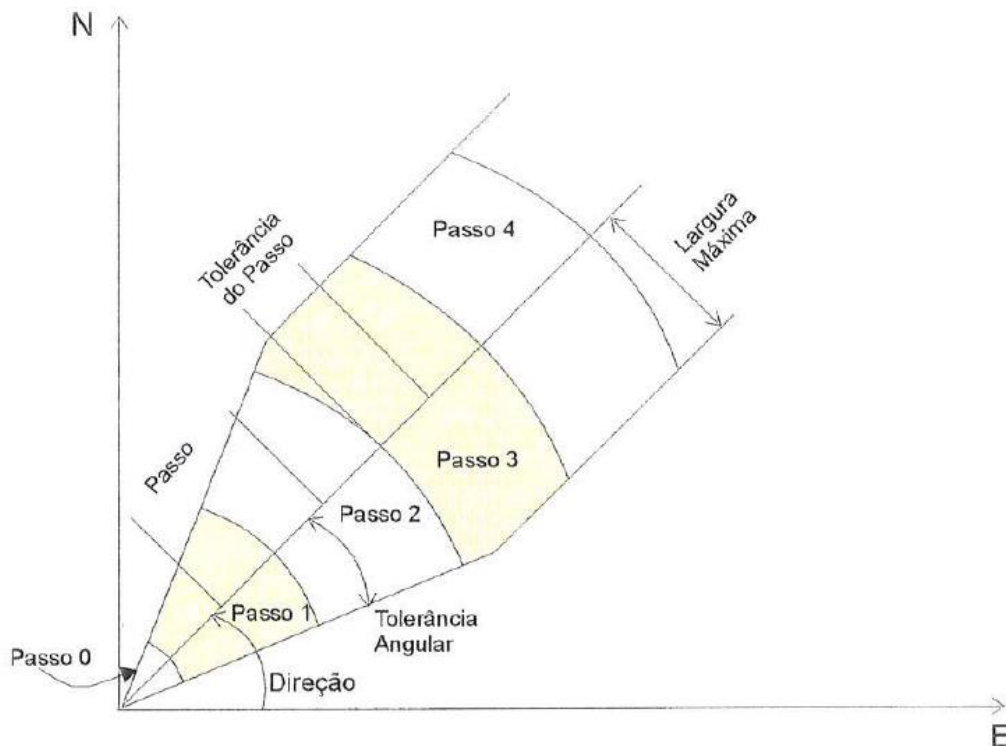


Figura 5- Representação em superfície dos parâmetros utilizados para cálculo do variograma experimental. Retirada de Rocha (1999).

Concluída a definição dos parâmetros apontados na Figura 5 e cálculo do variograma experimental, deve-se reconhecer o par de direções ortogonais que representam a anisotropia do domínio, caso a anisotropia seja presente na região de trabalho. Segundo Yamamoto e Landim (2013) a anisotropia é presente quando a variância espacial em função da distância é diferente para diferentes direções. Já a isotropia é encontrada em domínios que possuem a variância espacial em função da distância igual para diferentes direções. A figura 6 (A) e (B) representa fenômeno isotrópico e anisotrópico.

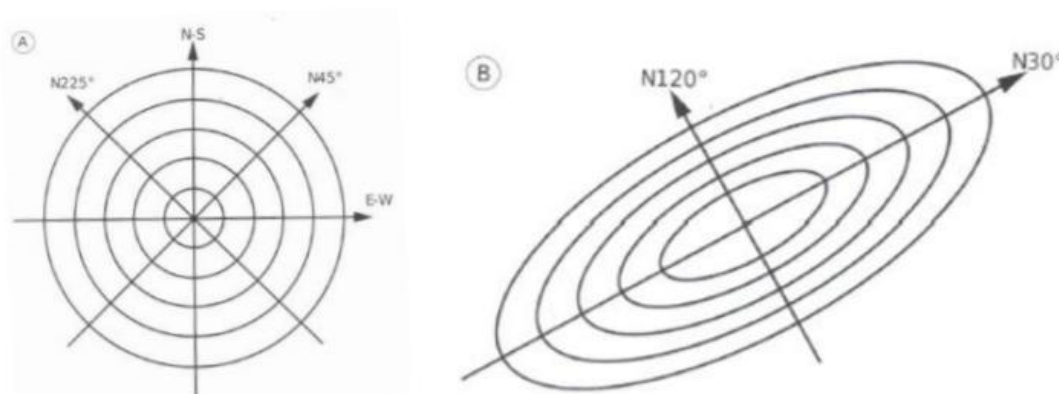


Figura 6 – Representação em duas dimensões da isotropia e da anisotropia. Figura (A) representa um domínio isotrópico e a figura (B) representa um domínio anisotrópico. Retirada de Yamamoto e Landim (2013).

A principal função de reconhecer a anisotropia em um depósito é que a partir dela, sabe-se qual direção as amostras possuem maior e menor correlação espacial, utilizando tal informação para a estimativa dos dados. Conforme apontado por Journel e Huijbregts (1997), os três tipos de anisotropia existentes são:

- Geométrica, que ocorre quando diferentes direções possuem amplitudes diferentes.
- Zonal, que ocorre quando diferentes direções possuem patamares diferentes.
- Mista, que ocorre quando diferentes direções possuem patamares e amplitudes diferentes.

A Figura 7 (A) (B) e (C) representa cada tipo de anisotropia listada anteriormente.

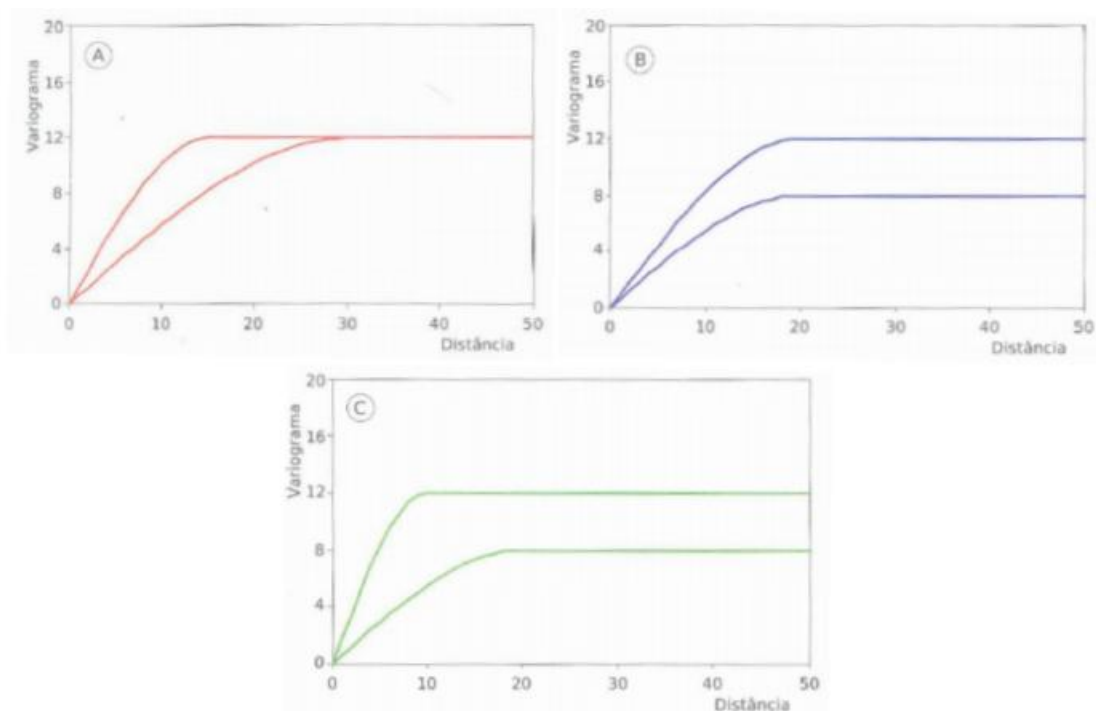


Figura 7 – Representação no variograma dos 3 tipos de anisotropias. Variograma(A) representa anisotropia geométrica. Variograma(B) representa anisotropia zonal. Variograma(C) representa anisotropia mista. Retirado de Yamamoto e Landim (2013).

O variograma experimental é uma função discreta, porém é necessário o conhecimento da variância espacial para qualquer distância, assim sendo, há a necessidade de ajustar uma função contínua de modo que essa necessidade seja satisfeita. Essa função contínua recebe o nome de modelo teórico de variograma. Pode-se reconhecer, a partir do variograma experimental, as principais propriedades dessa função, conforme mencionado na figura 6.3.1, que definirão o ajuste do modelo teórico de variograma.

A modelagem dessa função contínua pode ser feita de forma automática, conforme apontada por Haas (1990), que ajusta essa função através da diferença quadrática entre pontos vizinhos do variograma padrão. No ajuste automático feito por Haas (1990), o algoritmo utilizado permite fixar o efeito pepita do variograma, sendo as demais propriedades calculadas de forma automática. Já no ajuste manual, deve-se reconhecer essas estruturas e ajusta-las de forma com que sejam coerentes como o variograma experimental criado.

Além dos parâmetros mencionados anteriormente, deve-se reconhecer o modelo que melhor descreve a função variograma, para ajustá-lo ao modelo teórico de variograma. Segundo Yamamoto e Landim (2013) são 3 os modelos que mais explicam a

maior parte dos fenômenos espaciais na natureza, sendo eles o modelo esférico, o modelo exponencial e o modelo gaussiano. A Figura 8 representa os 3 modelos citados anteriormente.

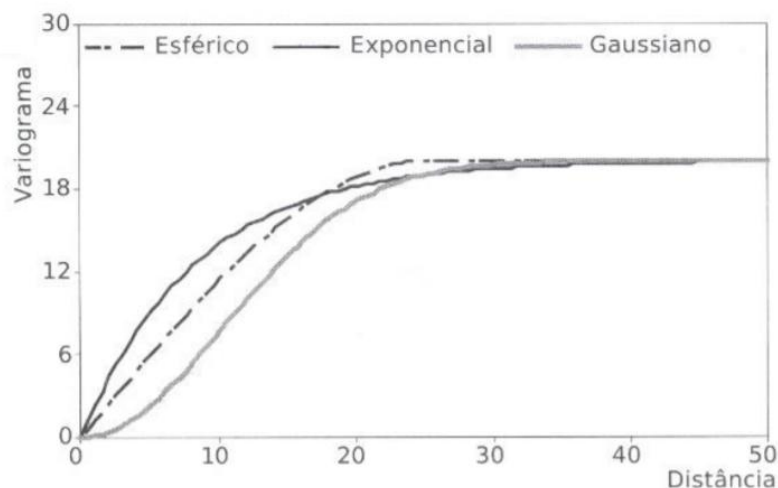


Figura 8 – Variogramas com patamar e seus três principais modelos de ajuste. Retirada de Yamamoto e Landim (2013).

De grande importância é o reconhecimento da quantidade de estruturas que compõem o domínio estudado, a fim de corrigir a anisotropia zonal caso esteja presente na base de dados estudada. O número de estruturas em um variograma é determinado a partir da quantidade de patamares diferentes que estão presentes no domínio estudado.

A correção da anisotropia é de grande importância para a modelagem do variograma teórico. Para a correção da anisotropia, utilizou-se da metodologia mencionada em Deutsch e Journel (1998), Yamamoto (2001) e Yamamoto e Landim (2013).

A correção da anisotropia mista é feita através da combinação da correção da anisotropia geométrica com a correção da anisotropia zonal, seguindo os mesmos passos aplicados em cada uma das correções.

A correção da anisotropia geométrica utiliza o artifício da rotação do sistema na direção de maior continuidade das amostras em função da distância (direção que possui maior amplitude). Tal metodologia faz o redimensionamento a partir da razão entre as amplitudes e a amplitude máxima, de forma com que ajuste os valores na direção de maior amplitude tornando a figura geométrica representante da anisotropia, que é uma

elipse, em um círculo. Sendo assim, utiliza-se após a correção dos valores, para um sistema cuja anisotropia seja geométrica, um variograma isotrópico.

A correção da anisotropia zonal é realizada a partir da decomposição das estruturas em estruturas imbricadas, sendo essas estruturas representantes da direção de menor patamar até a direção que possui o maior valor de patamar. O ordenamento das estruturas segue a metodologia de atribuir a menor estrutura como sendo a primeira estrutura e as demais estruturas como sendo um acréscimo na variância espacial em relação à anterior, de acordo com a Equação 2.

$$\gamma(h) = \gamma_1(h_1) + \gamma_2(h_2) + \gamma_3(h_3)$$

Equação 2 – Função de correção para a anisotropia zonal.

Na Equação 2, $\gamma(h)$ representa a função semivariograma, já $\gamma_1(h_1)$ representa a variância espacial da estrutura 1, que possui menor patamar, $\gamma_2(h_2)$ representa a variância espacial da estrutura 2 e $\gamma_3(h_3)$ representa a variância espacial da estrutura 3.

