

Universidade de São Paulo
Instituto de Geociências

**O Intervalo de Confiança da Média Empregado na Classificação
de Recursos de Ferro da Mina de Capanema**

Trabalho de Formatura

Monografia

TF- 18/29

Aluna: Marcela Martins

Orientador: Marcelo Monteiro da Rocha

Coorientador: Gustavo Zanco Ramos

São Paulo- SP

2018

RESUMO

As classes de recursos minerais de uma classificação refletem o grau de confiança do conhecimento do depósito mineral, sendo que este grau de confiança pode ser obtido através da incerteza associada à quantificação dos teores do depósito. O objetivo deste estudo é classificar os recursos de ferro da Mina de Capanema, baseado na incerteza associada a simulação estocástica por bandas rotativas do ferro e de dois de seus contaminantes, a alumina e o fósforo.

A Mina de Capanema corresponde a um depósito do tipo formação ferrífera bandada, que sofreu distintos eventos deformacionais e está localizada entre o município de Santa Bárbara e Itabirito, no Quadrilátero Ferrífero, estado de Minas Gerais.

Para quantificar as incertezas foram utilizados 100 cenários para cada variável analisada, com isso foi possível quantificar a incerteza da simulação através do intervalo de confiança da média padronizado. Com a comparação das incertezas das três variáveis analisadas, concluiu-se que como a incerteza é diretamente relacionada ao nível de variabilidade que variável apresenta, sua utilização em depósitos com baixa variabilidade pode não ser adequado.

Com os resultados obtidos neste trabalho, pode-se afirmar que para depósitos pouco heterogêneos como o da Mina de Capanema, não é aconselhável que a classificação seja realizada através da incerteza quantificada pelo intervalo de confiança da média, visto que praticamente a totalidade dos blocos foram classificados como medido, tal fato não é factível, pois espera-se que nas bordas de um depósito e lugares onde a amostragem não seja representativa tenha a presença de blocos classificados como indicado e inferido.

ABSTRACT

The types of the mineral resources in a classification reflect the degree of confidence of the knowledge of the mineral deposit, and this degree of confidence can be obtained through the uncertainty associated with the quantification of deposit contents. The objective of this study is to classify the iron resources of the Capanema Mine based on the uncertainty associated with stochastic simulation by turning bands of iron and two of its contaminants, aluminum and phosphorus.

The Capanema Mine corresponds a banded iron formation deposit, which suffered different deformation events and is located between the cities of Santa Bárbara and Itabirito, in the Quadrilátero Ferrífero, state of Minas Gerais.

To quantify the uncertainties were 100 scenarios used for each variable analysis, with this it was possible to quantify the uncertainty of the simulation through the confidence interval of the mean. By comparing the uncertainties of the three analyzed variables, it was concluded that as the uncertainty is directly related to the level of variability that the variable presents, its use in deposits with low variability may not be adequate.

The results obtained in this work, it can be stated that for non-heterogeneous deposits such as the Capanema Mine are not advisable to classify the uncertainty quantified by the confidence interval of the mean. All the blocks were classified as measured, this fact is not feasible, because it is expected that on the edges of a deposit and places where the sampling is not representative has the presence of blocks classified as indicated and inferred.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA.....	2
3. LOCALIZAÇÃO E VIA DE ACESSO	2
4. TRABALHOS PRÉVIOS.....	3
4.1. Geologia Regional.....	3
4.2. Geologia Local.....	4
4.3. Regularização das amostras	5
4.4. Análise Estatística.....	6
4.5. Análise Geoestatística	6
4.6. Simulação Estocástica.....	10
4.6.1. Simulação por bandas rotativas	11
4.7. Krigagem simples	12
4.8. Anamorfose Gaussiana	13
4.9. Teste de Bigaussianidade.....	13
4.10. Intervalo de Confiança da média.....	13
4.11. Classificação de Recursos Minerais	15
5. MATERIAIS E MÉTODOS	18
6. RESULTADOS OBTIDOS E DISCUSSÕES.....	18
6.1. Conferência da base de dados	18
6.2. Análise Estatística.....	19
6.3. Regularização das Amostras.....	21
6.4. Transformação dos dados.....	22
6.5. Teste de Bigaussianidade.....	24
6.6. Análise Geoestatística	24
6.6.1. Validação Cruzada.....	28

6.7. Simulação por Bandas Rotativas	30
6.8. Classificação de Recurso	32
7. CONCLUSÕES	36
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	38
ANEXO.....	44

1. INTRODUÇÃO

Diariamente ações do setor mineral são negociadas nas principais bolsas de valores então, com a finalidade de atrair investidores e evitar fraudes, as empresas do setor de mineração divulgam declarações públicas com informações oficiais sobre a quantidade estimada de recursos e reservas de um depósito (Rossi e Deutsch, 2014). Em cada país tais declarações seguem padrões estabelecidos por códigos, sendo os principais o JORC, NI 43-101 e SAMREC (Rossi e Deutsch, 2014).

Esses códigos determinam que as declarações públicas contenham a classificação de recursos, que deve ser realizada de acordo com o conhecimento e confiança dos dados geológicos obtidos, ou seja, as classes de recursos irão refletir o quanto o teor e a tonelagem do recurso estimado são confiáveis (CBRR, 2016). A incerteza associada à estimativa é uma forma de determinar se o teor e a tonelagem do recurso estimado são confiáveis, ou seja, quanto menor a incerteza mais confiável é a declaração de recursos. Nas declarações públicas deve-se apresentar uma discussão das incertezas dos recursos, assim como elas devem ser consideradas para determinar as classes de recursos (CBRR, 2016).

Todas as estimativas de recursos apresentam incerteza associada devido a diversos fatores como amostras não representativas do depósito, imprecisão dos dados, falta de dados, incerteza dos modelos geológicos, aplicação incorreta dos métodos matemáticos entre outros (Rossi e Deutsch, 2014).

Uma forma de obter um modelo de incerteza do depósito mineral é pela simulação estocástica, pois nela vários modelos equiprováveis da realidade são gerados, sendo que a incerteza é obtida através da dispersão dos diversos modelos (Abzalov, 2016). Porém as simulações estocásticas não abrangem todas as fontes de incerteza a que as estimativas estão sujeitas (Rossi e Deutsch).

Neste trabalho, a classificação de recursos de ferro da Mina de Capanema será realizada com base na incerteza da simulação estocástica por bandas rotativas do ferro e de dois dos seus contaminantes, o fósforo e a alumina, sendo que a quantificação da incerteza dos modelos gerados será realizada pelo intervalo de confiança da média

2. OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA

O objetivo deste trabalho é a quantificação dos teores de Fe, P e Al_2O_3 e correspondente incerteza para a classificação dos blocos em recursos inferidos, indicados e medidos. A incerteza será quantificada pelo intervalo de confiança da média, calculado a partir do desvio padrão da simulação estocástica por bandas rotativas.

Justifica-se a classificação dos recursos de ferro a partir das incertezas do próprio e de dois de seus contaminantes, porque como recurso é definido como ocorrência/concentração de material sólido com perspectiva de extração econômica (CBRR, 2016) e como teores altos de contaminantes podem afetar esta perspectiva, é sensato pensar na classificação de recursos minerais considerando-se também os contaminantes.

3. LOCALIZAÇÃO E VIA DE ACESSO

A Mina de Capanema está localizada entre os municípios de Santa Bárbara e Itabirito, na região do Quadrilátero Ferrífero (Figura 1). O acesso da mina a partir de Belo Horizonte ocorre pela BR-040 até o trevo para Ouro Preto e em seguida através da rodovia BR-356 até chegar a Itabirito, onde há o trevo de acesso à Capanema.

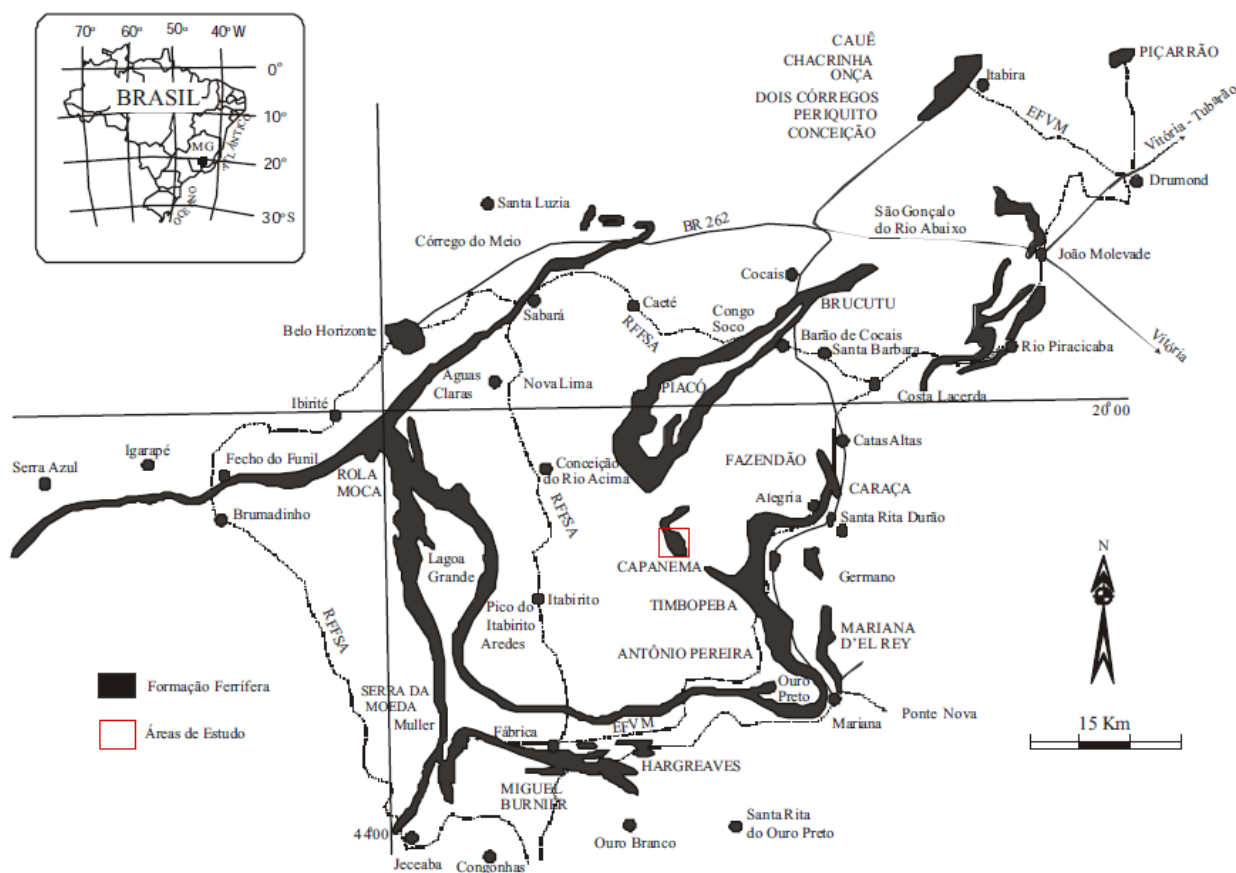


Figura 1- Mapa do Quadrilátero Ferrífero com destaque em vermelho da localização da Mina de Capanema. Retirado de Oliveira Jr. (2006).

4. TRABALHOS PRÉVIOS

4.1. Geologia Regional

O Quadrilátero Ferrífero situa-se no extremo sul do Cráton do São Francisco, que compreende um núcleo cratônico cercado por cinturões tectônicos relacionados à orogênese Brasileira (Almeida, 1977).