Após a construção do modelo teórico de variograma, deve-se encontrar e validar o melhor parâmetro de vizinhança a ser adotado para a simulação estocástica, assim como se é satisfatória toda a modelagem do processo (Vargas, 2010).

Segundo Vargas (2010), para encontrar o parâmetro de vizinhança que melhor se adequa ao modelo teórico de variograma, estima-se, por meio da krigagem simples, o valor da variável em um ponto amostrado com base em suas amostras vizinhas que satisfaçam o parâmetro de vizinhança escolhido, excluindo o valor original da amostra do cálculo da estimativa. Tal processo é repetido para os demais pontos amostrados do domínio a fim de que se estime todos os pontos do domínio que satisfaçam os parâmetros de vizinhança adotado (Vargas, 2010). Com o fim da estimativa, são comparados os valores estimados aos valores amostrados, observando qual parâmetro de vizinhança resultou em uma maior correlação entre essas amostras e estimou um maior número de pontos do domínio (Vargas, 2010). Os parâmetros de vizinhança a serem alterados para análise dos resultados das estimativas se referem ao raio de busca de amostras para a estimativa, número mínimo de pontos utilizados para a estimativa, número ótimo de pontos utilizados para a estimativa e a divisão do domínio ou não para busca por amostras.

Segundo Rossi e Deutsch, (2014), ao utilizar a Krigagem Simples, assume-se que a média da distribuição é conhecida, estacionária e é a mesma para todo o domínio,

sendo dessa forma pouco utilizado em estimativas, visto que na maior parte dos casos não se conhece a média da distribuição assim como se ela é estacionária. Utiliza-se a Krigagem Simples nas etapas da validação cruzada e na simulação estocástica, pois, com a transformação da base de dados pelo método da Anamorfose Gaussiana, já se tem o conhecimento da média da distribuição e de sua estacionaridade, sendo assim possível a adoção da Krigagem Simples, (Rossi e Deutsch, 2014).

A definição do modelo de blocos ou malha regular é importante em qualquer estimativa e também na simulação estocástica, sua definição é baseada principalmente na malha de amostragem. Trata-se de um modelo tridimensional composto por pequenos paralelepípedos, que contém em sua malha todos os pontos amostrados do domínio, cuja dimensão em uma dada direção deve ser um valor entre 33,33% a 50% do espaçamento médio dos furos de sonda para essa mesma direção, segundo Journel e Huijbregts (1997). Tal valor é recomendado por evitar que ocorra suavização artificial nos valores estimados, devido a adoção dos valores das células unitárias muito próximo aos valores amostrados durante o processamento (Rossi e Deutsch, 2014). Para a direção vertical, adota-se o valor do suporte, como sendo a dimensão da célula nessa direção, a fim de otimizar e adequar a simulação realizada ao tamanho da escala de trabalho (Rossi e Deutsch, 2014).

Com o modelo de blocos criado e definição dos parâmetros de vizinhança a serem utilizados, pode-se iniciar o processo da simulação estocástica. A simulação estocástica é o processo que resulta em n cenários que visam reproduzir o histograma da variável analisada, assim como o modelo teórico de variograma, honrando as características dessa variável.

Dois principais tipos de simulação estocástica, segundo Rossi e Deutsch (2014), são: simulação sequencial gaussiana e Turning Bands. O método de Turning Bands segundo Olea (1999) baseia-se na derivação da covariância e geração de diversas realizações discretas a partir de uma esfera de origem.

Para a simulação estocástica, pelo método de bandas rotativas, são utilizadas retas radiais, que partem de uma esfera de raio unitário, sendo que a partir dessas retas são realizadas inúmeras realizações discretas. Um parâmetro importante para a geração da simulação por esse método é a escolha do número de bandas. Conforme mencionado por Olea (1999), o número de bandas a ser escolhidos para um domínio 3D deve ser superior a 100.

Após a geração dos n cenários equiprováveis, a base de dados passa pelo processo de *backtransform*, a fim de transformar os dados simulados para a mesma unidade de medida dos dados originais (Dimitrakopoulos, 2011).

Feito a transformação pelo método do *backtransform*, busca-se reconhecer se o resultado da mesma é satisfatório. A primeira análise se dá de forma comparativa entre o valor máximo, mínimo, da média e da variância obtidos por meio da simulação estocástica e o valor real da distribuição (Rossi e Deutsch, 2014).

Concluída a comparação estatística, e caso seja satisfatória essa análise, faz-se o teste de ergodicidade, que visa reconhecer, se o variograma médio dos 100 cenários simulados convergem para o modelo teórico de variograma da variável não transformada (Rossi e Deutsch, 2014).

Caso as análises comparativas, que visam validar os resultados da simulação estocástica, sejam satisfatórias, inicia-se a análise e interpretação dos resultados da simulação.

A simulação estocástica aplicada em pesquisas petrolíferas possui grande relevância e abundância, uma vez que a caracterização das heterogeneidades dos sistemas petrolíferos permite simular o fluxo, além de permitir testar a produção do campo em diferentes situações (Vidal et al., 2007).

São encontrados trabalhos que caracterizam melhores e piores cenários em campos de petróleo, como por exemplo Vidal et al. (2007). Tal trabalho não definiu um cenário específico como sendo pior ou melhor, mas sim o conjunto dos cenários simulados que contemplam o percentil 10 da distribuição, como sendo o cenário pessimista, e o cenário que contempla o percentil 90 da distribuição, como sendo o cenário otimista Vidal et al. (2007).

O reconhecimento de cenários em depósitos sedimentares com interesse em petróleo também possui grande relevância, uma vez que se pode atribuir uma maior ou menor porosidade e permeabilidade a certas regiões do domínio assim como caracterizar o tipo e formação da rocha com base na simulação estocástica de dados geofísicos (Zelenika e Malvić, 2011).

Embora muito presente em pesquisas petrolíferas, estudos aplicados a mineração são presentes. A definição dos prováveis cenários de planejamento do valor presente líquido (VPL) de uma mina, baseado em simulação estocástica, foi objeto de estudo de

Dimitrakopulos (2011), que reportou em função do tempo a evolução do VPL acumulado de uma mina de cobre. Pode-se observar através desse trabalho que o cálculo do VPL contempla diversos fatores que vão além do teor de cada bloco, sendo o cenário que resulta em um maior VPL caracterizado como sendo o melhor cenário de planejamento dessa mina. Já o cenário que resulta em um menor VPL acumulado pode ser caracterizado como o pior cenário de planejamento dessa mina, sendo escolhido como alvo de planejamento desse depósito um valor entre esses dois cenários.

Já no estudo realizado por Godoy e Dimitrakopoulos (2004) em uma mina de ouro na Austrália, trata-se da análise de pior e melhor cenário de planejamento da mina baseado na massa de minério extraída em função da quantidade de rejeito extraída, sendo adotado como pior cenário o cenário em que se extrai a maior quantidade de rejeito para menor quantidade de minério e como melhor cenário aquele em que se extrai a maior quantidade de minério com uma menor extração de rejeito.

A análise dos resultados da simulação estocástica, também é presente em estudos de depósitos de ferro, principalmente por acarretar em bons resultados dos locais com prováveis presenças de minérios, além de possuir um custo baixo operacional para a sua realização (De-Vitry et al., 2013).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Materiais

Os materiais utilizados para a elaboração deste trabalho foram: a base de dados da Mina de Capanema, composta por 70 sondagens, contendo análise de 497 amostras, já regularizadas com uma distância de 13m, para os teores de Fe, SiO₂, Al₂O₃, P e PPC (perda por carbonização), além de programas computacionais, sendo eles ISA-TIS, Arcmap, SGeMS e Excel, cujas finalidades são de fazer o processamento da base de dados e análise dos resultados.

4.2 Métodos

4.2.1 Conferência da base de dados

Foi checado se os teores de ferro nas amostras não ultrapassavam o limite estequiométrico teórico de ferro na hematita, se a coordenada nos eixos X e Y estava com 5 algarismos e se a coordenada no eixo Z não ultrapassou 2000m, ou era menor que 0. Além disso foi analisado se a distância entre amostras na direção vertical, possui distâncias de 13m, uma vez que foi a distância utilizada na regularização dessa base de dados.

4.2.2 Análise estatística

Conforme mencionado no item 3.3, as medidas de tendência central, medidas de dispersão e os coeficientes que representam a forma da distribuição. Para a construção do histograma dos teores de ferro, dividiu-se esses teores em 10 intervalos iguais e calculou-se no Excel a frequência de amostras de cada intervalo, para assim observar melhor as propriedades do histograma.

4.2.3 Transformação da base de dados

A transformação da base de dados original em uma distribuição gaussiana normal cuja média é 0 e variância é igual a 1 foi feita pelo método de Anamorfose Gaussiana utilizando o *software* ISATIS. Tal procedimento é feito a fim de preparar a base de dados para a realização da simulação estocástica, sendo o ajuste da função anamorfose feito de forma manual.

Fez-se a conferência da distribuição dos dados transformados, visando de checar se a transformação foi satisfatória.

4.2.4 Análise geoestatística

Para o cálculo do variograma experimental, na análise exploratória, utilizaram-se os parâmetros apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Valores dos parâmetros obtidos na análise exploratória.

Direções	N0°/0°	N45°/0°	N90°/0°	N135°/0°	N0°/90°
Tamanho do passo (m)	70	50	50	100	13
Tolerância do passo (m)	35	25	25	50	13
Número de passos	7	5	5	10	10
Tolerância angular	45°	45°	45°	45°	10°
Largura máxima (m)	980	500	500	2000	130

Com os variogramas experimentais calculados, buscou-se reconhecer as direções que representam a anisotropia do domínio.

Após o reconhecimento direções que representam a anisotropia do domínio, criou-se o modelo teórico de variograma. O ajuste do modelo se deu de forma manual, sendo feito no *software* ISATIS.

Para a modelagem de cada estrutura de forma independente, a fim de corrigir a anisotropia, utilizou-se o artifício de atribuir valores vazios ou fora do intervalo dos dados. A aplicação desses valores se dá pelo fato de que, uma estrutura previamente ajustada no modelo só irá atingir os valores de patamar das estruturas a serem modeladas fora do intervalo, paralelizando as curvas e corrigindo a anisotropia zonal. Dessa forma, utilizou-se valores de amplitude máxima, média e mínima assim como valores vazios para o ajuste do modelo.

Já a correção da anisotropia geométrico foi realizada, a partir da rotação do sistema na direção de maior continuidade das amostras (direção de maior amplitude).

4.2.5 Validação cruzada

Para a etapa da validação cruzada, fez-se o teste de diversos parâmetros de vizinhança, visando reconhecer o que resultasse em um melhor coeficiente de correlação e maior número de pontos estimados. Dessa forma, alterou-se o raio de busca de amostras para a estimativa, respeitando o valor máximo de cada amplitude (máxima, média e mínima), além do número mínimo de pontos, número ótimo de pontos utilizados para a estimativa e a adoção ou não de uma divisão do domínio para busca de amostras (*split*).

4.2.6 Modelo de blocos

A criação do modelo de blocos para o domínio foi realizada a fim de contemplar todos os pontos amostrados do domínio. Por se tratar de uma base de dados amostrada que não é alinhada a direção N 0°, optou-se por rotacionar a origem do sistema que descreve o modelo de blocos a fim de alinhar o modelo aos pontos amostrados. Concluída a rotação da origem do sistema, adotou-se a dimensão para cada bloco igual a metade da distância média entre amostras vizinhas para os eixos norte (X) e leste (Y), rotacionados, e igual a distância utilizada na regularização das amostras no eixo (Z), por se tratar da escala de trabalho para a Mina de Capanema. Adotando esses parâmetros calculou-se o número de células contidas em cada direção do domínio com base na razão entre o tamanho do domínio e a dimensão do bloco para essa direção somado a um valor de tolerância.

Na prática, utilizou-se os parâmetros na tabela 2 e após a criação dos blocos, rotacionou-se o domínio na direção N 135°, para assim conter todos os pontos amostrados. A Tabela 2 representa a dimensão do bloco criado, as coordenadas de origem e o número de blocos utilizados em cada eixo do domínio para o modelo de blocos.

Tabela 2 – parâmetros utilizados para a criação do modelo de blocos.

Eixo	N45°/0°	N135°/0°	N0°/90°(vertical)
Dimensão	25	50	13
Coordenada	45000	65500	1250
Número de blocos	70	65	27

4.2.7 Simulação estocástica

Concluídas as etapas anteriores, tem-se os principais parâmetros para se iniciar a simulação estocástica na base de dados.

O método de simulação escolhido foi o *Turning Bands* e foram simulados 100 cenários equiprováveis. O número máximo de blocos previamente simulados foi definido em 4 para evitar que os resultados da simulação pudessem ficar distorcidos em razão da possibilidade de propagação de tendências ou vieses decorrentes da utilização de grandes quantidades desses blocos. A simulação foi calculada usando 1200 bandas e os parâmetros de vizinhança foram os definidos no item 5.4.

Para representar o resultado da simulação estocástica na mesma unidade dos valores amostrais, foi feita a transformação inversa da distribuição gaussiana para a distribuição amostral empírica. Dessa forma, checkou-se, com base nas análises mencionadas no item 3.3, se a simulação estocástica foi satisfatória. Comparou-se os valores da estatística descritiva da média dos 100 cenários simulado aos valores da distribuição original, visando verificar se os resultados da simulação foram satisfatórios sob a ótica da estatística descritiva.

Para verificar a ergodicidade dos variogramas calculados para os teores simulados foi preciso calcular o variograma experimental dos dados amostrais não transformados e ajustar o modelo teórico de variograma, para isso foram utilizados os parâmetros de cálculo apresentados na Tabela 1. A utilização do variograma experimental tem como objetivo criar o modelo teórico de variograma dos teores de ferro. O resultado do cálculo do variograma experimental pode ser observado na Figura 8, os parâmetros do modelo teórico de variograma são apresentados na Tabela 3 e o modelo teórico de variograma está representado na Figura 9.

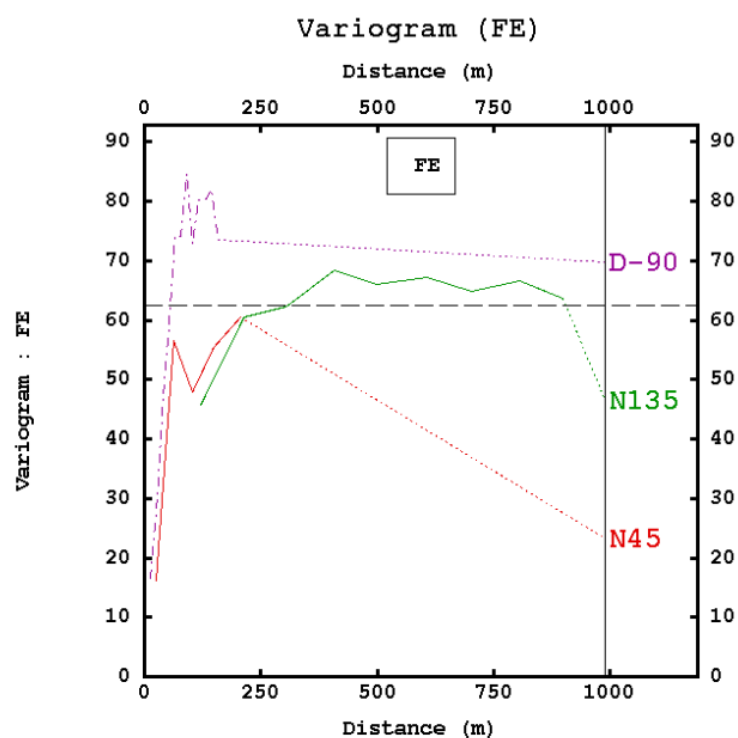


Figura 8 – Variograma experimental calculado sendo representado pela cor vermelha a direção N45°/0°, pela cor verde a direção N135°/0° e pela cor roxa a direção vertical (N0°/90°).

Tabela 3 – Valores utilizados para cada estrutura na modelagem das estruturas do variograma dos teores de ferro. O modelo esférico foi utilizado para o variograma e a direção de rotação do variograma foi N135°/0°.

Estrutura	Direção	Variância espacial	Amplitude N0°/90° (m)	Amplitude N45°/0° (m)	Amplitude N135°/0° (m)
Efeito Pepita	Todas	13	-	-	-
1	45°	47	100	200	320
2	135°	7	100	-	320
3	Vertical	10	100	-	-

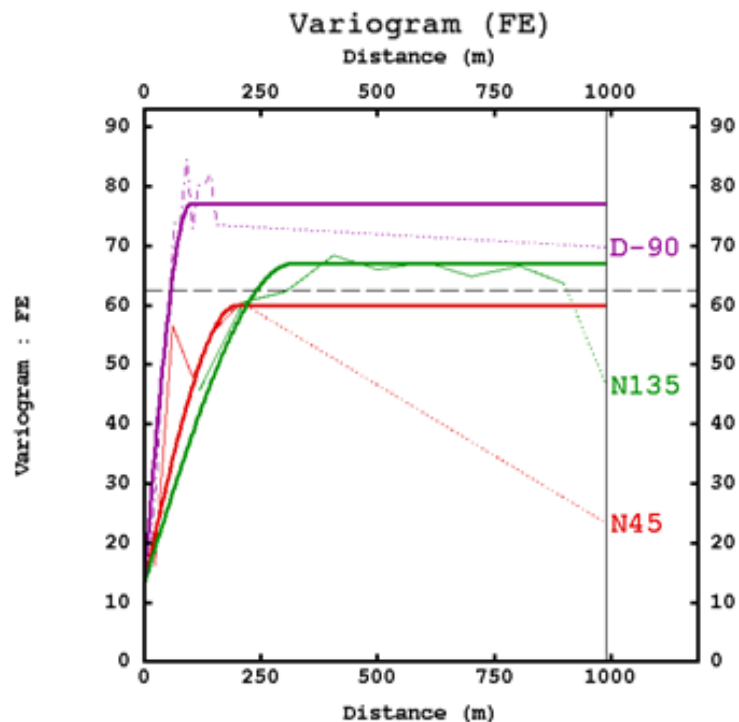


Figura 9 – Variograma experimental e modelo teórico de variograma ajustado para os teores de ferro. A direção N45°/0° é representada pela cor vermelha, a direção N135°/0° pela verde e a vertical (N 0°/90) pela roxa.

Com o modelo teórico de variograma, tem-se que reconhecer se o variograma médio dos 100 cenários simulados convergem para o modelo teórico de variograma da variável não transformada, para as três direções do domínio que representam a anisotropia.

4.2.8 Pós processamento

Feito o passo anterior, buscou-se analisar quais blocos possuíam o maior e menor teor, comparando-se a todos os blocos simulados, e assim encontrar o cenário que possui maior quantidade de blocos simulados com os maiores teores e cenário que possui maior quantidade de blocos que foram simulados como sendo os menores teores. Tal análise comparou os diversos teores simulados para um bloco de uma dada localização.

Com a análise mencionada no parágrafo anterior realizada, fez-se a análise estatística comparativa entre a média desses dois cenários encontrados em relação a todos os cenários simulados, assim como para a base de dados amostrada. Também foi feita a análise comparativa para os dados de variância desses cenários, a fim de ob-

servar como se encontravam esses cenários dentro da simulação gerada, a coerência desses resultados observados assim como a interpretação dos mesmos.

Por fim, analisou-se os cenários citados nos parágrafos acima com os cenários que resultaram em um maior e menor valor médio de teores de ferro, fazendo uma análise detalhada entre esses cenários para assim adotar o pior e melhor cenário da Mina de Capanema.

5 RESULTADOS OBTIDOS

Inicialmente foi realizada a checagem da base de dados buscando possíveis inconsistências ou ainda erros, como não foram encontradas questões que pudessem comprometer os resultados os procedimentos seguintes foram iniciados.

5.1 Análise estatística dos dados

Feita a validação da base de dados, realizou-se a análise estatística dos dados da Mina de Capanema. A média dos teores de Fe das amostras igual a 55,79%, a mediana foi de 57,92% e a moda de 63,2%. A variância do domínio é de 62,6, desvio padrão de 7,91% e coeficiente de variação de 0,1418, em uma distribuição assimétrica negativa.

A Figura 9 representa o histograma da distribuição da Mina de Capanema para os teores de ferro.

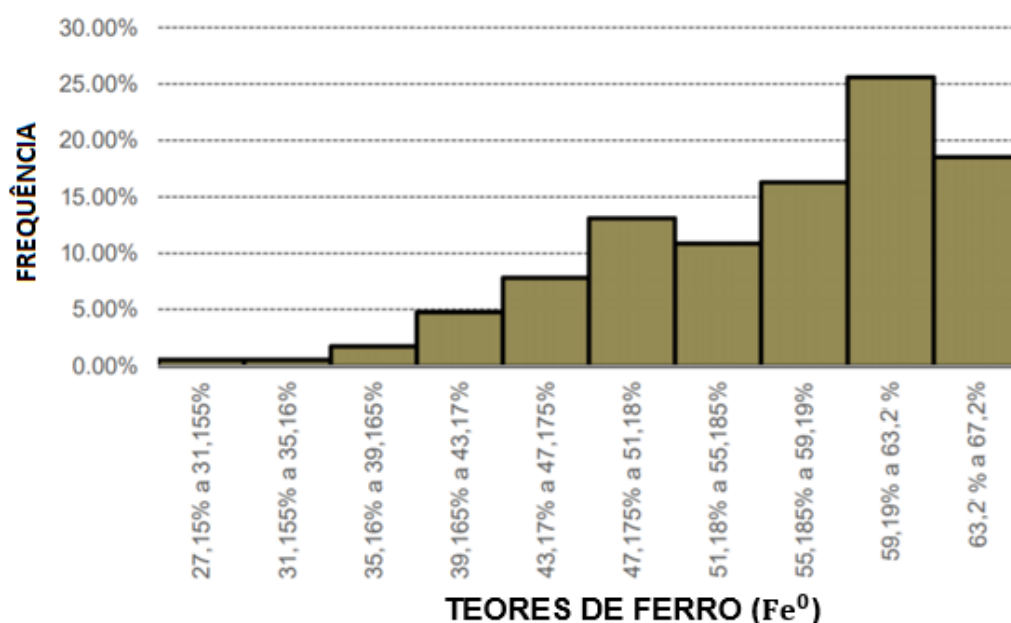


Figura 9 – Histograma com a distribuição dos teores de Fe para a Mina de Capanema.

A partir da análise das medidas obtidas e do histograma observa-se que mais da metade das amostras possui teor de ferro próximo ao limite estequiométrico do ferro contido em hematita. Além disso, nota-se que a distribuição apresenta uma pequena heterogeneidade predominando amostras com teores elevados.

5.2 Transformação da base de dados

Conforme mencionado no item 3.3, para realizar a simulação estocástica, os dados devem ser transformados para uma distribuição gaussiana normal contendo média igual a 0 e variância igual a 1. Essa transformação foi calculada por anamorfose gaussiana utilizando 22 polinômios de Hermite e os valores da distribuição foram aproximadas por inversão e por rotação linear. Pode-se observar na Figura 10 a função de suavização resultante da utilização dos 22 polinômios, a função em degrau amostral é a curva que representa os valores da variável ferro já transformada.

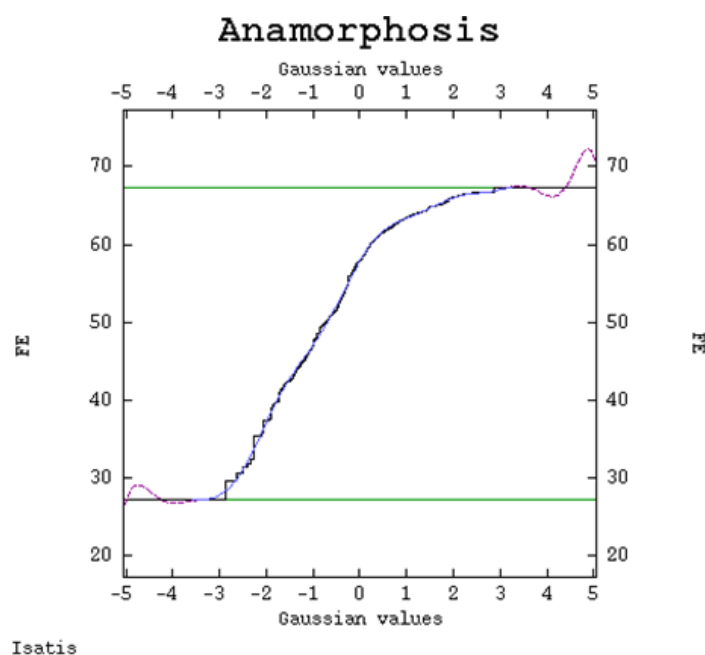


Figura 10 – Gráfico com os valores da variável Fe para a Mina de Capanema em função dos valores seus respectivos valores transformados por anamorfose Gaussiana. Em azul tem-se a de suavização usando 22 polinômios de Hermite para teores de Fe para a Mina de Capanema, dentro do intervalo de teores amostrados, em preto têm-se a função em escada amostral e as linhas horizontais verde representam os valores máximo e mínimo da distribuição original.