A litoestratigrafia do Quadrilátero Ferrífero, da base para o topo, é composta por:

- Embasamento cristalino: unidade constituída por rochas arqueanas que ocorrem em forma de domos (Rossi, 2014). Esta unidade é composta por gnaisses de composição TTG (Tonalito-Trondhjemito-Granodiorito) (Noce, 1995), metamorfizados em fácies anfibolito médio a superior (Rossi, 2014). Nesta unidade ocorrem intrusões anfibolíticas e de granitóides potássicos (Lana *et al.*, 2013).
- Supergrupo Rio das Velhas: compreende uma sequência do tipo Greenstone Belt de idade arqueana (Zucchetti *et al.*, 2000). A sequência é composta por rochas máficas e ultramáficas, rochas vulcanoclásticas e rochas sedimentares (Zucchetti *et al.*, 2000). O Supergrupo Rio das Velhas tem paragêneses metamórfica de fácies xisto verde alto a anfibolito (Rossi, 2014). O supergrupo Rio das Velhas é dividido estratigraficamente, da base para o topo, em:
 - Grupo Nova Lima: caracterizado por komatiitos, formações ferríferas bandadas, pelitos, metagravauca e arenitos (Baltazar e Zucchetti, 2007).
 - Grupo Maquiné: constituído por quartzitos, metarenitos, xistos, filitos e metaconglomerados (Angeli, 2015).
- Supergrupo Minas: corresponde a uma sequência metassedimentar de idade paleoproterozóica (Alkmim e Marshak, 1998). Em síntese, o supergrupo é formado por quartzitos, metaconglomerados, metapelitos e formações ferríferas bandadas (Rosière e Chemale Jr, 2000). As rochas desta unidade estão metamorfizadas na fácies xisto-verde alto a anfibolito (Rossi, 2014). O Supergrupo Minas é dividido, da base para o topo, em:
 - Grupo Tamanduá: composto por quartzitos, conglomerados, xistos e filitos (Dorr, 1969).
 - Grupo Caraça: formado por conglomerados, quartzitos e metapelitos (Rosière e Chemale Jr, 2000).
 - Grupo Itabira: constituído por itabiritos, dolomitos ferruginosos e filitos hematíticos (Rosière e Chemale Jr, 2000).
 - Grupo Piracicaba: composto por filitos carbonáticos, filitos ferruginosos, dolomitos, mármores estromatolíticos, formações ferríferas bandadas e metarenitos ferruginosos intercalados com filitos (Rosière e Chemale Jr, 2000).

- Grupo Sabará: compreende metagrauvacas, metadiamictitos, tufos e metavulcanitos ácidos a intermediários associados a filitos carbonosos e formações ferríferas bandadas (Rosière e Chemale, 2000).
- Grupo Itacolomi: unidade mesozóica (Noce, 1995), constituída por arenitos, metaconglomerados e filitos (Dorr, 1969).

Segundo Chemale Jr *et al.* (1994) a evolução tectônica do Quadrilátero Ferrífero se deu por meio de dois eventos deformacionais principais, o primeiro ocorreu durante o Orogênese Transamazônica (2,1 - 2,0 Ga) que resultou na forma dômica do embasamento cristalino e produziu sinclinais regionais nas supracrustais. O segundo evento de idade Brasiliana (0,8-0,6 Ga) ocasionou a inversão, amplificação, translação e rotação dos sinclinais.

A Figura 2 corresponde ao mapa geológico do Quadrilátero Ferrífero.

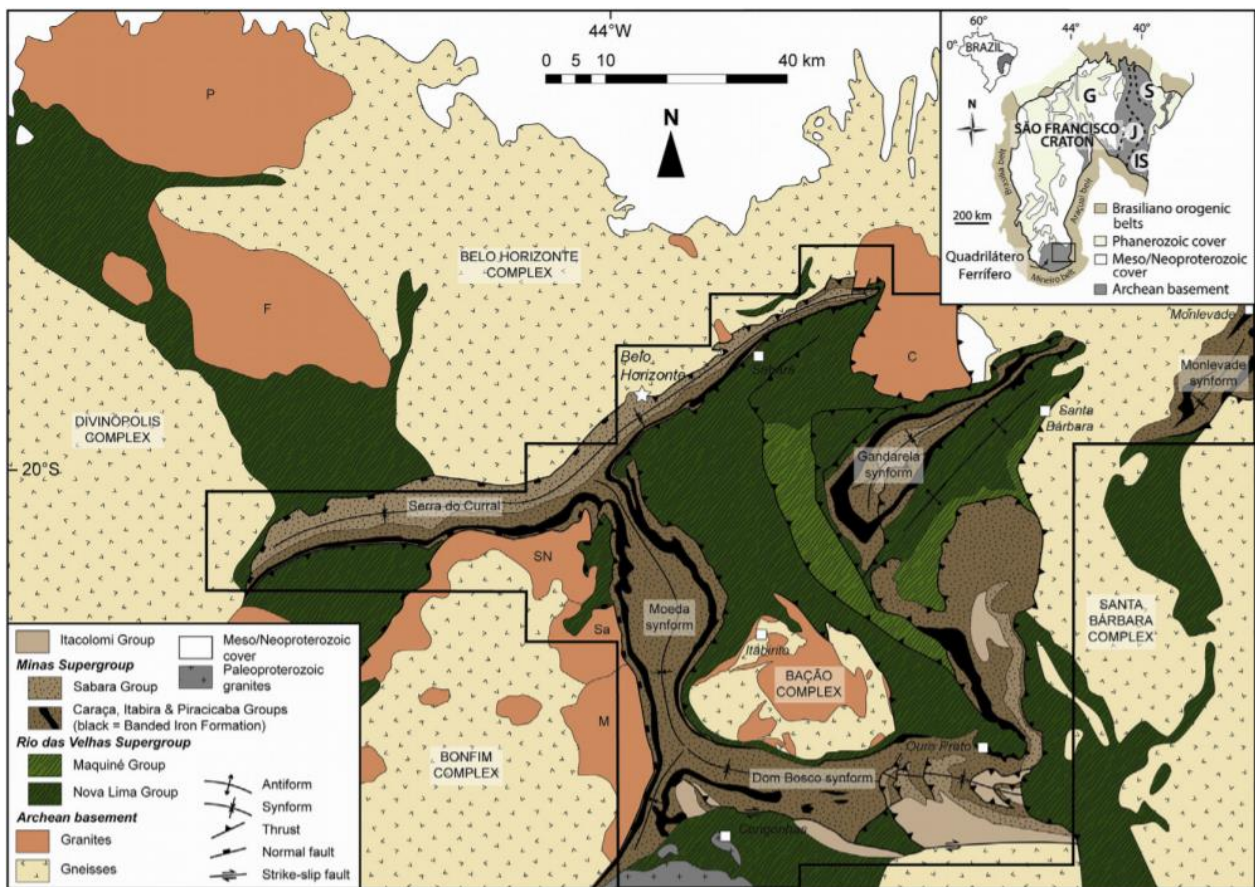


Figura 2- Mapa Geológico do Quadrilátero Ferrífero. Retirado de Farina *et al* (2016).

4.2. Geologia Local

A mina de Capanema está situada no flanco sudeste do Sinclinal de Ouro Fino (Fonseca, 2014), uma megaestrutura do Quadrilátero Ferrífero que sofreu distintos eventos deformacionais (Franco e Endo, 2004).

Segundo Fonseca (2014), a litoestratigrafia da mina é constituída, da base para o topo, por: quartzitos pertencentes a Formação Moeda e Maquiné, filitos pertencentes a Formação

Batatal, itabiritos compactos, itabiritos silicosos e friáveis sobrepostos por itabiritos goethíticos e anfíbolíticos da Formação Cauê. Cortando essas litologias ocorrem diques de rochas máficas.

O minério de ferro da Mina de Capanema está inserido na Formação Cauê (Fonseca, 2014), que corresponde a uma formação de idade proterozóica constituída por itabiritos, itabiritos dolomíticos e itabiritos anfíbolíticos (Dorr, 1969). O minério da Mina tem como mineral de minério a Hematita, que ocorre em camadas contínuas ou em lentes com espessura variando entre 10 a 30 m (Fonseca, 2014). A hematita quando ocorre próximo à superfície apresenta maior teor de contaminantes, como o fósforo e alumina, e menor teor de ferro (Fonseca, 2014).

Os itabiritos da mina de Capanema podem ser divididos em três tipos em relação à quantidade de ferro (Fonseca, 2014):

- Itabiritos pobres: com teores de ferro inferior a 50%;
- Itabiritos ricos: com teores de ferro superiores a 50%;
- Itabiritos goethíticos ou anfíbolíticos: com teores de ferro entre 55% a 60%, porém com altos teores de contaminantes. Esse tipo de itabirito ocorre sobre os itabiritos ricos.

Segundo Fonseca (2014), a canga da mina é formada por laterita constituída por grande quantidade de goethitas e limonitas (hidróxidos de ferro) e com altos teores de contaminantes, como fósforo e alumina.

4.3. Regularização das amostras

Geralmente, as amostras apresentam diferentes tamanhos ao longo do furo de sonda, porém para realizar a estimativa é necessário que as amostras apresentem o mesmo suporte amostral, deste modo há a necessidade da regularização das amostras (Abzalov, 2016).

Para lavra a céu aberto, a regularização das amostras é realizada de modo que as amostras tenham comprimentos compatíveis com altura da bancada (Yamamoto e Rocha, 2001; Rossi e Deutsch, 2014), com finalidade de adequar a escala de amostragem à escala de trabalho (Yamamoto e Rocha, 2001).

Ainda segundo Yamamoto e Rocha (2001), a regularização das amostras é realizada conforme:

$$t_c = \frac{\sum_{i=1}^n t_i e_i}{\sum_{i=1}^n e_i} \quad (1)$$

Onde t_c é o teor composto para o intervalo de trabalho, t_i é o teor do i -ésimo trecho amostral e e_i a espessura do i -ésimo trecho.

4.4. Análise Estatística

Através da análise estatística é possível resumir os dados, analisar a variável de interesse e o depósito mineral e identificar valores atípicos (*outliers*), com isso, permite um melhor entendimento dos dados (Rossi e Deutsch, 2014). Nessa análise são calculadas as medidas de tendência central, como média, mediana e moda; medidas de dispersão, como variância, desvio padrão e coeficiente de variação e; na representação gráfica da variável, através do histograma (Yamamoto *et al.*, 2001).

4.5. Análise Geoestatística

Para aplicação dos métodos geoestatísticos é necessário que as variáveis sejam regionalizadas, isto é, uma função que define o valor da variável em um ponto no espaço (Abzalov, 2016). Segundo Matheron (1963), a variável regionalizada apresenta as seguintes características qualitativas:

- Localização: a variável possui uma posição no espaço, sendo que a variável pode variar dentro do campo geométrico regionalizado, ou seja, o depósito.
- Suporte: corresponde ao volume, a forma, tamanho e orientação da amostra.
- Continuidade: a variável deve apresentar continuidade espacial, ou seja, amostras mais distantes apresentam maior variância espacial do que amostras mais próximas.
- Anisotropia: refere-se a diferentes comportamentos espaciais para diferentes direções.

Outro conceito importante relacionado a variável regionalizada refere-se a hipótese intrínseca, que assume que a variância espacial entre duas amostras é a mesma em todo o domínio e que seu valor só depende da distância e orientação das amostras. O comportamento espacial pode ser quantificado pela função semivariograma (Yamamoto, 2001), que pode ser descrita como (Abzalov, 2016):

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

onde $\gamma(h)$ é a variância espacial, N é o número de pares de pontos separados por uma distância h , $z(x_i)$ é o valor da variável regionalizada no ponto x , $z(x_i + h)$ é o valor da variável regionalizada no ponto $x + h$.

Através das propriedades de um semivariograma é possível entender o comportamento espacial da variável regionalizada (Yamamoto, 2001), sendo que suas principais características são:

- amplitude, refere-se a distância máxima onde as amostras apresentam correlação espacial (Abzalov, 2016);
- efeito pepita, é o valor da variância espacial próximo a origem (Abzalov, 2016);
- patamar, o valor da variância espacial onde o variograma estabiliza (Abzalov, 2016);

- variância espacial é dada pela diferença entre o valor do patamar e do efeito pepita (Yamamoto, 2001).

Representa-se na Figura 3 um semivariograma típico com patamar e suas características.

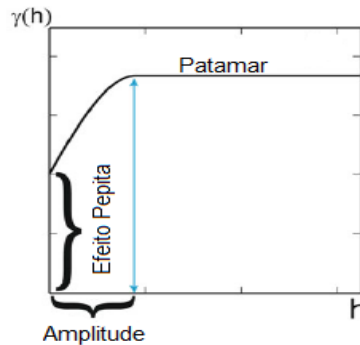


Figura 3- Semivariograma e suas propriedades. Retirado de Abzalov (2016).

Através do cálculo do variograma em diferentes direções é possível identificar se o domínio é isotrópico ou anisotrópico, isto é, quando a variável apresenta o mesmo comportamento espacial em diferentes direções, então o domínio é isotrópico, porém quando o comportamento espacial varia para diferentes direções, nesse caso o domínio é anisotrópico (Yamamoto e Landim, 2013). Para reconhecer anisotropia é necessário fazer a análise exploratória que consiste em calcular o variograma em quatros direções (0° , 45° , 90° , 135°) quando o domínio é 2D e em cinco direções ($0^\circ/0^\circ$, $45^\circ/0^\circ$, $90^\circ/0^\circ$, $135^\circ/0^\circ$ e $0^\circ/90^\circ$) para domínios 3D.