Após a transformação dos dados foi feita a análise estatística dos teores transformados, a fim de confirmar se a transformação foi adequada. Representa-se na Figura 11 o histograma da nova distribuição onde verifica-se que a transformação por esse método atingiu o objetivo, de que a nova distribuição seja gaussiana com média igual

a 0 e variância igual a 1. Já a Tabela 4 representa a estatística descritivas dessa distribuição.

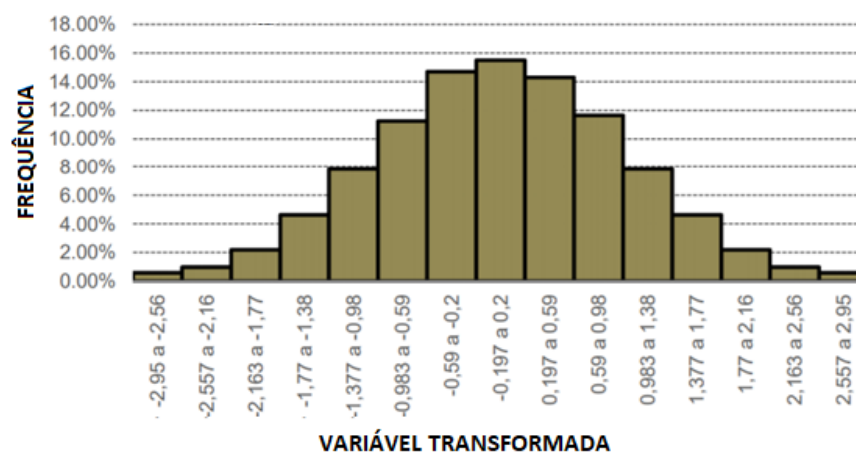


Figura 11 – Histograma da variável transformada para N [0,1]. O valor da média é igual a 0 e o valor do desvio padrão é igual a 1.

Tabela 4 – Estatística descritiva da variável ferro transformada para N [0,1].

Medidas	Valor
Média	0
Variância	1
Moda	0
Mediana	0

5.3 Análises geoestatísticas

Os resultados da análise geoestatística permite observar que a direção que as amostras possuem maior correlação espacial é a direção de 135°, segundo Rocha (1999) direção do eixo da dobral, principal controle estrutural da região marcado pela Serra do Ouro Fino. A partir desse resultado, interpreta-se que é presente a anisotropia do tipo mista para os dados transformados.

No campo da geoestatística, obteve-se como resultado inicial um variograma experimental no qual pode se observar que as direções que representam a anisotropia do domínio e melhor estruturação são as direções de N45°/0°, N135°/0° e N 0°/90°.

A partir da utilização dos parâmetros contidos na Tabela 1, representa-se na Figura 12, o variograma experimental nas direções que representam a anisotropia do domínio.

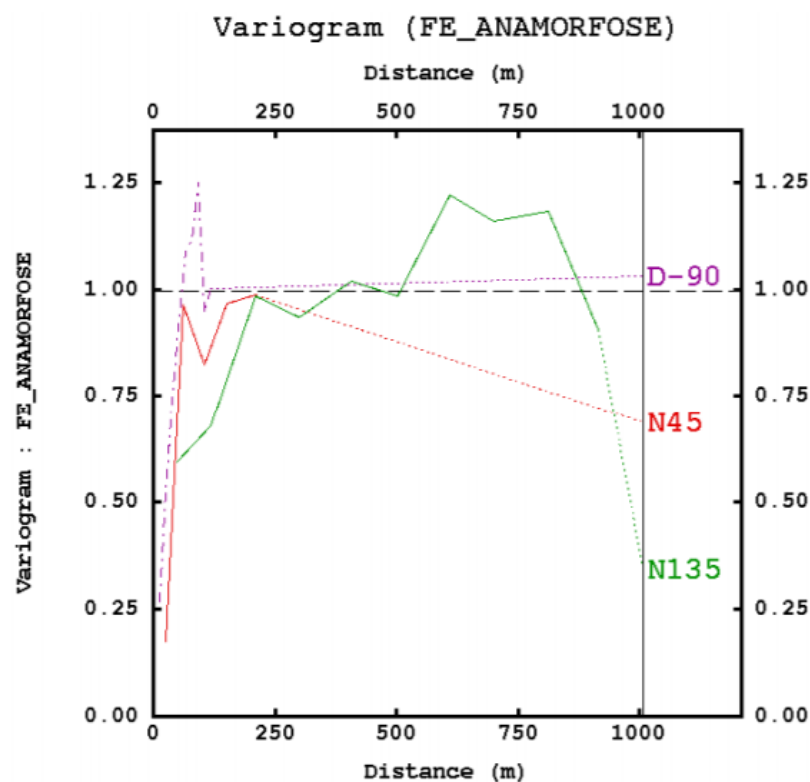


Figura 12 – Variograma para a direção N 45°/0° representada pela cor vermelha, direção N135°/0° representada pela cor verde e variograma para a direção vertical (N0°/90°) representada pela cor roxa. Variograma criado para a variável transformada.

O ajuste do modelo teórico de variograma foi iterativo e os parâmetros finais são apresentados na Tabela 5, na Figura 13 apresenta-se o variograma experimental e respectivo modelo.

Tabela 5 – Parâmetros do modelo teórico de variograma ajustado. O modelo esférico foi utilizado para o variograma e a direção de rotação do variograma foi N135°/0°.

Estrutura	Variância espacial	Amplitude vertical (m)	Amplitude média (m)	Amplitude máxima (m)
Efeito Pepita	0,15	-	-	-
1	0,87	80	180	300
2	0,03	80	-	300
3	0,05	80	-	-

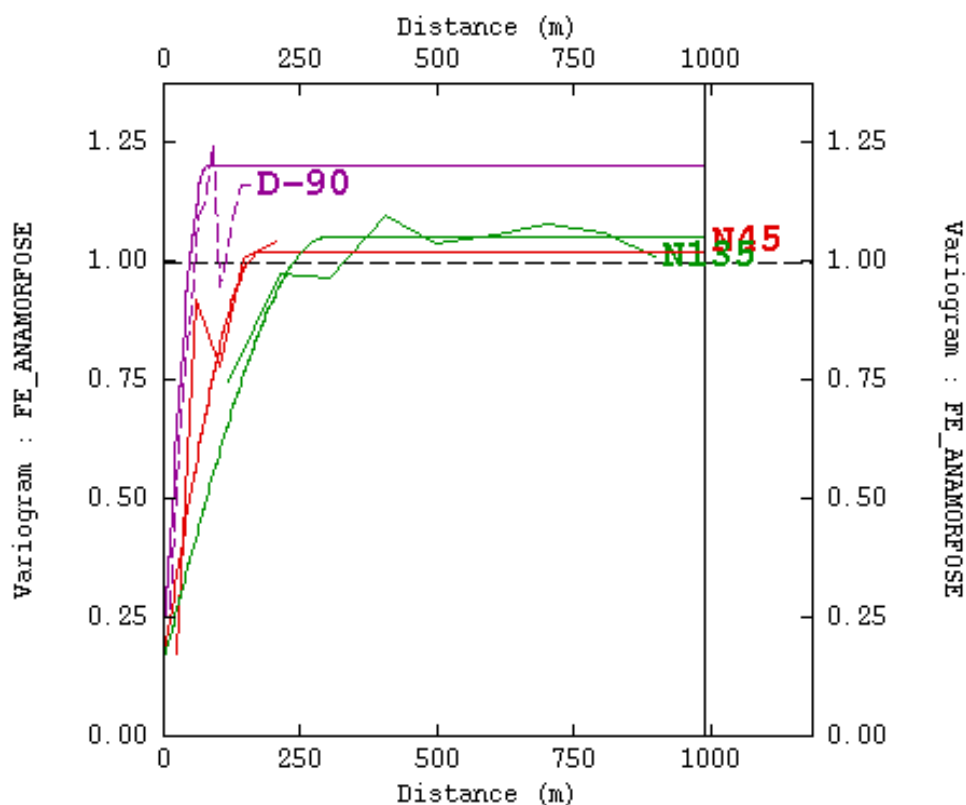


Figura 13 – Variograma experimental e modelo teórico de variograma ajustado. A direção N45°/0° é representada pela cor vermelha, a direção N135°/0° pela verde e a vertical (N 0°/90) pela roxa.

Analisando o modelo teórico de variograma, pode-se observar que o grau de aleatoriedade da Mina de Capanema, segundo a classificação contida em Yamamoto e Landim (2013), é significativo, visto que a razão entre o efeito pepita e a variância espacial é de 0,15789. No entanto se encontra bem próximo de uma amostragem com pequeno grau de aleatoriedade, favorecendo assim a realização das próximas análises, uma vez que a geoestatística se baseia no estudo de variáveis correlacionadas espacialmente. A determinação do grau de aleatoriedade é a razão entre o efeito pepita e o patamar. Sua classificação segue de acordo com a Tabela 6 contida em Yamamoto e Landim (2013):

Tabela 6 – Classificação dos graus de aleatoriedade.

Grau de aleatoriedade	Componente aleatória
$E < 0,15$	Pequena
$0,15 \leq E \leq 0,30$	Significativa
$E \geq 0,30$	Muito Significante

5.4 Validação cruzada

Com o término do ajuste do modelo teórico de variograma, deu-se início a etapa da validação cruzada. Geraram-se diversas estimativas, de acordo com a metodologia contida no item 4.2.5, sendo representados na Tabela 7 os valores utilizados dos parâmetros de vizinhança para a validação.

Tabela 7 – Parâmetros utilizados no *software* ISATIS para a criação da validação cruzada.

Variável	Valor					
Estimativa	1	2	3	4	5	6
Distância em N135°/0°	300	250	300	200	300	300
Distância em N45°/0°	180	150	180	150	150	180
Distância em N0°/90°	80	50	80	80	80	80
Número min. Blocos	5	5	5	4	4	4
<i>Split</i>	Sim	Sim	Não	Não	Não	Não
Número ótimo	10	10	10	8	8	8
Coeficiente de correlação	0,795	0,786	0,795	0,795	0,794	0,797
Pontos estimados	497	497	497	497	497	497

A validação cruzada com maior coeficiente de correlação (a de número 6) foi escolhida para ser representada na Figura 14 e também para ser utilizada nos cálculos subsequentes.

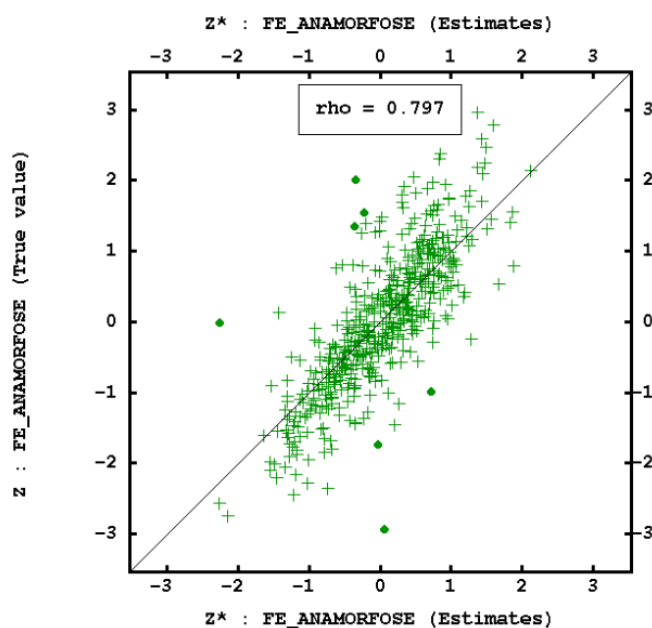


Figura 14 – representação gráfica entre os valores amostrados da variável transformada da Mina de Capanema e os valores estimados com base nos parâmetros utilizados na coluna 6.

5.5 Modelo de blocos

Como se pode observar nas Figuras 15, 16 e 17, o modelo de blocos criado, a partir da aplicação dos parâmetros contidos na Tabela 2, é maior que o domínio amostral, ou seja, garantiu-se que todas as amostras estivessem contidas no modelo de blocos.

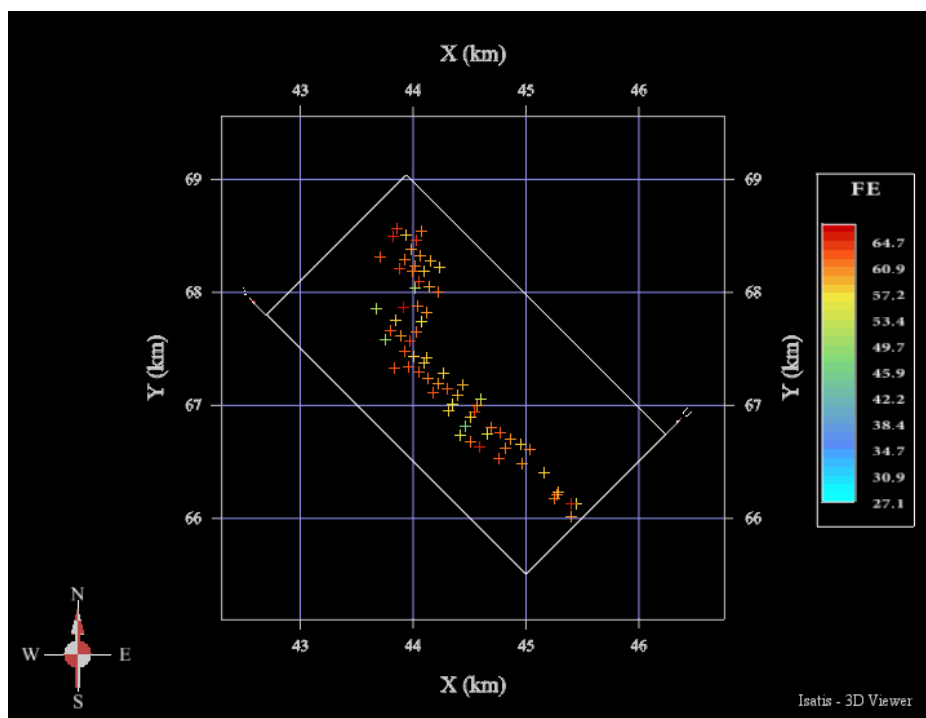


Figura 15 – Representação do modelo de blocos contendo os pontos amostrados no eixo XY.

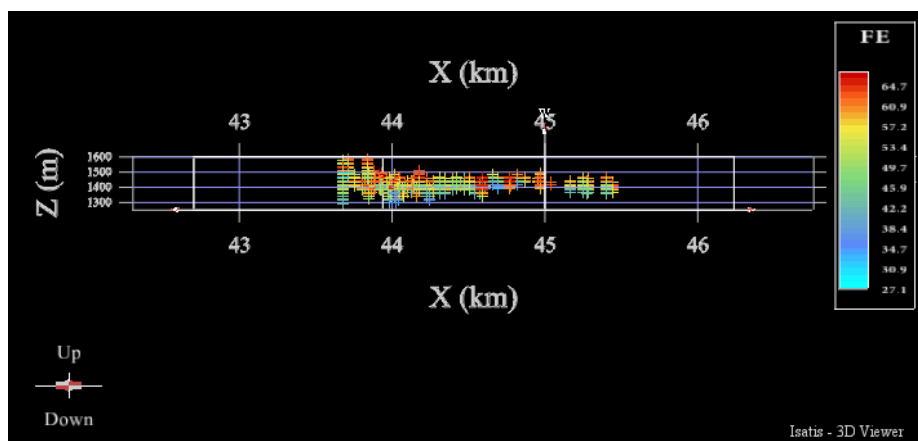


Figura 16 – Representação do modelo de blocos contendo os pontos amostrados no eixo XZ.

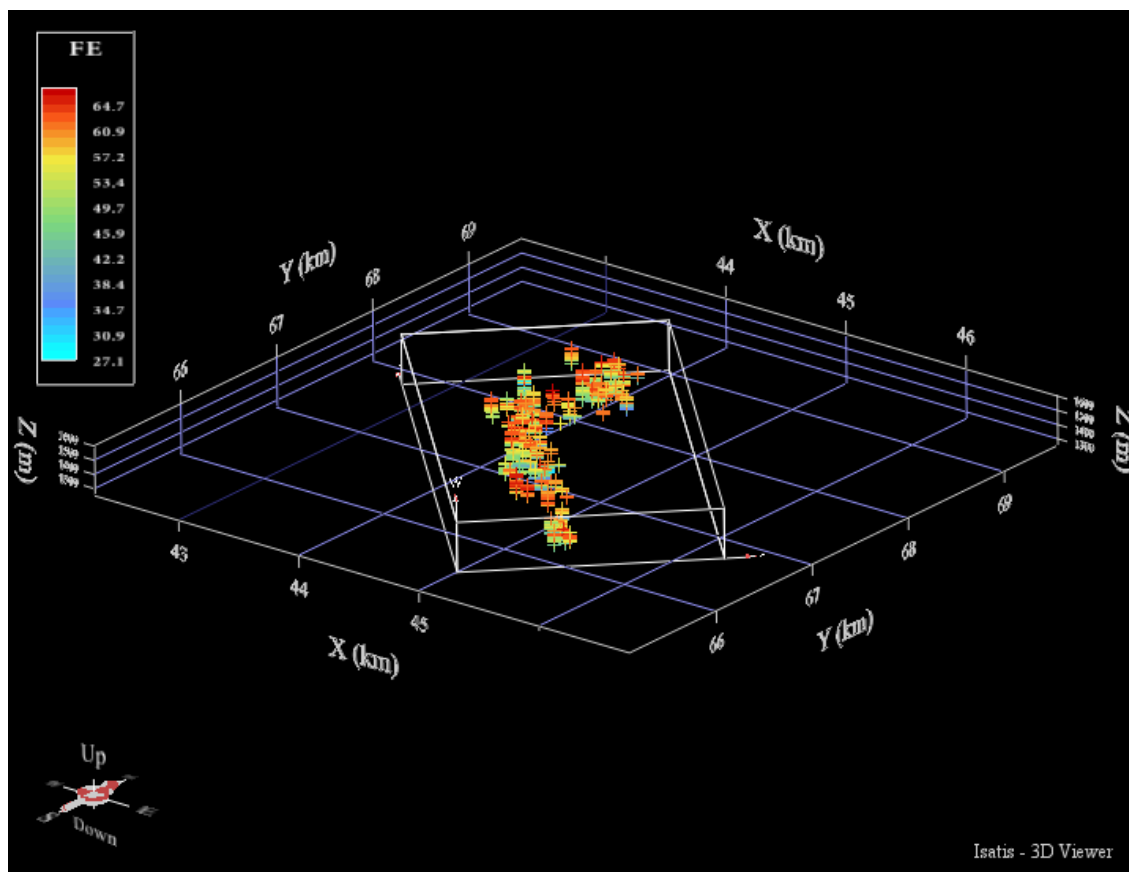


Figura 17 – Representação do modelo de blocos contendo os pontos amostrados.

5.6 Simulação estocástica

Buscando verificar se a simulação honrou a distribuição amostral as estatísticas descritivas (Tabela 8) foram calculadas.

Tabela 8 – Estatísticas descritivas dos resultados da simulação estocástica e dos dados amostrais.

Domínio	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	Variância
Simulação	27,15%	67,20%	54,38%	9,21%	84,75
Amostragem	27,15%	67,20%	55,79%	7,91%	62,6

Realizado o teste de ergodicidade, variograma de cada realização foi representado junto ao modelo teórico de variograma dos dados amostrais e ao variograma médio, calculado como a média dos variogramas das realizações. Pode-se observar nas Figuras 18, 19 e 20 os resultados para as direções N45°/0°, N135°/0° e N0°/90° (vertical), respectivamente

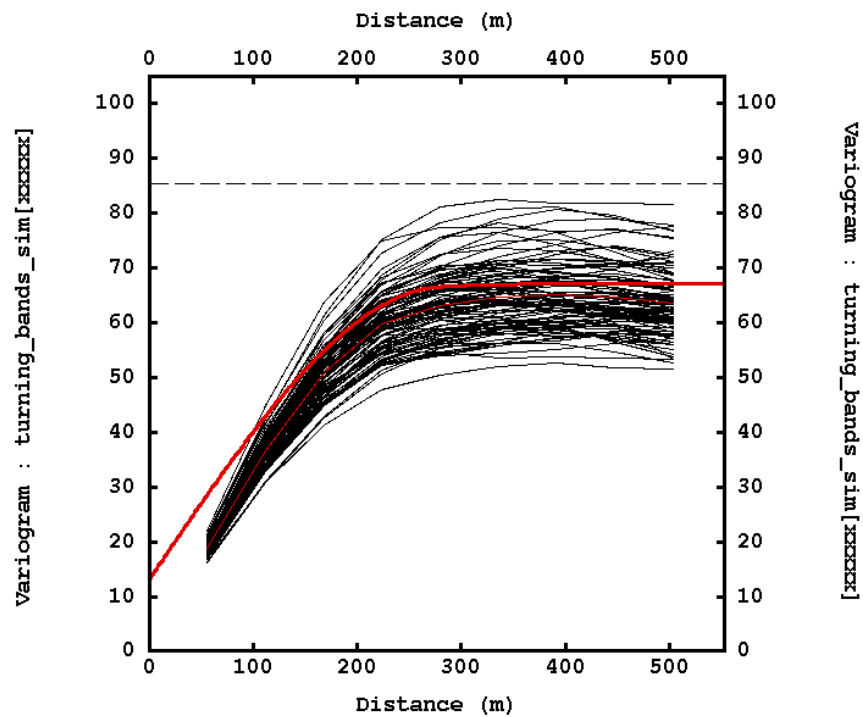


Figura 18 – Representação dos variogramas dos 100 cenários simulados em cor preta, contendo a média dos variogramas dos cenários em linha vermelha com traço mais fino, assim como em vermelho com linha com o traço mais grosso o modelo teórico de variograma para a direção de N45°/0°.

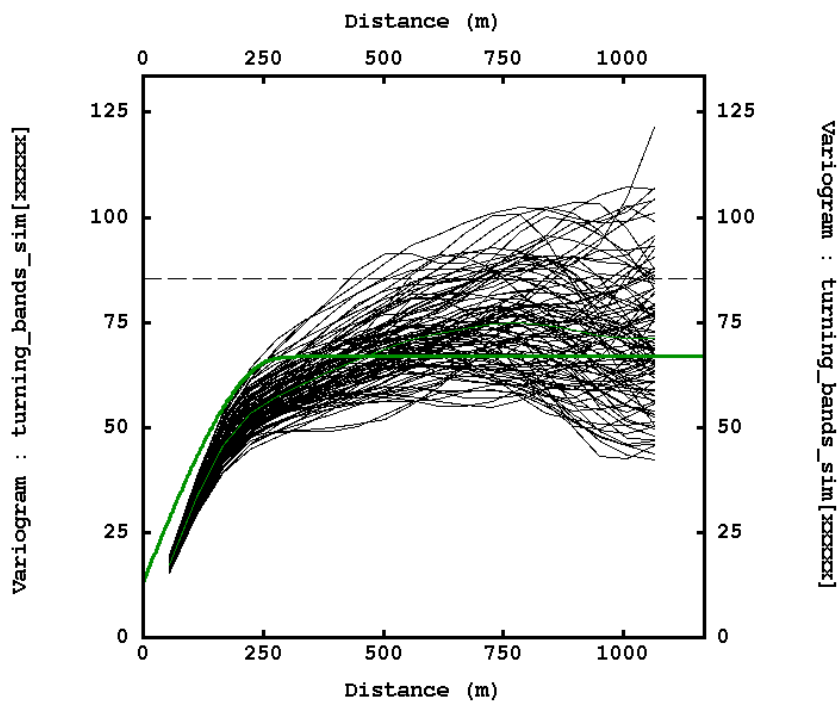


Figura 19 – Representação dos variogramas dos 100 cenários simulados em cor preta, contendo a média dos variogramas dos cenários em linha verde com traço mais fino, assim como em verde com linha com o traço mais grosso o modelo teórico de variograma para a direção de N135°/0°.

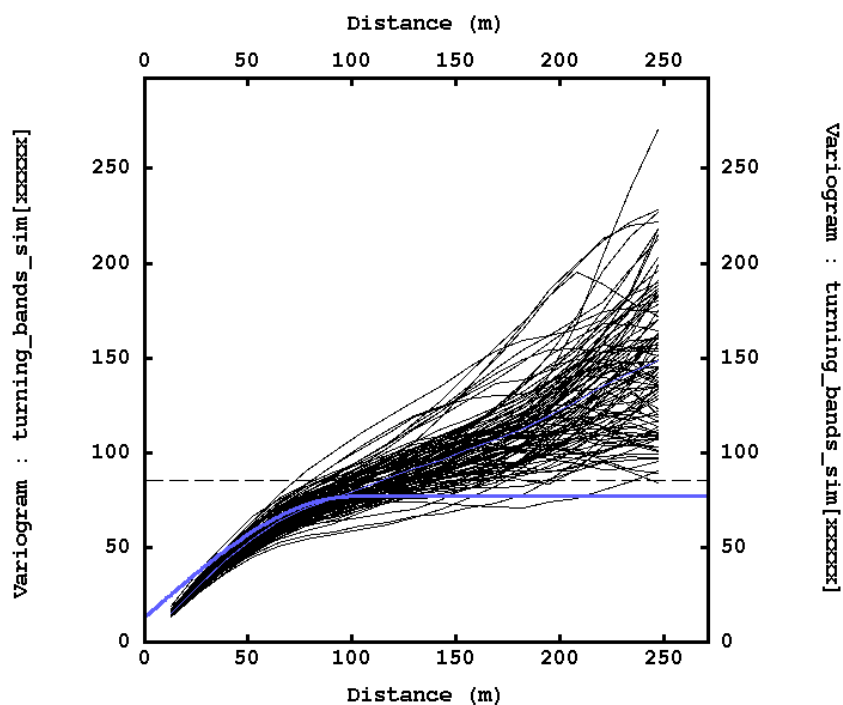


Figura 20 – Representação dos variogramas dos 100 cenários simulados em cor preta contendo a média dos variogramas dos cenários em linha azul com traço mais fino, assim como em azul com linha com o traço mais grosso o modelo teórico de variograma para a direção de vertical.