Segundo Yamamoto e Landim (2013), os tipos de anisotropias existentes são:

- Geométrica: quando o variograma apresenta diferentes amplitudes para diferentes direções, mas com único patamar;
- Zonal: quando o variograma apresenta diferentes patamares para diferentes direções, porém com a mesma amplitude;
- Mista: quando o variograma apresenta amplitudes e patamares diferentes para diferentes direções.

Retrata-se na Figura 4 os diferentes tipos de anisotropia.

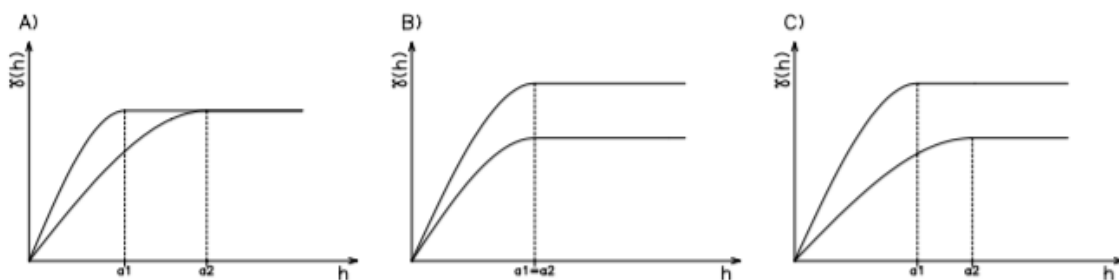


Figura 4- Representação das anisotropias existentes. A) Variograma com anisotropia geométrica. B) Variograma com anisotropia zonal. C) Variograma com anisotropia mista. Retirado de Yamamoto (2001).

O variograma experimental é uma função discreta, pois representa o valor da variância espacial apenas para determinadas distâncias (Abzalov, 2016). Porém para realizar estimativa ou a simulação, é necessário conhecer o valor da variância espacial para todas distâncias e para todas direções, assim surge à necessidade de ajustar o variograma, ou seja, ajustar uma função matemática contínua que descreva o comportamento espacial da variável (Rossi e Deutsch, 2014). Retrata-se na Figura 5 a forma do variograma de acordo com a função utilizada para o ajuste. Segundo Abzalov (2016), os modelos de variogramas mais usados, são:

- Esférico: $\gamma(h) = C_0 + C \left[\frac{3|h|}{a} + \frac{|h|^3}{2a^3} \right]$ quando $0 \leq |h| \leq a$
 $\gamma(h) = C_0 + C$ quando $|h| > a$ (3)

- Exponencial: $\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \frac{-|h|}{a} \right]$ (4)

- Gaussiano: $\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \frac{-|h|^2}{a^2} \right]$ (5)

sendo C_0 o efeito pepita, C a variância espacial (diferença entre patamar e efeito pepita), a corresponde a amplitude e h é a distância de separação entre pontos.

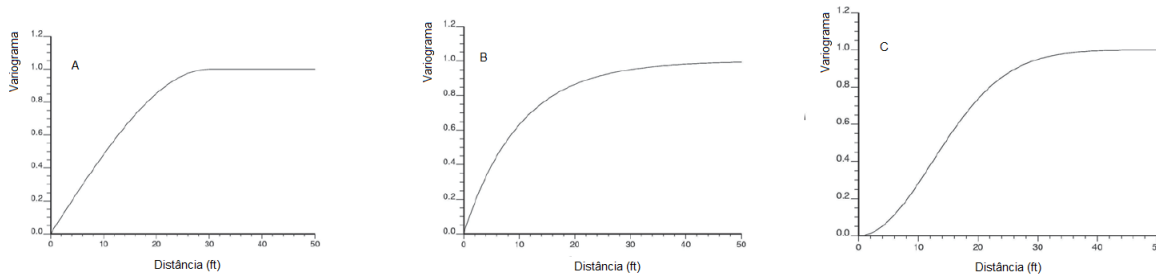


Figura 5- Representa os principais modelos de semivariograma. A) Modelo Esférico. B) Modelo Exponencial. C) Modelo Gaussiano. Retirado de Rossi e Deutsch (2014).

Segundo Yamamoto (2001), a definição dos parâmetros de vizinhança é de grande importância para a realização da krigagem e da simulação, pois é a partir desses parâmetros que ocorre a escolha de amostras que serão utilizadas para estimar ou simular um ponto ou bloco não amostrado. A definição dos parâmetros de vizinhança deve garantir uma boa representatividade espacial para evitar que ocorra a escolha de amostras agrupadas em uma única região.

Os critérios de seleção consistem em dividir a região do ponto que será estimado em quatro ou oito setores, ou seja, por quadrante ou octante, dessa forma as amostras escolhidas estarão mais bem distribuídas espacialmente (Yamamoto, 2001). Na Figura 6A, mostra-se a seleção de amostras usando somente o critério da distância, que consiste na seleção de amostras

mais próximas do ponto que será estimado, na Figura 6B a seleção de amostras foi feita por quadrantes e na Figura 6 C foi realizada por octantes.

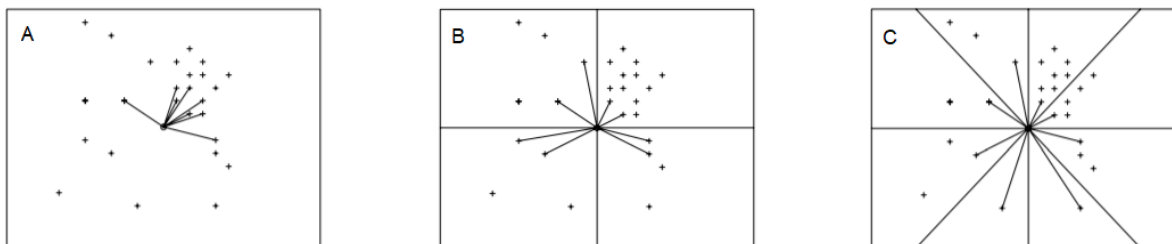


Figura 6- Comparação de diferentes modos de selecionar amostras. A) Seleção das amostras realizada levando em consideração somente a distância entre as amostras. B) Seleção das amostras realizada por quadrantes. C) Seleção das amostras realizada por octantes. Retirado de Yamamoto (2001).

Além de escolher o critério para a seleção das amostras, é importante definir a quantidade de amostras que será utilizada para estimar o ponto, pois com uma pequena quantidade de amostras o ponto estimado tenderá ao valor das amostras escolhidas, por outro lado para uma grande quantidade de amostras o ponto estimado tenderá a média das amostras, assim é aconselhável o uso de oito amostras (Yamamoto, 2001), porém esse número é melhor definido testando-o na validação cruzada.

A validação cruzada é uma técnica usada para definir os melhores parâmetros de vizinhança a ser utilizado e para aferir o ajuste do modelo teórico de semivariograma. Essa técnica consiste em estimar um ponto amostral eliminando-o da base de dados, sendo que a estimativa é baseada nas outras amostras da base de dados. Este processo é realizado até que todas as amostras do domínio tenham sido visitadas, com isto será possível avaliar os erros associados às estimativas das amostras ($z^*(x_i) - z(x_i)$), visto que é conhecido o valor da amostra ($z(x_i)$) e seu valor estimado ($z^*(x_i)$) (Rossi e Deutsch, 2014).

Através do gráfico de dispersão dos valores reais das amostras em função dos valores estimados, como se mostra na Figura 7, é possível avaliar a validação cruzada, ou seja, o resultado da validação cruzada será melhor quando os pontos estiverem alinhados em uma reta com coeficiente angular próximo a 1 e com máximo valor de coeficiente de correlação (Deutsch, 2002)

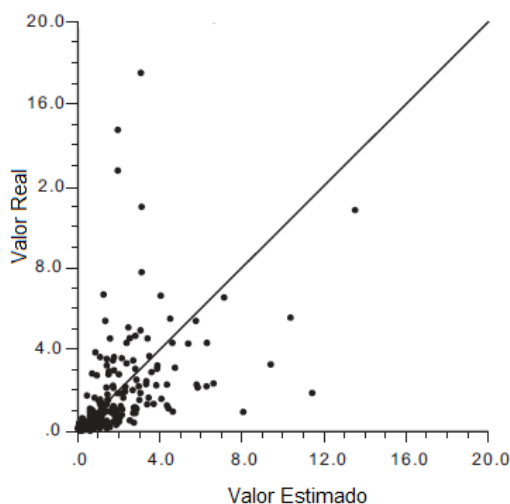


Figura 7- Representação de um resultado de validação cruzada. Retirado de Rossi e Deutsch (2014).

4.6. Simulação Estocástica

Através da simulação estocástica é possível obter vários modelos equiprováveis de um depósito mineral (Abzalov, 2016), sendo que cada modelo gerado corresponde a uma imagem estocástica (Deutsch e Journel, 1998).

Diferentemente da estimativa realizada por krigagem que apresenta precisão local, os modelos gerados pela simulação possuem precisão global, consequentemente a simulação não apresenta o efeito de suavização que ocorre na krigagem, ou seja, a simulação estocástica não superestima valores baixos e não subestima valores altos (Rossi e Deutsch, 2014). Porém os modelos gerados pela simulação apresentam, em média, maiores erros do que a estimativa feita por krigagem (Olea, 1999). Então, a escolha entre krigagem e simulação deve ser feita no que é mais importante: a continuidade espacial dos dados (obtida pela simulação) ou menores erros em estimativas locais (obtida pela krigagem) (Olea, 1999).

A simulação estocástica pode ser condicional ou não condicional, isto é, quando o ponto simulado coincidir com o ponto amostral e receber o valor da amostra então a simulação é dita condicional, porém se o ponto receber um valor aleatório a simulação é dita não condicional (Chilès e Delfiner, 1999). Rossi e Deutsch (2014) ressaltam que as simulações condicionais são usadas para quantificar a incerteza para classificação de recursos. A quantificação da incerteza é possível, pois os modelos gerados na simulação condicional apresentam diferenças entre si, apesar de possuírem o mesmo histograma e variograma amostral (Abzalov, 2016). Assim a incerteza é determinada pela análise estatística das diferenças existentes entre os modelos, sendo que a incerteza será maior quando os dados amostrais apresentarem maior variabilidade entre si e a quantidade de amostras for relativamente pequena (Abzalov, 2016).

4.6.1. Simulação por bandas rotativas

A simulação por bandas rotativas foi o primeiro método de simulação em três dimensões (Rossi e Deutsch, 2016). O método consiste em estimar um ponto em três dimensões através várias simulações unidimensionais ao longo de linhas, ou seja, o ponto simulado em 3D será a soma de suas projeções em pontos nas linhas. O condicionamento do método é realizado por duas krigagem (Olea, 1999). O algoritmo da simulação por bandas rotativas, pode ser descrito como (Olea, 1999):

- Transformar a distribuição $Z(x)$ para uma distribuição gaussiana, ou seja, para uma distribuição gaussiana com média igual a zero e variância igual a um.
- Realizar a análise geoestatística com finalidade de obter o melhor ajuste do modelo teórico de variograma para os dados transformados.
- Derivar a covariância $Cov_i[h]$ através do modelo teórico de variograma, que as realizações das linhas devem ter, com objetivo para gerar realizações de processos multidimensionais com covariância $Cov_n[h]$.
- Gerar as realizações de cada linha, sendo que ao longo de cada linha as realizações apresentaram a mesma covariância $Cov_i[h]$. Nesta etapa, as linhas são definidas em torno de um ponto central, formando uma esfera de raio unitário.
- Somar as contribuições das linhas de realizações para produzir as simulações multidimensionais $Z_n(x_i)$. Nesta etapa, o espaço será particionado em bandas de largura x , através de planos perpendiculares às linhas, estes planos são gerados entre cada uma das N realizações ao longo da linha u_i . O ponto simulado será a soma das bandas que estão contidas neste ponto. O esquema desta etapa está ilustrado na Figura 8.