A partir das Figuras 18, 19 e 20, pode-se concluir que o resultado dos variogramas gerados pela simulação estocástica pelo método de *Turning Bands* com os parâmetros mencionados nos itens anteriores foram satisfatórios, seguindo o próximo passo da análise do trabalho, que é pós processamento dos dados.

5.7 Pós processamento

Após o cálculo da simulação estocástica, os cenários simulados foram analisados com base no exposto no item 4.2.8. Feito o cálculo da quantidade de blocos com maior teor que cada cenário simulado apresentou, pôde-se analisar em qual houve o maior e o menor número de blocos. Construiu-se um histograma com os teores médio de ferro dos 100 cenários e outro com as variâncias a fim de comparar onde se encontravam os cenários com maior e menor quantidade de blocos com maior teor de ferro, conforme apresentado nas Figuras 21 e 22.



Figura 21 – Representação da distribuição de frequência da média dos teores de ferro para cada cenário simulado. No histograma também é possível observar o intervalo em que os cenários com maior e menor número de blocos com maior teor estão localizados.

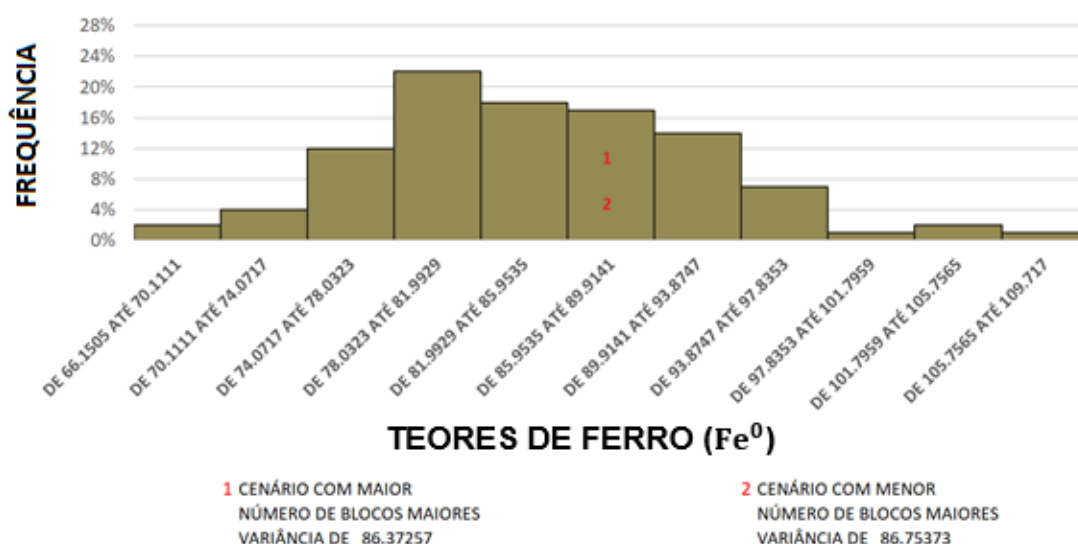


Figura 22 – Representação da distribuição de frequência da variância para os teores de ferro de cada cenário simulado. No histograma também é possível observar o intervalo em que os cenários com maior e menor número de blocos com maior teor estão localizados.

Verificou-se o comportamento da média dos teores de ferro de cada cenário simulado em relação ao teor médio de ferro de todos os cenários simulados, sendo representado pela Figura 23. Também foi feita a mesma análise em relação a variância dos cenários, sendo esta, representada pela Figura 24.

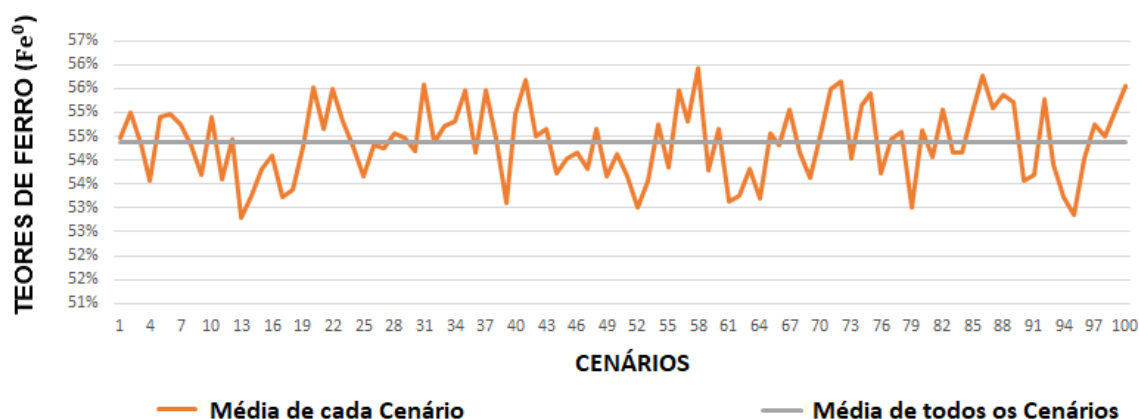


Figura 23 – representação da média de cada cenário em relação a média global dos cenários.

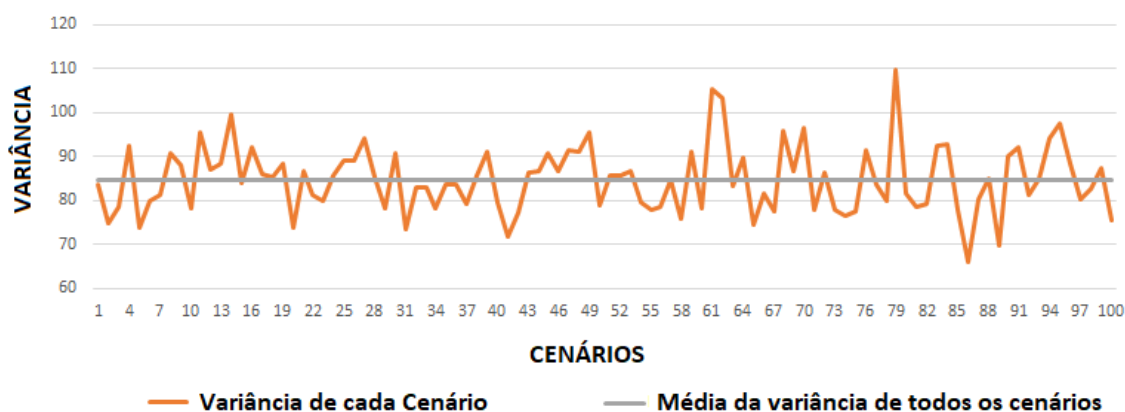


Figura 24 – representação da variância de cada cenário em relação a variância global dos cenários.

Buscou-se comparar as medidas de tendência central e de dispersão dos cenários com maior e menor número de blocos com maior teor dentre os cenários. A Tabela 9 apresenta os valores para essas três distribuições.

Tabela 9 – Medidas de tendência central e de dispersão para o cenário com maior número de blocos com maior teor dentre os cenários simulados, cenário com menor número de blocos com maior teor dentre os cenários simulados e dados amostrais da Mina de Capanema.

Parâmetros	Cenário com maior quantidade de blocos com maior teor	Cenário com menor quantidade de blocos com maior teor	Dados amostrados da Mina de Capanema
Média	55,65%	53,57%	55,79%
Mediana	58,33%	55,43%	57,92%
Variância	86,373	86,754	62,6

Também se comparou a quantidade de blocos com maior teor, as medidas de tendência central e de dispersão desses cenários já mencionados com os cenários simu-

lados que possuem maior e menor média. Observa-se na Tabela 10 as medidas de tendência central e de dispersão.

Tabela 10 – Quantidade de blocos com maior teor, valores de tendência central e de dispersão para o cenário com maior número de blocos com maior teor dentre os cenários simulados e cenário com menor número de blocos com maior teor dentre os cenários simulados.

Parâmetros	Cenário com maior média de teor de ferro	Cenário com maior quantidade de blocos com maior teor	Cenário com menor média de teor de ferro	Cenário com menor quantidade de blocos com maior teor
Média	55,9385%	55,6479%	52,8068%	53,5655%
Mediana	58,22%	58,33%	54,37%	55,43%
Variância	75,9834	86,3726	88,37	86,75
Quantidade de blocos com maior teor	591	678	140	128

Na Figura 25 pode-se observar as curvas de frequência acumulada contendo o cenário com maior média e o cenário com a maior quantidade de blocos com maior teor de ferro, a fim de visualizar o comportamento dessas duas distribuições.

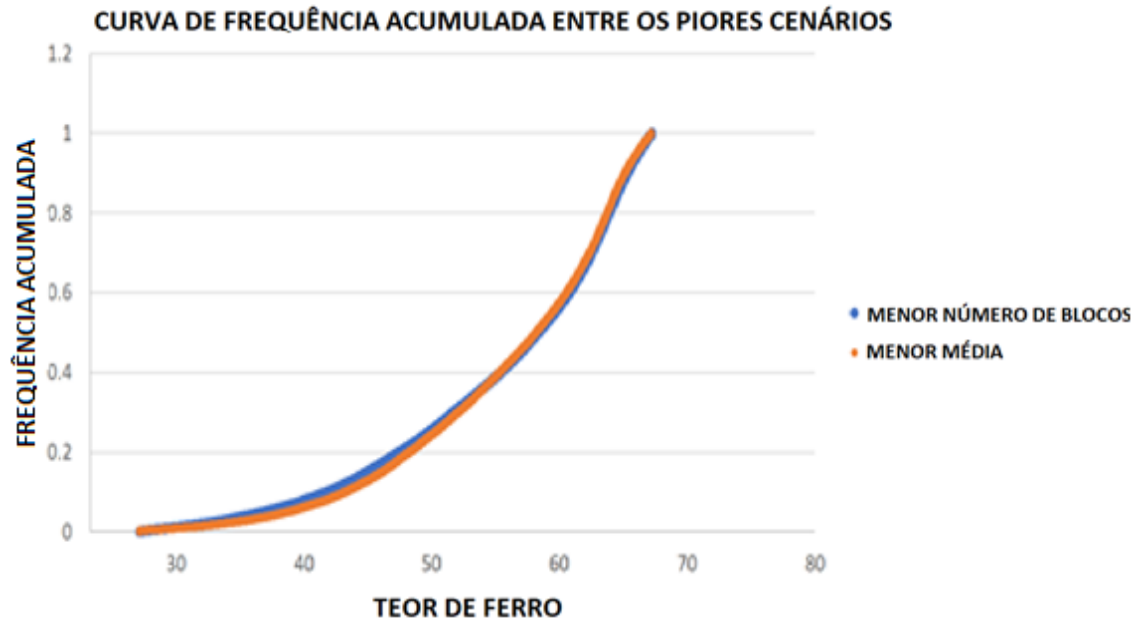


Figura 25 – Curva de frequência acumulada para o cenário com maior média e para o cenário com a maior quantidade de blocos com maior teor de ferro.

O mesmo foi adotado para o o cenário com menor média e para o cenário com a menor quantidade de blocos com maior teor de ferro, também para verificar o compor-

tamento dessas duas distribuições. O resultado pode ser observado na Figura 26 representa o gráfico gerado.