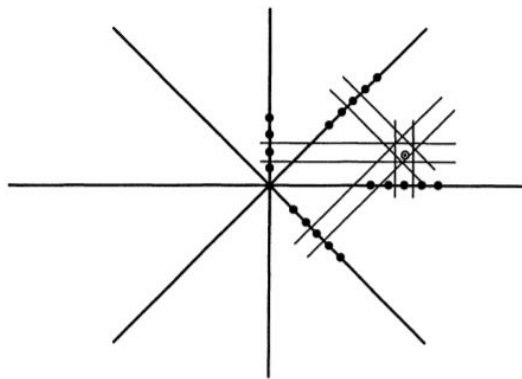


Figura 8- Ilustração da simulação por turning bands em duas direções, como pode ser observar o espaço foi particionado em bandas e o valor simulado será a soma das bandas contidas nele. Retirado de Olea (1999).

- Realizar o condicionamento da simulação, pois o método por bandas rotativas resulta em valores que não honram os dados amostrais. Caso não haja necessidade do condicionamento, pule-se essa etapa.

O condicionamento dos dados é realizado através de duas krigagem sendo realizadas nos dados amostrais transformados e para dados simulados. O processo de condicionamento é realizado quando os pontos simulados coincidirem com os pontos amostrais, com isso os valores simulados não condicionais são trocados pelos valores das amostras. A realização das krigagens tem como objetivo suavizar a mudança entre os valores das amostras e os valores simulados não condicionais, sendo que isso ocorre somente próximo às amostras (Rossi e Deutsch, 2014). O condicionamento é feito por:

$$z_{sc} = z_d + z_s - z_{ks} \quad (6)$$

sendo z_{sc} o valor da simulação condicional, z_d o valor da krigagem utilizando os dados amostrais transformados, z_s o valor da simulação não condicional e z_{ks} o valor da krigagem utilizado o valor dos dados simulados não condicionais.

4.7. Krigagem simples

Na simulação por rotação de bandas, o condicionamento dos dados é realizado por krigagem simples (Emery e Lantuéjoul, 2006), que é um método de estimativa condicional, ou seja, se o ponto estimado coincidir com o ponto amostral, o valor do ponto será o valor da amostra (Rossi e Deutsch, 2014). A krigagem simples corresponde a uma estimativa linear ponderada que necessita do conhecimento da média populacional da variável de interesse (Abzalov, 2016), sendo que seu objetivo é determinar um conjunto de pesos, que minimizam a variância do erro (Rossi e Deutsch, 2014). O ponto estimado por krigagem é calculado por (Rossi e Deutsch, 2014):

$$Z_{KS}^*(x_0) = m(x_0) + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m(x_i)] \quad (7)$$

onde $Z_{KS}^*(x_0)$ corresponde o valor do ponto estimado, $Z(x_i)$ corresponde o valor das amostras utilizadas para estimativa, $m(x_0)$ corresponde à média populacional, $m(x_i)$ corresponde à média amostral e λ_i corresponde ao peso de cada amostra usada para a estimativa. Vale ressaltar, que o peso de cada amostra é obtido pela resolução de um sistema de equação lineares, conforme (Yamamoto e Landim, 2013) :

$$\begin{bmatrix} C(x_1 - x_1) & C(x_1 - x_2) & \dots & C(x_n - x_1) \\ C(x_2 - x_1) & C(x_2 - x_2) & \dots & C(x_n - x_2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ C(x_n - x_1) & C(x_n - x_2) & \dots & C(x_n - x_n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(x_0 - x_1) \\ C(x_0 - x_2) \\ \vdots \\ C(x_0 - x_n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

onde $C(x_i - x_j)$ é a covariância entre duas amostras, λ_i é o peso de cada amostra e $C(x_0 - x_i)$ é a covariância entre o ponto estimado e o i -ésimo ponto amostral, com $i = 1, \dots, n$.

4.8. Anamorfose Gaussiana

A transformação dos dados pode ser feita através da função anamorfose gaussiana, que conforme Wackernagel (2003) é:

$$Z = \varphi^{-1}(Y) \quad (9)$$

onde φ^{-1} é uma função não linear, sendo bijetora que estabelece a relação entre uma variável aleatória Z e uma variável aleatória gaussiana Y .

Porém quando a distribuição acumulada da variável aleatória Z é representada por uma função em degrau ($F(Z)$), a transformação dos dados não será possível, pois $F(Z)$ faz com que φ^{-1} não seja bijetora. Neste caso, a transformação dos dados é realizada em uma função suavizada composta por polinômios de Hermite (Wackernagel, 2003).

Segundo Wackernagel (2003), a função anamorfose gaussiana com os polinômios de Hermite é bijetora no intervalo definido entre o valor mínimo e máximo das amostras da distribuição acumulada da variável Z , assim, é possível realizar a transformação dos dados. A seguir a função anamorfose gaussiana com polinômios de Hermite é escrita como (Rossi e Deutsch, 2014):

$$z(u) = \Phi(y(u)) \approx \sum_{p=0}^{\infty} \Phi_p H_p(y(u)) \quad (10)$$

onde Φ_p corresponde ao coeficiente de cada termo do polinômio, e $H_p(y(u))$ corresponde os polinômios de Hermite.

4.9. Teste de Bigaussianidade

Para comprovar a hipótese de multigaussianidade dos dados, é necessário realizar um teste que comprove tal característica, porém trata-se de um processo complexo, sendo mais fácil realizar o teste de bigaussianidade (Yamamoto e Chao, 2009), que compreende em averiguar se a distribuição entre dois pontos transformados $Z(x)$ e $Z(x+h)$, x , h é normal (Deutsch e Journal, 1998). Caso o teste de bigaussianidade for positivo então assume-se que os dados são multigaussianos (Yamamoto e Chao, 2009).

Segundo Rocha *et al.* (2017), o teste de bigaussianidade pode ser realizado através de um gráfico de dispersão entre os pontos transformados de $Z(x)$ versus $Z(x+h)$, se os dados forem bigaussianos, então o gráfico de dispersão gerado não irá apresentar a uma distribuição linear.

4.10. Intervalo de Confiança da média

Devido a vários fatores como amostras não representativas, variabilidade do depósito, aplicação incorreta dos métodos matemáticos, falta de conhecimento para determinar os parâmetros para a estimativa entre outros, toda estimativa apresenta uma incerteza (Rossi e

Deutsch, 2014), consequentemente possui erro associado. Através de técnicas estatísticas estatística é possível quantificar a incerteza do modelo estimado (Rossi e Deutsch, 2014), ou seja, determinar um intervalo de valores onde o valor real da variável de interesse possa estar contido (Dubois e Prade, 2000). Porém o valor do erro só será conhecido em certos locais onde ocorreu a aquisição de dados (Rossi e Deutsch, 2014), pois o erro corresponde a diferença entre o valor estimado e o valor verdadeiro (Bárdossy e Fodor, 2004).

A incerteza da estimativa pode ser determinada através do intervalo de confiança da média. Esse intervalo pode conter a média populacional, sendo obtido através da incerteza da média amostral (Pinheiro *et al.*, 2012). O nível de confiança determina a probabilidade do parâmetro μ estar contido no intervalo (Pinheiro *et al.*, 2012), por exemplo, quando o nível de confiança for igual a 95%, o intervalo de confiança da média apresenta 95% de chance da média populacional estar contida neste intervalo. A equação (11) representa o intervalo da confiança da média (Larson e Farber, 2015):

$$\bar{X} - t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (11)$$

onde: \bar{X} é a média amostral; $t_{1-\frac{\alpha}{2}}$ é o quantil $1 - \frac{\alpha}{2}$ da distribuição t com $n - 1$ graus de liberdade; correspondente ao nível de confiança; n é o tamanho da amostra; s corresponde ao desvio padrão amostral; μ representa a média populacional.

Para obter o intervalo de confiança da média é preciso ter a distribuição da média amostral, quando o desvio padrão populacional é desconhecido a variável média amostral comporta-se como a distribuição t de Student para uma variável aleatória que é normalmente distribuída, ou seja, para uma variável que apresenta simétrica em torno da média e em forma de sino e área sob a curva igual a um (Larson e Farber, 2015). A distribuição t de Student é simétrica e possui média, moda e mediana iguais a zero (Larson e Farber, 2015), ou seja, centrada em zero. Em relação à distribuição normal a distribuição t é mais dispersa em torno de zero (Pinheiro *et al.*, 2012).

A distribuição t de Student é dependente do parâmetro graus de liberdade, que corresponde ao número de observações que podem ser escolhidas livremente (Mann e Lacke, 2010), assim o valor desse parâmetro equivale ao tamanho da amostra menos um (Larson e Farber, 2015). Segundo Larson e Farber (2015), distribuição t tende a distribuição normal com aumento dos graus de liberdade. Representa-se na Figura 9 representa uma distribuição t com 14 graus de liberdade, onde a área central apresenta 95% de chance de conter a média populacional.

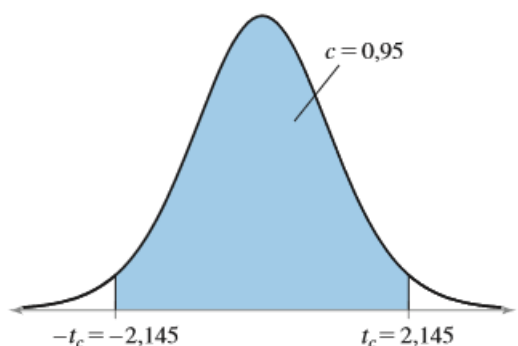


Figura 9- Distribuição t de Student para 14 graus de liberdade e com nível de confiança de 95%. Retirado de Larson e Farber, 2015.

Segundo Davis (1986), as estatísticas baseadas em variáveis com distribuição normal, como o intervalo de confiança da média, podem ser usadas também em variáveis com distribuição não normal, pois o teorema do limite central assegura que a média da distribuição não normal tende a média da distribuição normal e também que a distribuição não normal tende a distribuição normal com o aumento da quantidade de amostras.

Na maioria das referências bibliográficas, a semi-amplitude, que corresponde à metade do intervalo de confiança da média, é denominada indevidamente como erro, pois a definição de erro corresponde a diferença do valor estimado e o valor verdadeiro do parâmetro, como o valor verdadeiro não é conhecido, conseqüentemente não é possível determinar o valor do erro (Bárdossy e Fodor, 2004). Então, o mais adequado seria o uso do termo incerteza, pois sua definição refere-se um intervalo de valores onde valor real da variável de interesse possa estar contido (Dubois e Prade, 2000). A equação do termo incerteza, como pode ser observado em Larson e Farber (2015) :

$$I = t_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (12)$$

onde: I corresponde a incerteza; $t_{1-\frac{\alpha}{2}}$ é o quantil $1 - \frac{\alpha}{2}$ da distribuição t com $n - 1$ graus de liberdade; s corresponde ao desvio padrão amostral; n é igual ao tamanho da amostra.

4.11. Classificação de Recursos Minerais

Com a finalidade de dar transparência aos investidores e evitar fraudes, surgiu a necessidade da criação de guias para declarações públicas de resultados de exploração, recursos e reservas minerais (Rossi e Deutsch, 2014). O primeiro guia de grande relevância foi publicado em 1989, corresponde ao código JORC usado na Australásia (Abzalov, 2016), não obstante surgiram outros de igual importância como NI 43-101 no Canadá, SAMREC na África do Sul e SME nos EUA (Rossi e Deutsch, 2014).

Os códigos apresentavam diferenças entre si, pois foram criados de acordo com a necessidade de cada país (Abzalov, 2016). Porém, com a globalização e abertura dos mercados verificou-se a necessidade de padronizar internacionalmente os guias, levando a criação do grupo CMMI (Internacional Resources/Reserves Definitions Group), que posteriormente foi substituído pelo CRIRSCO (Committee for Mineral Resources and Mineral Reserves) (Bertossi, 2011).

Os países membros da CRIRSCO, como Brasil, Canadá, EUA, Chile, África do Sul, Austrália e outros (CBRR, 2016), apresentam seus guias em concordância ao modelo desenvolvido pela entidade, sendo esse modelo baseado no Código JORC (AusIMM, 2012). Os guias alinhados ao CRIRSCO determinam que as declarações públicas tenham três princípios fundamentais, que são:

- Transparência, exige que as informações contidas em uma declaração pública devem ser suficientes, claras e sem ambiguidades para que o leitor tenha compreensão fiel do conteúdo (CBRR, 2016).
- Materialidade demanda que informações sejam relevantes, para que os investidores e seus consultores possam fazer um julgamento equilibrado e fundamentado sobre o conteúdo da declaração pública. Caso falte alguma informação relevante deve ser justificado o motivo para tal ausência (CBRR, 2016).
- Competência requer que a declaração pública seja realizada de acordo com o trabalho de um profissional qualificado, experiente e que aja conforme código de ética profissional (CBRR, 2016).

Em 2015, o Brasil tornou se membro da CRIRSCO, devido a iniciativa da Comissão Brasileira de Recursos e Reservas (CBRR), que desenvolveu o guia para o país (CBRR, 2016). Nesse guia estabelece-se que os recursos minerais sejam divididos em classes nas declarações públicas e que esta classificação seja realizada de acordo com o conhecimento geológico e na confiança dos dados geológicos disponíveis, ou seja, conforme o aumento do nível de confiabilidade e conhecimento geológico os recursos minerais são definidos em inferido, indicado e medido (CBRR, 2016). Quando a incerteza da estimativa for relativamente alta e não permitir que seja realizado um estudo de viabilidade econômica, então o recurso é classificado como inferido (CBRR, 2016). Quando a incerteza da estimativa é suficiente para permitir um estudo de viabilidade econômica, então o recurso é classificado como indicado, já quando a incerteza da estimativa for relativamente baixa e permitir um estudo de viabilidade econômica com alto nível de confiabilidade, o recurso é classificado como medido (CBRR, 2016).

Os recursos minerais indicado e medido podem ser convertidos em reservas minerais provável e provada, de acordo com os fatores modificadores que afetam a extração, que podem ser de aspectos econômicos, ambientais, legais, governamentais entre outros (CBRR, 2016).

Cabe destacar, que reserva é a parte economicamente lavrável do recurso mineral (CBRR, 2016). Na Figura 10, representa-se o esquema para classificação de recursos e reservas minerais. As terminologias das classes de recursos de acordo com CBRR podem ser observadas no Anexo 1.

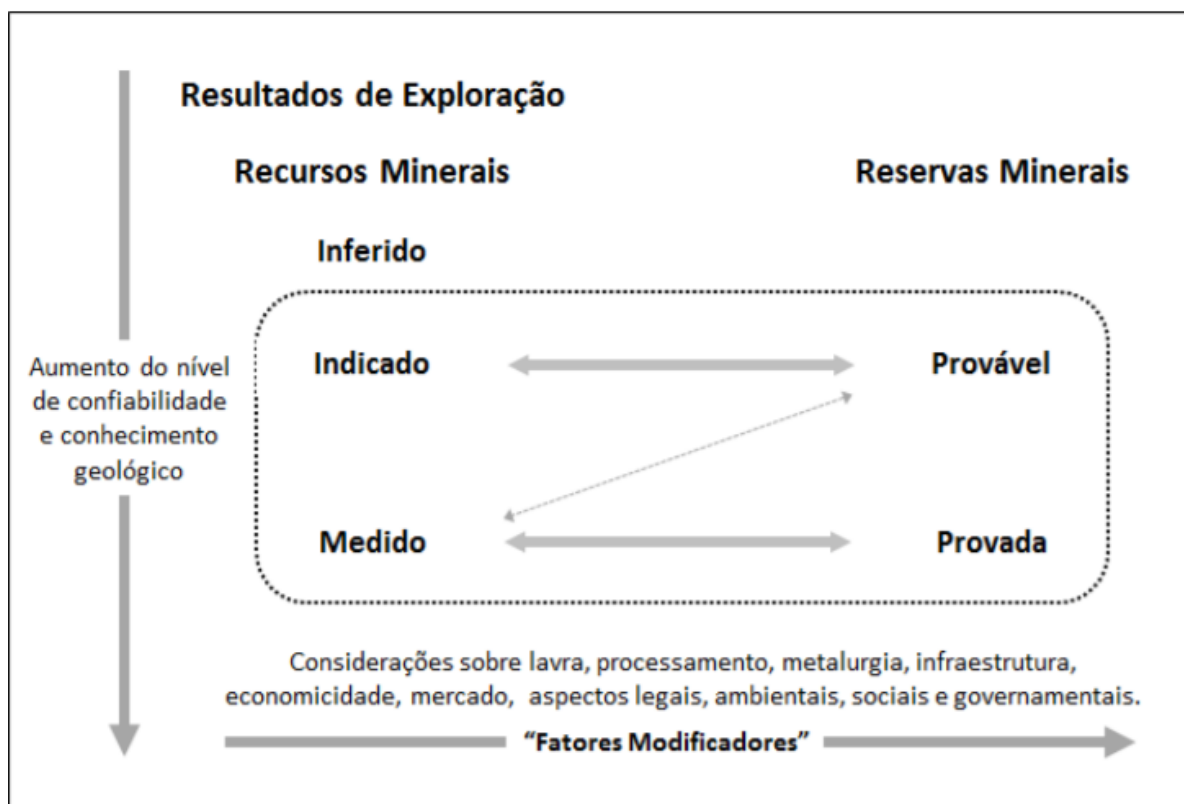


Figura 10- Sistema de classificação de recursos e reservas minerais. Retirado de CBRR, 2016.

Analisando essa terminologia percebe-se que as definições não apresentam os procedimentos e metodologia para que se realize a classificação, isto, pode ser explicado pela dificuldade de adotar um método que se aplique a todos os diferentes depósitos minerais (Rossi e Deutsch, 2014). Por consequência, a classificação fica sob responsabilidade Profissional Qualificado (Rossi e Deutsch, 2014), que decide desde do melhor método para realizar a estimativa até os critérios para determinar as classes de recursos (CBRR, 2016).

No Brasil, o termo Profissional Qualificado refere-se ao profissional associado a CBRR, que possui pelo menos 10 anos de experiência profissional, sendo que pelo menos 5 anos de experiência em um determinado tipo de depósito mineral e na atividade por qual é responsável (CBRR, 2016). Esse profissional também deve ter 3 anos em Posição de Responsabilidade, que corresponde ao um cargo que a participação do profissional seja significativa e importante para realizar a atividade pela qual é responsável.

Segundo Rossi e Deutsch (2014), quando a classificação dos recursos minerais é baseada na incerteza da estimativa, normalmente o recurso será medido quando a incerteza é de no máximo 15% , o recurso será indicado quando a incerteza for superior a 15% e inferior a 30% e por fim o recurso será inferido quando a incerteza é no mínimo 30%, sendo que o nível de confiança considerado igual a 90% .

5. MATERIAIS E MÉTODOS

Para desenvolvimento desta monografia foi utilizado o programa Isatis e o Excel. Além disso, o banco de dados utilizado é referente a Mina de Capanema.

Os métodos aplicados no desenvolvimento desta monografia consistem no tratamento de dados (conferências da base de dados e regularização das amostras), análise estatísticas e geoestatística, seguido pela simulação estocástica por bandas rotativas e pelo intervalo de confiança da média e, por fim, a classificação de recursos.

Vale ressaltar que para realizar a análise geoestatística foi necessário determinar os seguintes parâmetros: campo geométrico, tamanho do passo, tolerância do passo, número de passo e tolerância angular. O campo geométrico corresponde à metade do domínio amostral para cada direção analisada. O tamanho do passo consiste na distância média entre as amostras na direção analisada. A tolerância do passo equivale a 50% do tamanho do passo, para que não haja classe de distância sem nenhuma informação e nem sobreposição de informações nos passos adjacentes. O número de passos corresponde ao valor da divisão do campo geométrico pelo tamanho do passo. A metade da diferença entre as direções adjacentes corresponde a tolerância angular, esse parâmetro é necessário para que o variograma contenha a variância espacial de todas as direções. A tolerância angular para o variograma de direção 0°/90° deve ser um valor relativamente baixo para que não ocorra interferência dos valores de furos vizinhos no cálculo do variograma experimental, então utilizou o valor de 20°.

6. RESULTADOS OBTIDOS E DISCUSSÕES

6.1. Conferência da base de dados

A base de dados utilizada é composta por 71 furos de sondagem, totalizando 761 amostras, sendo que amostragem foi realizada preferencialmente alinhado em: NE-SW.

Inicialmente, foi realizada a conferência da base de dados, que consistiu em verificar a presença de erros, como falta de informações (*gap*), sobreposição de informações (*overlap*), valores atípicos (*outlier*) e outros, que pudessem causar problemas ou influenciar os resultados das etapas posteriores.

Nesta conferência, foi verificado que os dados do furo CP-24 estavam duplicados e para resolver esta situação, as informações duplicadas foram excluídas. Também foi constatado que

o furo CP-62, apresentava espaços vazios em alguns dados de litologia e teores de Fe, Al_2O_3 , SiO_2 , P e PPC, então para estes espaços foram atribuídos o valor de -999, para indicar ausência de informação. Não foram reconhecidos erros de coordenadas, como pode ser observado pela análise da Figura 11, pois todos os pontos estão contidos na cava da mina e circunjacências.

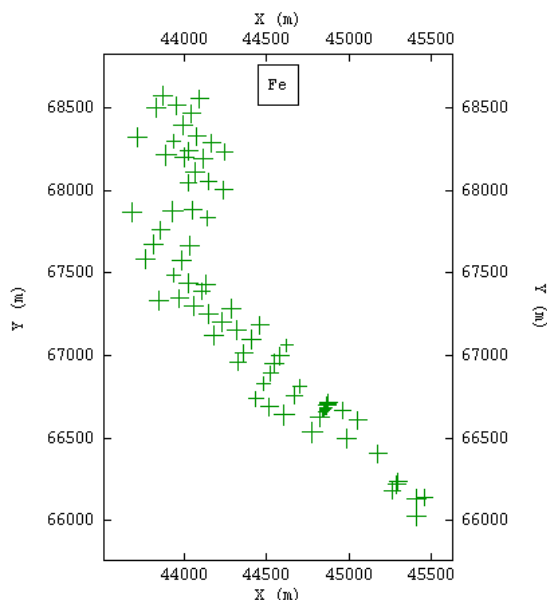


Figura 11- Localização dos furos de sonda da mina de Capanema.

Com todas as incoerências retiradas ou ajustadas, foi dado prosseguimento aos trabalhos.

6.2. Análise Estatística

A análise estatística, foi realizada, e essa que consistiu em calcular a média, mediana, moda, desvio padrão, variância e coeficiente de variação. Esses parâmetros são apresentados na Tabela 1, e o histograma das variáveis Fe, Al_2O_3 e P, podem ser observadas na Figura 12. Esta análise teve como objetivo o melhor entendimento das variáveis e do depósito mineral.

Tabela 1- Estatística descritivas da variável Fe, Al_2O_3 e P antes da regularização das amostras.

Variável	*N.	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Moda	*D.P.	Variância	*C. V.
Fe	761	27,15	67,52	55,71	57,8	62	8,10	65,61	0,145
Al2O3	761	0,03	21,22	2,07	1,63	2	1,90	3,61	0,918
P	760	0,01	0,23	0,08	0,069	-	0,04	0,0018	0,555

*N. corresponde ao número de amostras, D.P corresponde ao desvio padrão e C.V. corresponde ao coeficiente de variação.

Analisando os histogramas percebe-se que a variável Fe apresenta distribuição assimétrica negativa, que corresponde a uma distribuição de baixa variabilidade, essa característica é evidenciada pelo valor baixo do coeficiente de variação que indica que os dados

são homogêneos. A variável Al_2O_3 apresenta uma distribuição assimétrica positiva com a presença de *outliers*, indicando que variável apresenta com alta variabilidade, fato evidenciando também pelo alto valor de coeficiente de variação. A variável P apresenta uma distribuição assimétrica positiva, que indica uma distribuição de média a alta variabilidade, consequentemente possui alto valor de coeficiente de variação que indica dados heterogêneos. Comparando os valores de coeficientes de variação e os histogramas, percebe-se que o nível de variabilidade aumenta na seguinte ordem: Fe, P e Al_2O_3 .