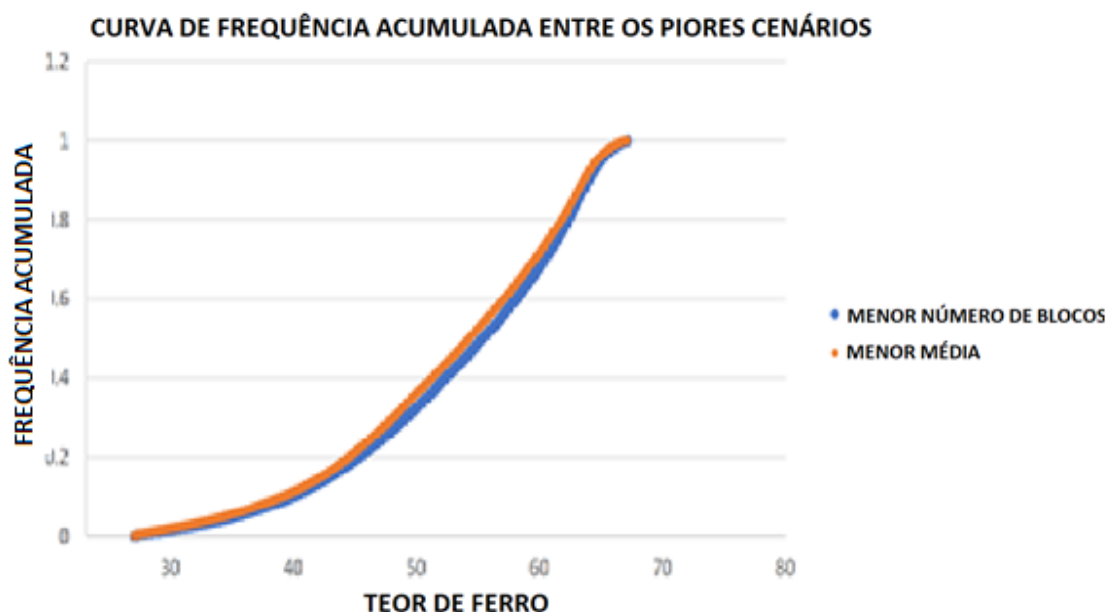


Figura 26 – Curva de frequência acumulada para o cenário com menor média e para o cenário com a menor quantidade de blocos com maior teor de ferro.

6 INTERPRETAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Com a análise dos cenários simulados, pode-se observar que a realização que apresenta maior média dos teores de ferro possui média e mediana próximas ao do cenário em que se obteve uma maior quantidade de blocos com maior teor. Em contrapartida, a variância do cenário com maior média se encontra menor.

Quando se compara o número de blocos que simulados com os maiores valores, entre o cenário que possui a maior média dos teores de ferro e o cenário que possui maior quantidade de blocos com maior teor, percebe-se que existe uma diferença relevante entre esses dois cenários, podendo indicar que esse parâmetro possa ser bom para a análise de melhor cenário para o depósito. A escolha do melhor cenário para a Mina de Capanema se baseou nesta métrica, e o cenário 72 foi selecionado.

Para o caso oposto, pode-se observar que os cenários com menor média e o com a menor quantidade de blocos com maior teor de ferro possuem média e mediana semelhantes. As variâncias desses dois cenários divergem pouco, sendo que o cenário que possui menor média apresenta variância ligeiramente maior.

Nota-se que os cenários citados no parágrafo anterior apresentam média, mediana e variância bem próximas, contribuindo para que o número de blocos com maior valor simulado seja a principal informação a ser utilizada para fins de comparação, uma vez que este apresenta uma grande diferença entre esses dois cenários. Dessa forma, tem-se a seleção do cenário 53 como pior cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema, pelo fato do mesmo apresentar menor quantidade de blocos simulados com maior teor de ferro para o depósito.

Com a adoção desses cenários como melhor e pior para os teores de ferro da Mina de Capanema, pode-se observar também que a quantidade de blocos simulados com maior teor é um parâmetro com maior sensibilidade quando se comparada às médias, variâncias e medianas das distribuições. Representa-se na Figura 27 o número de blocos com maiores teores para o pior e melhor cenário da Mina de Capanema, já a Figura 28 representa suas variâncias e médias.

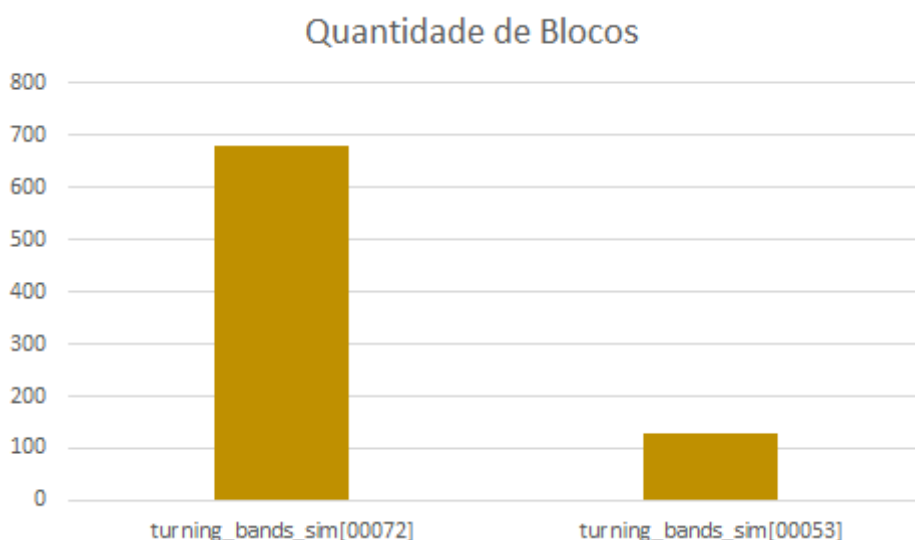


Figura 27 – Quantidade de blocos com maior teor de ferro dentre os cenários simulados.

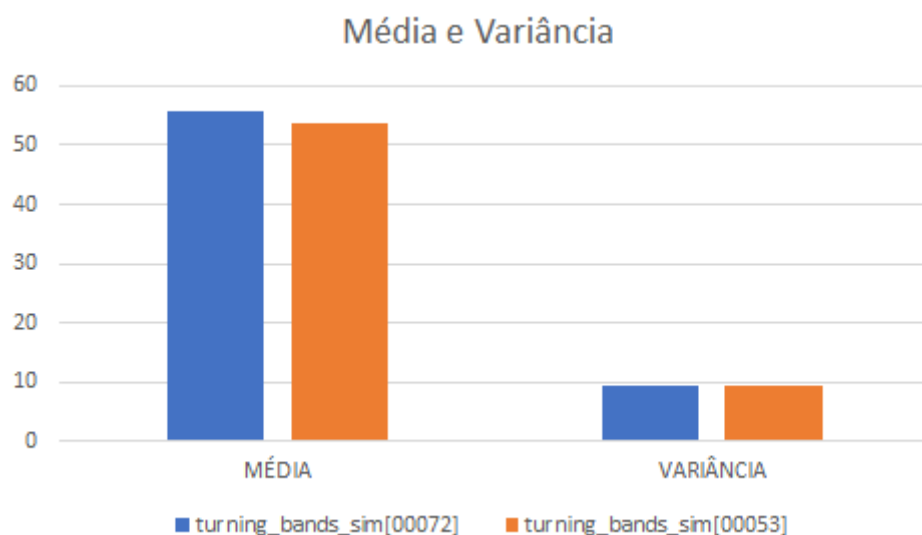


Figura 28 – Média e variância do pior e do melhor cenário encontrado para a Mina de Capanema.

Por fim, tem-se as Figuras 29, 30, 31 e 32 que representam a distribuição espacial desses cenários adotados como pior e melhor para os teores de ferro da Mina de Capanema.

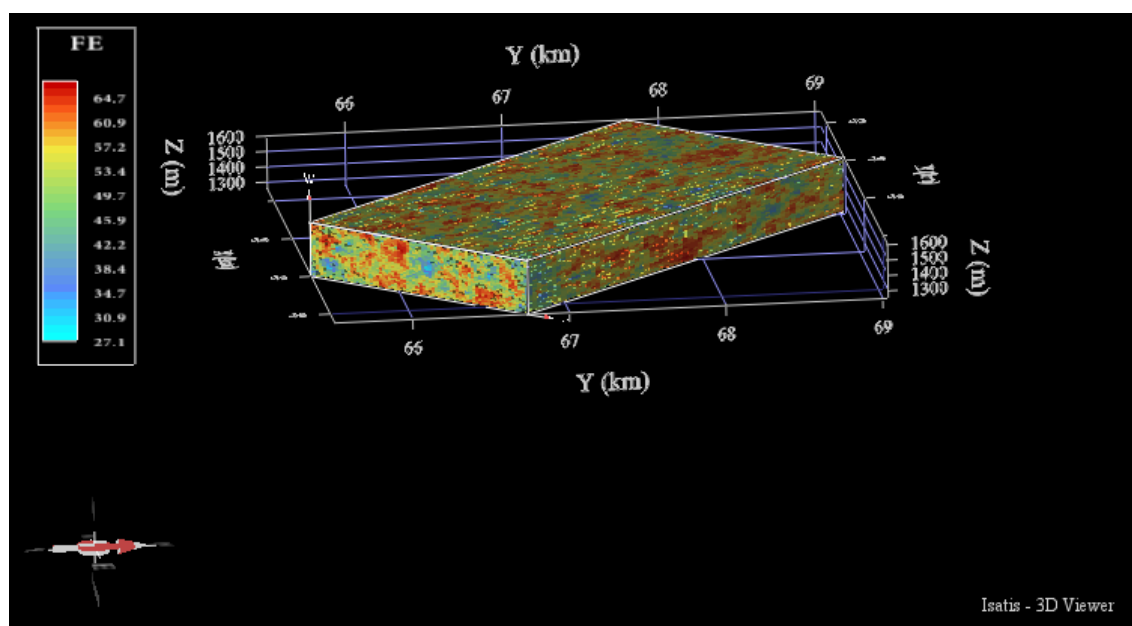


Figura 29 – Pior cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema. Cenário “*turning_bands_sim[00053]*”.

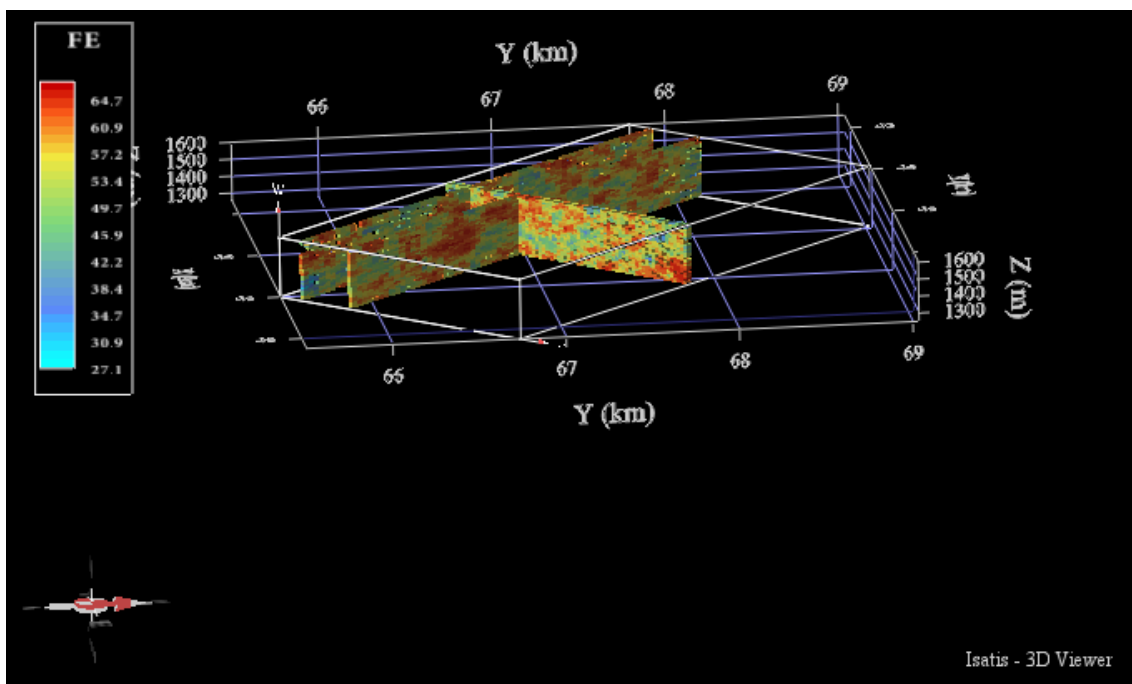


Figura 30 – Pior cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema em corte. Cenário “*turning_bands_sim[00053]*”.