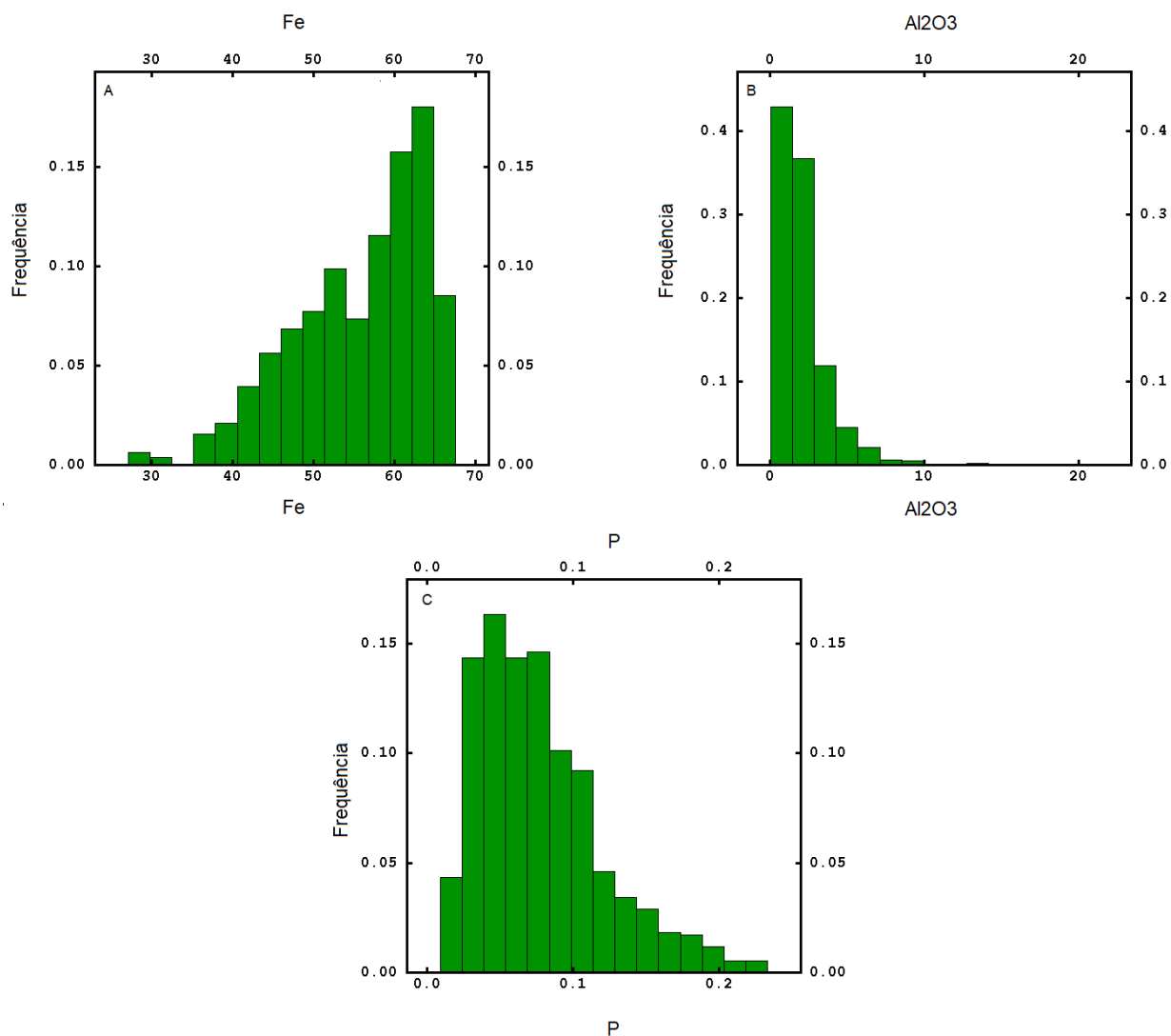


Figura 12- Histogramas dos dados amostrados antes da regularização das amostras da variável Fe (A), Al_2O_3 (B) e P (C).

6.3. Regularização das Amostras

Como os tamanhos das amostras variam de 0,10 a 71,90 metros, foi necessário realizar a regularização das amostras.

As amostras foram regularizadas para 13 metros, sendo correspondente à altura da bancada da Mina de Capanema. Porém quando não foi possível a regularização para este valor, a regularização das amostras foi feita com o limite mínimo igual a 10 metros, pois as variáveis Al_2O_3 e P apresentam distribuições de alta variabilidade, assim não é aconselhável que o limite mínimo seja muito diferente que o tamanho padrão da regularização.

Após a regularização das amostras, a análise estatística foi calculada novamente, para conferir se a regularização das amostras foi adequada. Na tabela 2 são apresentadas as estatísticas descritivas após a regularização. Os histogramas das variáveis depois da regularização das amostras são apresentados na Figura 13.

Tabela 2- Estatísticas descritivas da variável Fe, Al_2O_3 e P depois da regularização das amostras.

Variável	*N.	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Moda	*D.P	Variância	*C.V
Fe	332	27,15	66,80	55,77	57,63	42,11	7,68	59,048	0,138
Al_2O_3	332	0,16	15,33	1,91	1,54	1	1,64	2,677	0,856
P	330	0,01	0,21	0,07	0,07	0,05	0,04	0,0015	0,515

*N. corresponde ao número de amostras, D.P corresponde ao desvio padrão e C.V. corresponde ao coeficiente de variação.

Analisando as Tabelas 1 e 2, observa-se que o valores da variância para as três variáveis diminuíram com a regularização das amostras, pois como variância x volume= constante (Rossi e Deutsch, 2014) e como regularização aumentou o volume das amostras, conseqüentemente o valor da variância deve diminuir. Também se observa que as médias das variáveis Al_2O_3 e P diminuíram, este fato está relacionado com a média ponderada usada para regularização das amostras, que tende a minimizar os valores extremos, ou seja, valores muito baixos ou altos. Porém, a mudança nos valores das médias, foi considerada pequena, o que indica que amostragem é representativa do domínio. Analisando os histogramas, percebe-se que não houve mudança no tipo de distribuição das variáveis, reforçando que a amostragem é representativa do domínio. Mediante ao exposto, conclui-se que a regularização das amostras foi realizada de modo adequado.

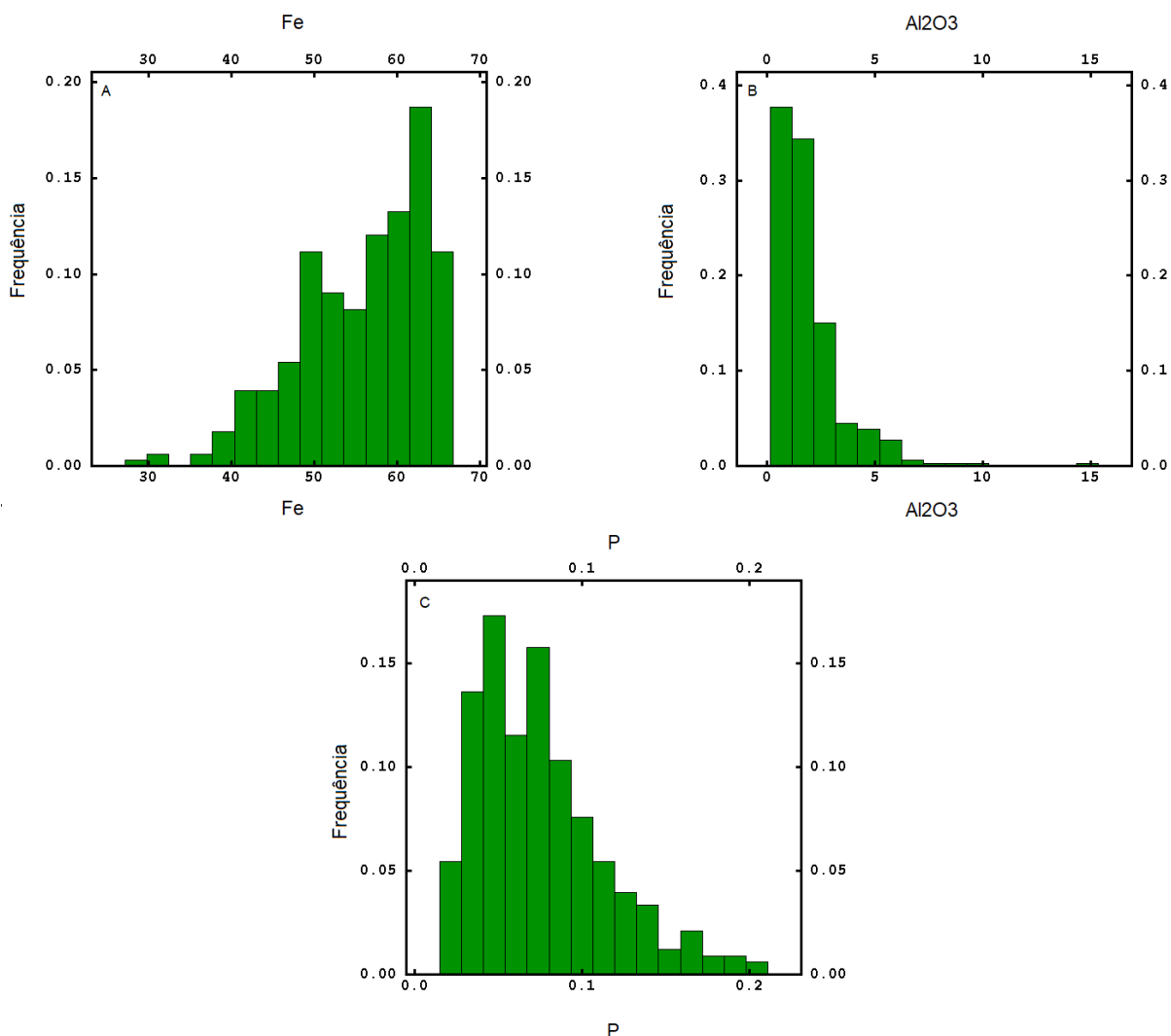


Figura 13- Histogramas dos dados amostrados depois da regularização das amostras para as variáveis Fe (A), Al₂O₃ (B) e P (C).

6.4. Transformação dos dados

Para que seja feita a simulação por bandas rotativas, é necessário transformar os dados para distribuição gaussiana padrão, ou seja, distribuição com média igual a zero e variância igual a um.

A transformação dos dados foi realizada através da função anamorfose gaussiana, sendo que para cada variável foram considerados números distintos de polinômios com a finalidade de definir o melhor ajuste (à distribuição acumulada dos dados).

O ajuste da função anamorfose gaussiana na distribuição acumulativa de cada variável, pode ser observado na Figura 14, onde a curva magenta correspondente aos polinômios de Hermite que precisam ser ajustados à curva preta para que ocorra a transformação dos dados. A

função que descreve a nova distribuição da variável é representada pela curva azul e a distribuição cumulativa original da variável pela curva preta.

A variável Fe precisou de 96 polinômios de Hermite para que ocorresse a transformação dos dados, a Al_2O_3 de 86 polinômios e o P de 71 polinômios.

Os histogramas das novas distribuições podem ser observados na Figura 15 (A, B e C) e as estatísticas descritivas na Tabela 3. Destaca-se que as novas distribuições, como esperado, apresentam média igual a zero e desvio padrão igual a 1.

Tabela 3- Estatística descritivas dos dados das variáveis Fe, Al_2O_3 e P transformados.