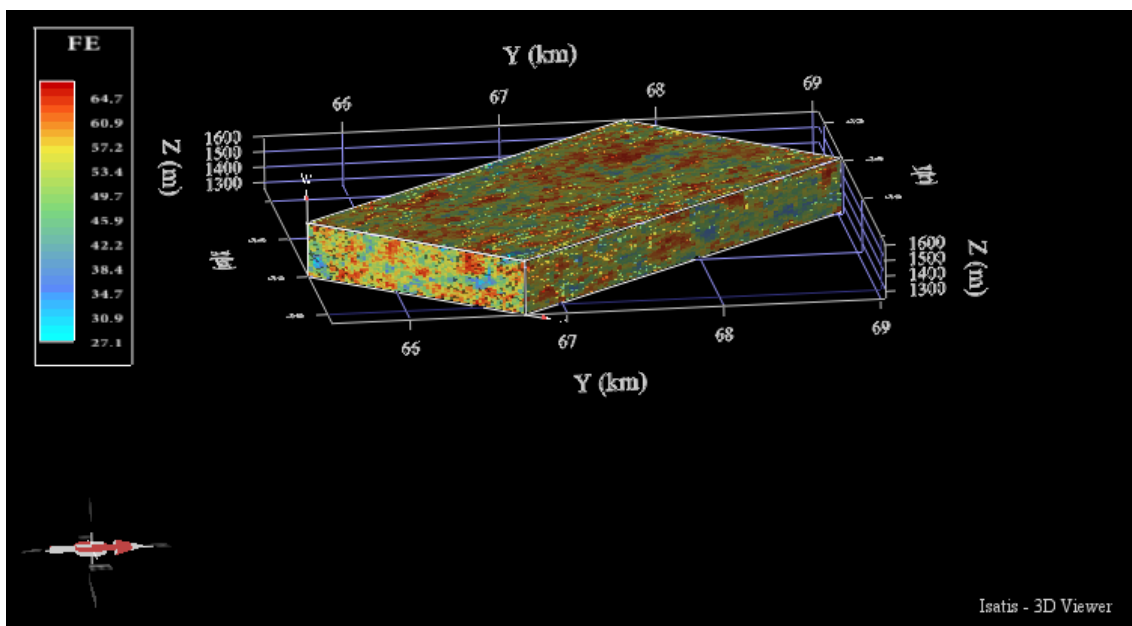


Figura 31 – Melhor cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema. Cenário “*turning_bands_sim[00072]*”.

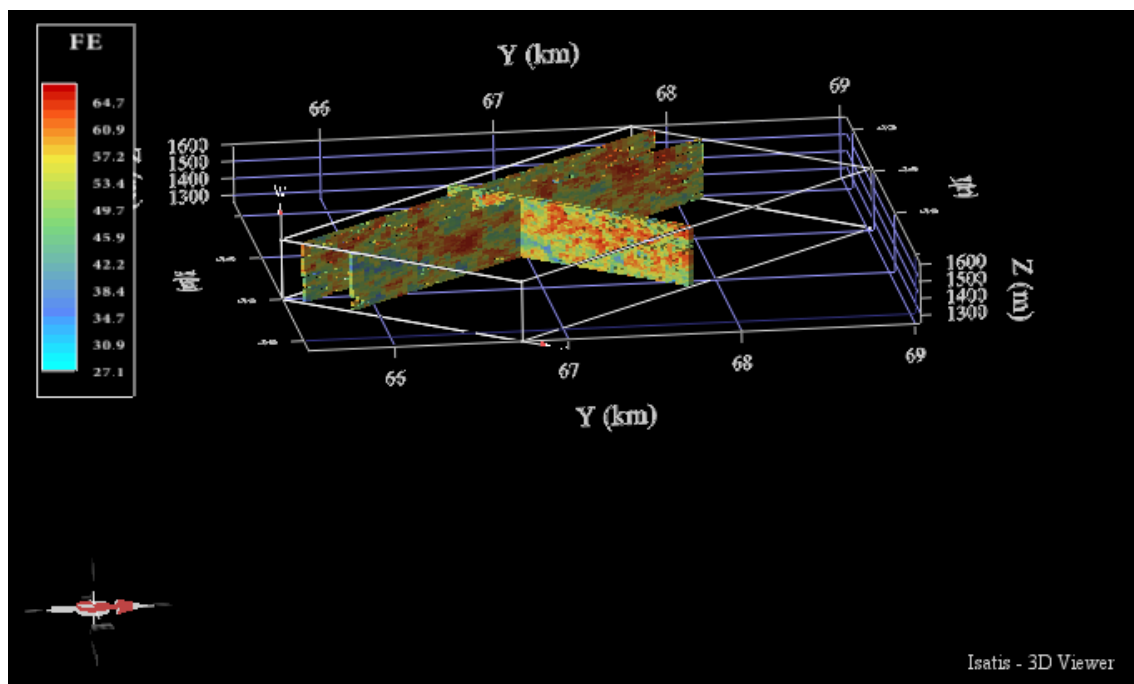


Figura 32 – Melhor cenário para os teores de ferro da Mina de Capanema em corte. Cenário “*turning_bands_sim[00072]*”.

Observou-se, em conjunto com as imagens e dados obtidos para o pior e melhor cenário da Mina de Capanema, que a porção inferior do domínio, considerada como sendo a porção abaixo da cota de 1400m, tanto para o pior quanto para o melhor cenário da Mina de Capanema, apresentou uma grande concentração de blocos com teores baixos. Pode-se observar que a maior quantidade de blocos simulados em ambos os cenários, cujos teores de ferro estão no percentil 30 da distribuição, se encontram na porção inferior, conforme pode-se observar na Tabela 11.

Tabela 11 – Quantidade de blocos abaixo do percentil 30 nas posições inferiores e superiores do domínio.

Cenário	Blocos abaixo do P30 e na parte inferior	Blocos abaixo do P30 e na parte superior
<i>turning_bands_sim[00072]</i>	6816	2258
<i>turning_bands_sim[00053]</i>	6002	3067

Por fim, tem-se a Figura 33 que representa a curva de frequência acumulada para o pior e para o melhor cenário do depósito.

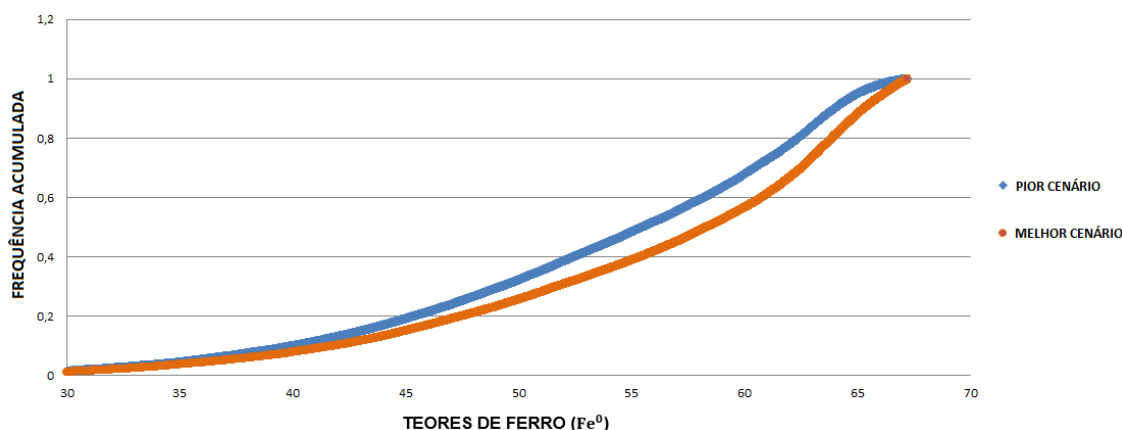


Figura 33 – Curva de frequência acumulada para o pior e melhor cenário da Mina de Capanema.

A Figura 33 apresenta grande importância para conhecimento dos riscos e planejamento do depósito, uma vez que se pode utilizar desta para se conhecer quais cenários podem ser esperados para a distribuição dos teores de ferro, que representa a região entre o pior cenário e o melhor cenário.

7 CONCLUSÕES

A partir da análise de cenários equiprováveis gerados por simulação estocástica, pode-se observar que tanto para o pior cenário quanto para o melhor cenário, foi representado um depósito com um enriquecimento nos teores de ferro localizados na porção superior, representando a geologia do local.

Também foi observado que a análise simplesmente baseada pela média e pela variância de cada realização foi considerada menos coerente para o caso em estudo, pois depósitos de ferro do tipo BIF semelhantes à Mina de Capanema são caracterizados por apresentar pequena variância e medidas de tendência central semelhantes. Já a análise pelo método da contagem de blocos que possuem maior teor é uma métrica que resulta em uma grande diferença de valores entre os cenários simulados, tornando-se mais interessante seu uso no caso do depósito da Mina de Capanema.

A partir desses resultados para a Mina de Capanema é interessante destacar que outras análises semelhantes a essa em outros depósitos com características semelhantes à da Mina de Capanema podem contribuir com novas formas de se reconhecer o melhor e pior cenários de uma mina e/ou verificar se pode ser observado um resultado parecido ao deste trabalho em outros depósitos similares, para assim auxiliar na análise de risco de forma preliminar em depósitos minerais.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alkimim, F. F., Marshak, S. (1998). Transamazonian Orogeny in the Southern São Francisco Craton Region, Minas Gerais, Brazil: evidence for Paleoproterozoic collision and collapse in the Quadrilátero Ferrífero. *Precambrian Research* 90, 29-58.
- Chilès, J.-P., Delfiner, P. (1999). *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Nova Iorque: John Wiley & Sons.
- Deutsch, C. V. e Journel, A. G. (1998). *Simulation. In: Geostatistical software library and user's guide- GSLIB*. New York: Oxford University Press.
- De-Vitry, C., Vann J., Arvidson H. (2010). Multivariate iron ore deposit resource estimation – a practitioner's guide to selecting methods. *Applied Earth Science* 119 (3), 154-165.
- Dimitrakopoulos, R. (2011). Stochastic optimization for strategic mine planning: A decade of developments. *Journal of Mining Science* 47(2), 138-150.
- Dorr, J. V. N. (1969). Physiographic, Stratigraphic and Structural Development of the Quadrilátero Ferrífero Minas Gerais, Brazil. *Geological Survey professional paper* 641–A, 110pp., Washington.
- Fonseca, L. (2014). *Avaliação de métodos de perfuração geofísica na pesquisa de minério de ferro – Estudo de caso: definição de contatos litológicos na mina de Capanema, MG*. Dissertação de mestrado pela Universidade Federal de Ouro Preto, Escola de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto.
- Godoy M., Dimitrakopoulos, R. (2004). Managing risk and waste mining in long-term production scheduling of open-pit mines. *Society for Mining, Metallurgy, and Exploration* 316, 43-50.
- Haas, T. C. (1990). Kriging and automated variogram modeling within a moving window. *Atmospheric Environment* 24(7), 1759-1769.
- Journel, A. G., Huijbregts, CH. J. (1997). *Mining Geostatistics (7a Edição)*. Nova Iorque: Academic Press.
- Koch, G. S., Link, R. F. (1980). *Statistical Analysis of Geological Data (2a Edição)*. New York: Dover Publications, Inc.

Olea, R. A. (1999). *Geostatistics for Engineers and Earth Scientists*. DOI: 10.1007/978-1-4615-5001-3.

Ortiz, J. M., Oz, B., Deutsch, C. V. (2005). *A Step by Step Guide to Bi-Gaussian Disjunctive Kriging*. In: Leuangthong O., Deutsch C.V. (eds) *Geostatistics Banff 2004* (v. 14, 1097-1102). Dordrecht: Springer.

Pyrz, M. J., Deutsch, C. V. (2018). *Transforming Data to a Gaussian Distribution*. In J. L. Deutsch (Ed.), *Geostatistics Lessons*. Acesso em 22 de outubro de 2018, <<http://www.geostatisticslessons.com/lessons/normalscore>>.

Rocha, A. C. B., (2005). A geoestatística aplicada à avaliação e caracterização de reservatórios petrolíferos. Tese de mestrado pela Universidade Federal de Campina Grande.

Rocha, M. M. (1999). *Estudo comparativo entre os métodos computacionais de avaliação de reservas e controle de teores da mina de Capanema, Santa Bárbara, MG*. Tese de mestrado pela Universidade de São Paulo, Instituto de Geociências.

Rossi, M. E., Deutsch, C. V. (2014). *Mineral Resource Estimation*. DOI 10.1007/978-1-4020-5717-5.

Vargas, F. R., (2010). *Modelagem geoestatística da distribuição espacial da salinidade nas lavouras de arroz irrigado na porção leste de RS*. Dissertação de monografia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Matemática.

Vidal, A. C., Sancevero, S. S., Remacre, A. Z., Costanzo, C. P. (2007). Modelagem geoestatística 3D da impedância acústica para a caracterização do campo de namorado. *Revista Brasileira de Geofísica* 25(3), 295-305.

Yamamoto, J. K. (2001). *Avaliação e classificação de reservas minerais*. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo.

Yamamoto, J. K., Landim, P. M. B. (2013). *Geoestatística: Conceitos e aplicações*. São Paulo: Oficina de Textos

Zelenika, K. N., Malvić, T. (2011). Stochastic simulations of dependent geological variables in sandstone reservoirs of Neogene age: A case study of Kloštar Field, Sava Depression. *Geologia Croatica* 64(2), 173-183.