Variável	Número de Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Fe	332	-3,11	3,11	0	1
Al_2O_3	332	-3,16	3,16	0	1
P	330	-3,06	3,06	0	1

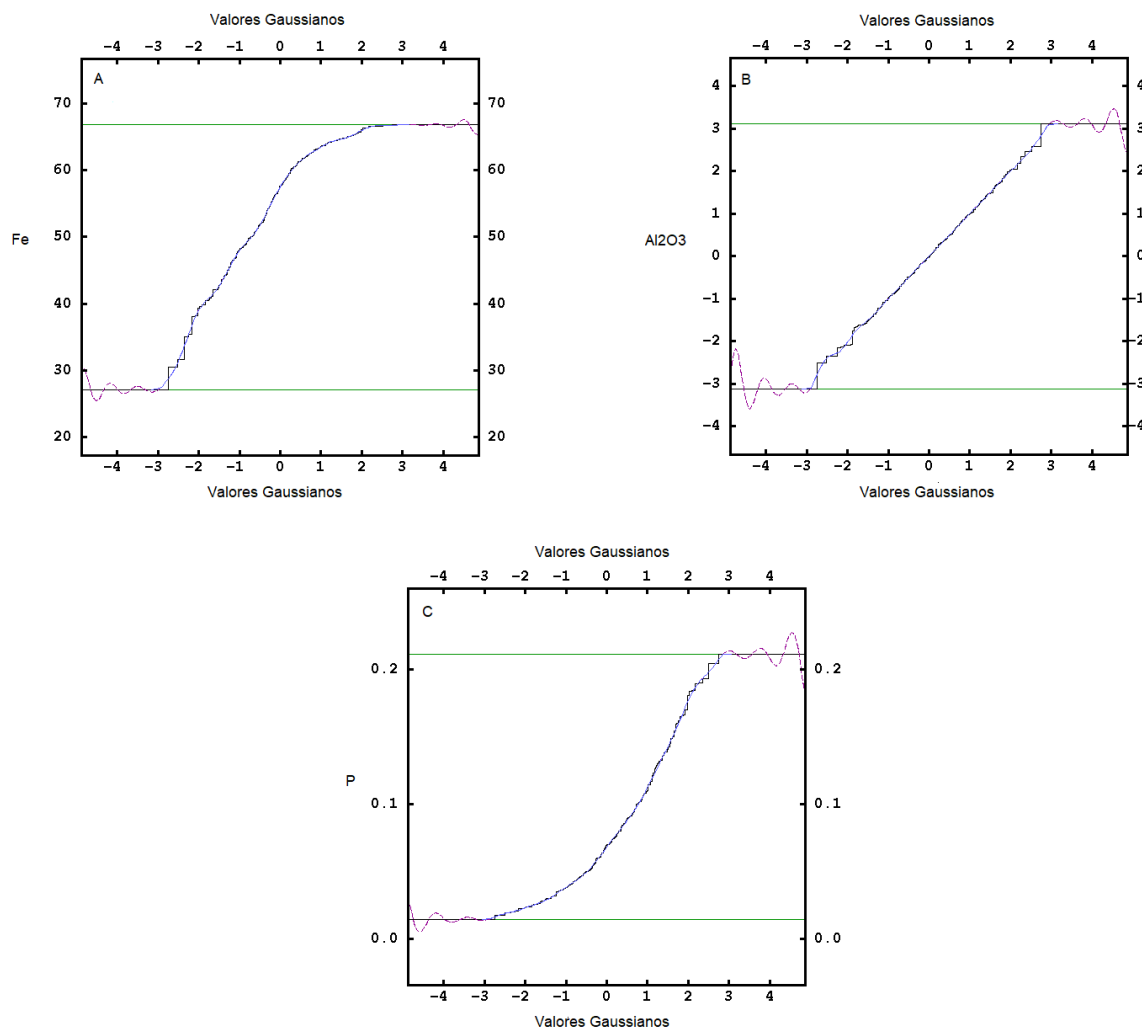


Figura 14- Ajuste da função anamorfose gaussiana na distribuição cumulativa para que ocorra a transformação dos dados as variáveis Fe (A), Al_2O_3 (B) e P (C).

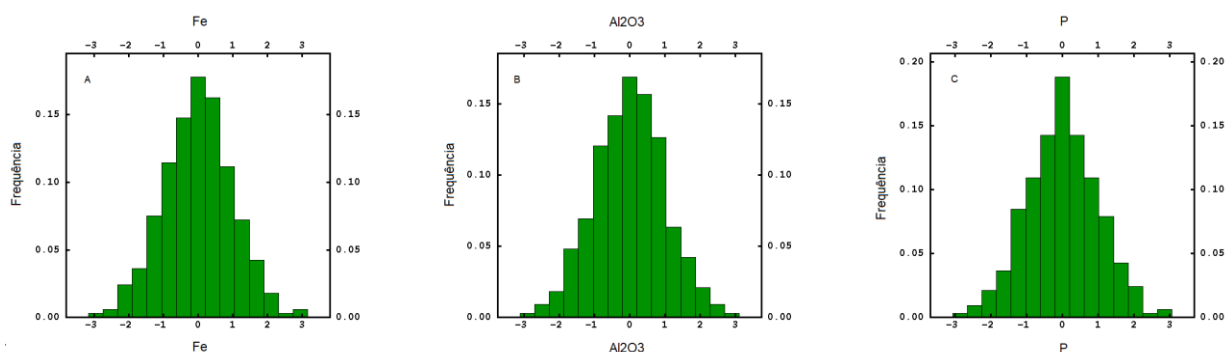


Figura 15- Histogramas dos dados transformados para uma distribuição gaussiana da variável Fe (A), Al_2O_3 (B) e P (C).

6.5. Teste de Bigaussianidade

Para averiguar se os dados transformados correspondem a dados bigaussianos, foi realizado o teste de bigaussianidade pela construção de diagramas de dispersão de $Z(x)$ versus $Z(x+h)$ para os dados transformados, como pode ser observado na Figura 16.

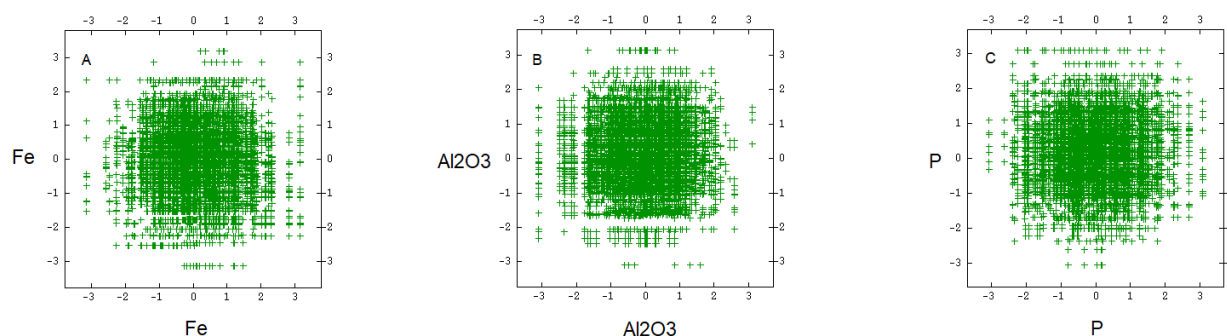


Figura 16- Teste de bigaussianidade dos dados através gráficos de dispersão $Z(x)$ versus $Z(x+h)$ para a variável Fe (A), Al_2O_3 (B) e P (C) com dados transformados.

Como as nuvens de dispersão não se alinham a uma reta pode-se considerar que, as variáveis x e $x+h$ são independentes entre si, desta forma confirma-se a hipótese de bigaussianidade dos dados.

6.6. Análise Geoestatística

Realizou-se a análise exploratória para cada variável, isto é, calculou-se o variograma experimental para as direções $0^\circ/0^\circ$, $45^\circ/0^\circ$, $90^\circ/0^\circ$, $135^\circ/0^\circ$ e $0^\circ/90^\circ$ com objetivo de identificar se os domínios analisados apresentavam anisotropia. Na tabela 4, apresenta os parâmetros utilizados para o cálculo do variograma experimental.

Tabela 4- Parâmetros utilizados no cálculo dos variogramas experimentais.

Parâmetros	Direção				
	0°/0°	45°/0°	90°/0°	135°/0°	0°/90°
Campo Geométrico	1308	500	850	1300	150
Tolerância Angular	22,5°	22,5°	22,5°	22,5°	20°
Tamanho do Passo	100	100	100	150	13
Número de Passo	13	5	8	8	11
Tolerância do Passo	50%	50%	50%	50%	50%

A Figura 17 corresponde aos variogramas experimentais da análise exploratória. Analisando a Figura 17, percebe-se que na direção de 135°/0° apresenta variograma melhor estruturado para as variáveis Fe, Al₂O₃ e P em relação às outras direções, porém o variograma para esta direção em todos os domínios apresenta valor alto de efeito pepita, porém será utilizado o efeito pepita obtido no variograma da vertical como representativo do domínio. O campo geométrico das direções 0°/0° e 90°/0° é pequeno o que comprometeu a estruturação do variograma experimental. O variograma na direção de 45°/0° é estruturado para a variável do P, porém o Fe e para a Al₂O₃ não é tão bem estruturado, apesar disso, como na direção 135°/0° o variograma experimental é bem estruturado o modelo teórico de variograma foi ajustado para o par coplanar 45°/0° e 135°/0° mais a ortogonal não coplanar (0°/90°). Interpretou-se a anisotropia mista para todas as variáveis.

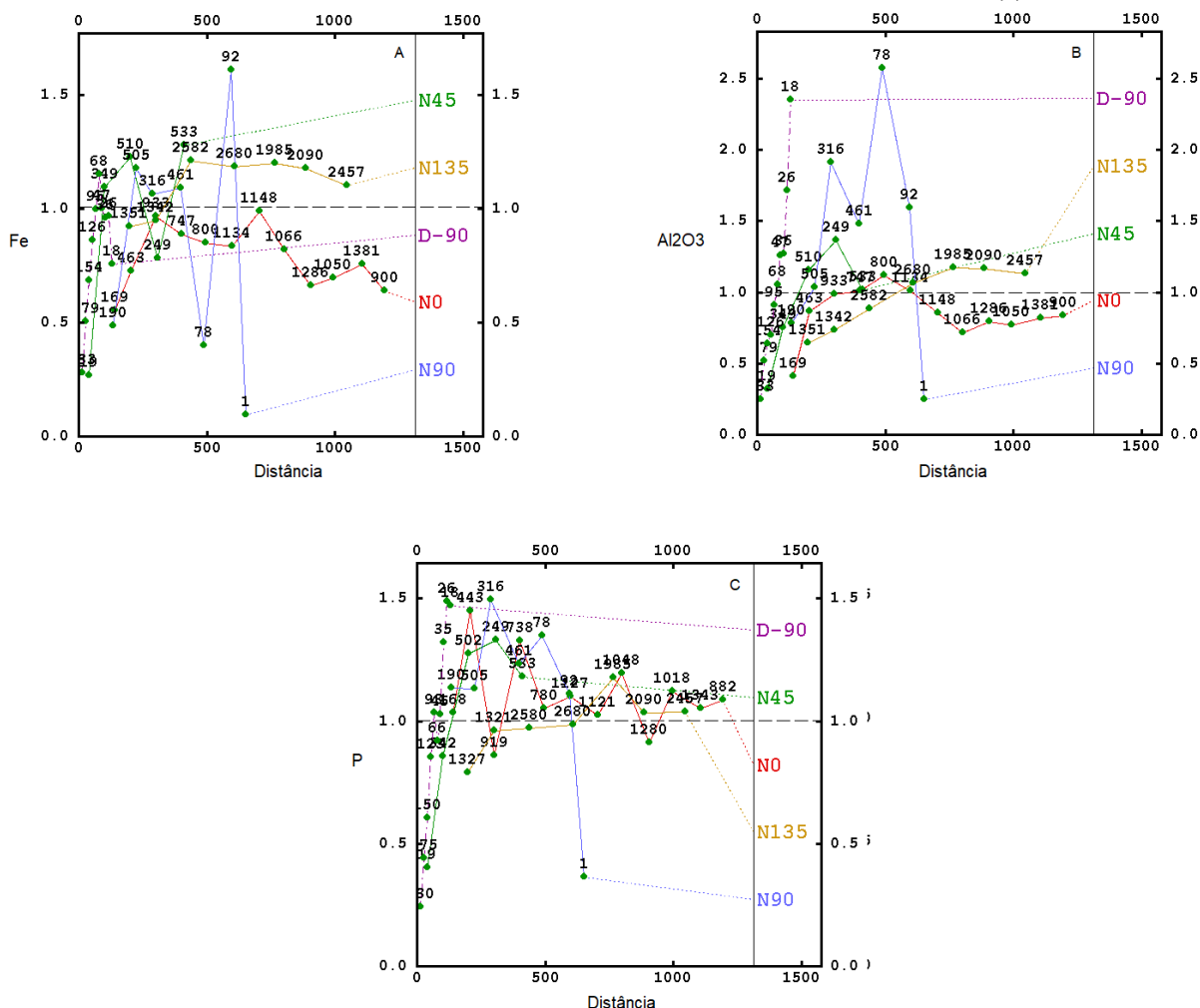


Figura 17- Análise exploratória para as variáveis Fe (A), Al_2O_3 (B) e P (C).

Para realizar o ajuste do modelo teórico de variograma, foram calculados os variogramas experimentais somente nas direções que definem a elipse de anisotropia, com os mesmos parâmetros utilizados na Tabela 4, porém alterando a tolerância angular para 45° nas direções de $45^\circ/0^\circ$ e $135^\circ/0^\circ$.

Cabe destacar, que a elipse que representa anisotropia possui seu eixo maior na direção $135^\circ/0^\circ$, o eixo médio na direção $45^\circ/0^\circ$ e o seu eixo menor na direção $0^\circ/90^\circ$. Para a correção da anisotropia será necessário rotacionar o sistema de eixos para direção de maior continuidade espacial, que no caso é a direção de $135^\circ/0^\circ$.

Os parâmetros utilizados para o ajuste para a variável Fe apresentam-se na Tabela 5, para a variável Al_2O_3 na Tabela 6 e para a variável P na Tabela 7, mostra-se na Figura 18 o variograma experimental com o modelo ajustado.

Pode-se observar no Anexo 2 o ajuste realizado para cada variável individualmente por direção.

Tabela 5- Modelo Teórico de variograma para a variáveis Fe.

Fe						
Efeito Pepita= 0,05						
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V(m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ªEstrutura	290	150	77	0,95	Esférico	135°/0°
2ªEstrutura	500	-	-	0,05	Esférico	135°/0°

Tabela 6- Modelo Teórico de variograma para a variáveis Al₂O₃.

Al ₂ O ₃						
Efeito Pepita= 0,05						
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V(m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ªEstrutura	415	350	100	1	Esférico	135°/0°
2ªEstrutura	-	350	100	0,16	Esférico	135°/0°
3ªEstrutura	-	-	100	0,05	Esférico	135°/0°

Tabela 7- Modelo Teórico de variograma para a variáveis P.

P						
Efeito Pepita= 0,05						
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V(m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ªEstrutura	263	164	82	0,97	Esférico	135°/0°
2ªEstrutura	-	164	-	0,12	Esférico	135°/0°

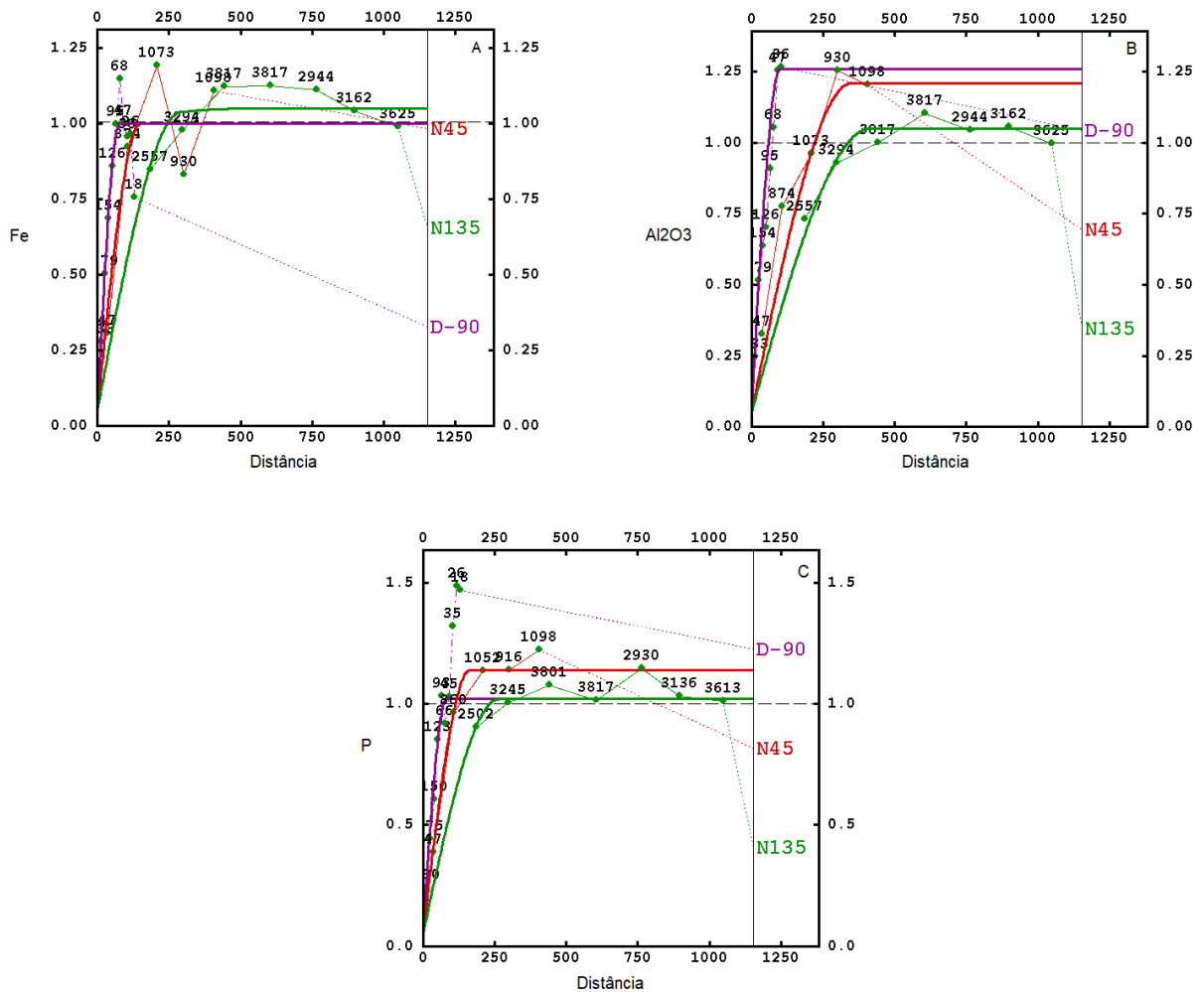


Figura 18- Modelo teórico de variograma para variáveis Fe (A), Al₂O₃ (B) e P (C).

6.6.1. Validação Cruzada

Foi necessário realizar a validação cruzada para determinar os melhores parâmetros de vizinhança para simulação.

Foram testadas algumas vizinhanças diferentes, e o critério para escolher o melhor conjunto de parâmetros foi baseado na quantidade de amostras estimadas e no coeficiente de correlação entre os dados estimados e os amostrais. Os cenários gerados na validação cruzada para a variável Fe encontram-se na Tabela 6A, para a variável Al₂O₃ na Tabela 6B e do P na Tabela 6C os parâmetros escolhidos estão destacados nas tabelas em azul. Vale ressaltar que para todos os cenários o elipsóide de busca foi rotacionado de acordo com a elipse de anisotropia.

Tabela 6-Validação cruzada para a variável Fe. Os melhores parâmetros estão destacados em azul.

Raio de Busca			Quantidade Mínima de Amostras	*Setor	Quantidade de amostras por setor	Divisão de Z	*N.	*C.R
U	V	W						
500	150	77	4	4	2	Não	330	0,769
500	150	77	4	4	2	Sim	330	0,779
500	150	77	4	8	2	Sim	330	0,778
500	150	77	4	8	2	Não	330	0,768
500	150	77	4	4	1	Sim	331	0,781
500	150	77	4	8	1	Sim	331	0,784
290	150	77	3	8	2	Sim	330	0,785
290	150	77	4	8	1	Sim	329	0,782

*Setor corresponde a quantidade de setores, podendo ser em quadrante ou octante, N. corresponde a quantidade de amostras utilizadas e C.R corresponde ao coeficiente de correlação.

Tabela 7- Validação cruzada para a variável Al₂O₃. Os melhores parâmetros estão destacados em azul.

Raio de Busca			Quantidade Mínima de Amostras	*Setor	Quantidade de amostras por setor	Divisão de Z	*N.	*C.R
U	V	W						
400	210	83	4	4	3	Não	332	0,803
400	210	83	4	4	2	Sim	332	0,798
400	210	83	4	8	2	Sim	332	0,800
400	210	83	4	8	2	Não	332	0,801
400	210	83	4	4	2	Não	332	0,804
400	210	83	4	4	1	Não	332	0,787
400	210	83	3	4	2	Não	332	0,804
300	200	70	4	4	2	Não	331	0,803

*Setor corresponde a quantidade de setores, podendo ser em quadrante ou octante, N. corresponde a quantidade de amostras utilizadas e C.R corresponde ao coeficiente de correlação.

Tabela 8- Validação cruzada para a variável P. Os melhores parâmetros estão destacados em azul.

Raio de Busca			Quantidade Mínima de Amostras	*Setor	Quantidade de amostras por setor	Divisão de Z	*N.	*C.R
U	V	W						
263	164	82	4	4	2	Não	329	0,813
263	164	82	4	4	2	Sim	329	0,818
263	164	82	4	8	2	Sim	329	0,816
263	164	82	4	8	2	Não	329	0,814
263	164	82	4	4	1	Sim	329	0,816
263	164	82	3	4	2	Sim	330	0,819
263	164	82	3	4	1	Sim	330	0,818
200	164	65	3	4	2	Sim	321	0,811

*Setor corresponde a quantidade de setores, podendo ser em quadrante ou octante, N. corresponde a quantidade de amostras utilizadas e C.R corresponde ao coeficiente de correlação.

6.7. Simulação por Bandas Rotativas

Com os parâmetros de vizinhança definidos, a simulação por bandas rotativas foi realizada, inicialmente foi proposto realizar a simulação sequencial gaussiana, porém quando número de pontos simulados é maior que 1000 o variograma da simulação não é igual ao variograma amostral (Chilès e Delfiner, 1999), então optou-se por realizar a simulação por bandas rotativas com 1200 bandas, sendo gerados 100 cenários para cada variável analisada.

A simulação por bandas rotativas foi realizada por bloco, ou seja, quando o bloco a ser simulado é dividido em sub-blocos e o ponto simulado corresponde à média dos pontos amostrais de cada sub-bloco (Yamamoto, 2001), sendo que o bloco foi dividido por 2x2x1 (eixo x e y foi dividido em 2 subbocos e o eixo z não foi dividido). Vale ressaltar, que a simulação foi realizada dentro da fronteira convexa, que corresponde ao um polígono convexo com menor quantidade de vértices que engloba os dados amostrais (Everitt, 2002).

Para verificar a ergodicidade dos variogramas das simulações realizadas, foi necessário realizar o ajuste do modelo teórico de variograma dos dados originais para cada variável, sendo que os parâmetros utilizados no ajuste são apresentados no anexo 3, e os modelos ajustados são mostrados no Anexo 4. Já o teste de ergodicidade está na Figura 19 da variável Fe, na Figura 20 da variável Al_2O_3 e na Figura 21 da variável P.

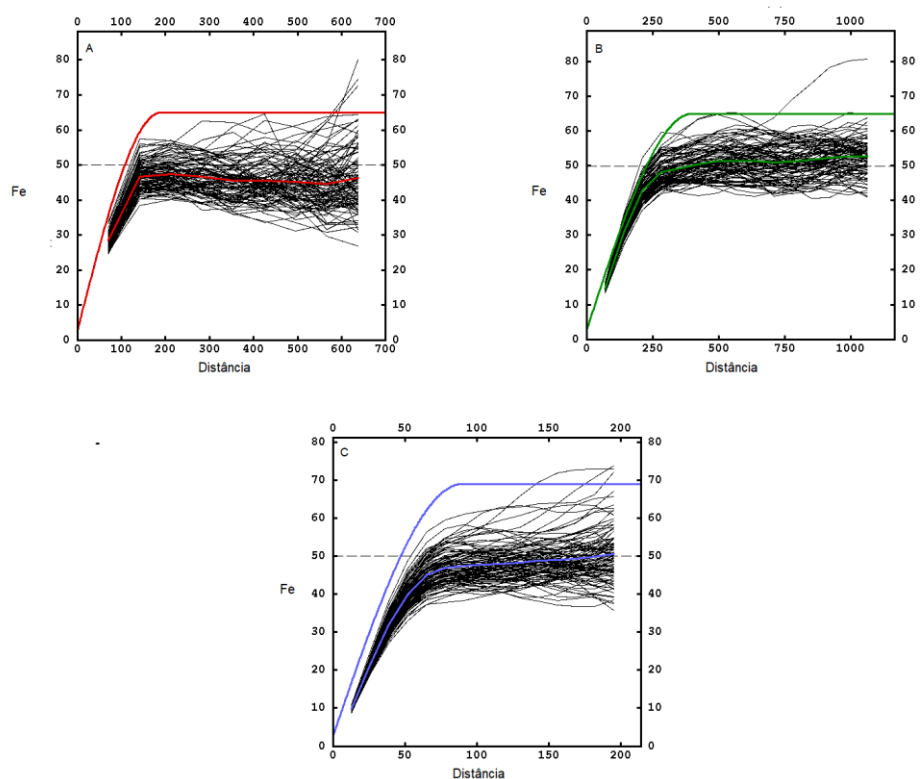


Figura 19- Teste de ergodicidade do variograma para a variável Fe nas direções de 45°/0° (A), 135°/0° (B) e 0°/90° (C).

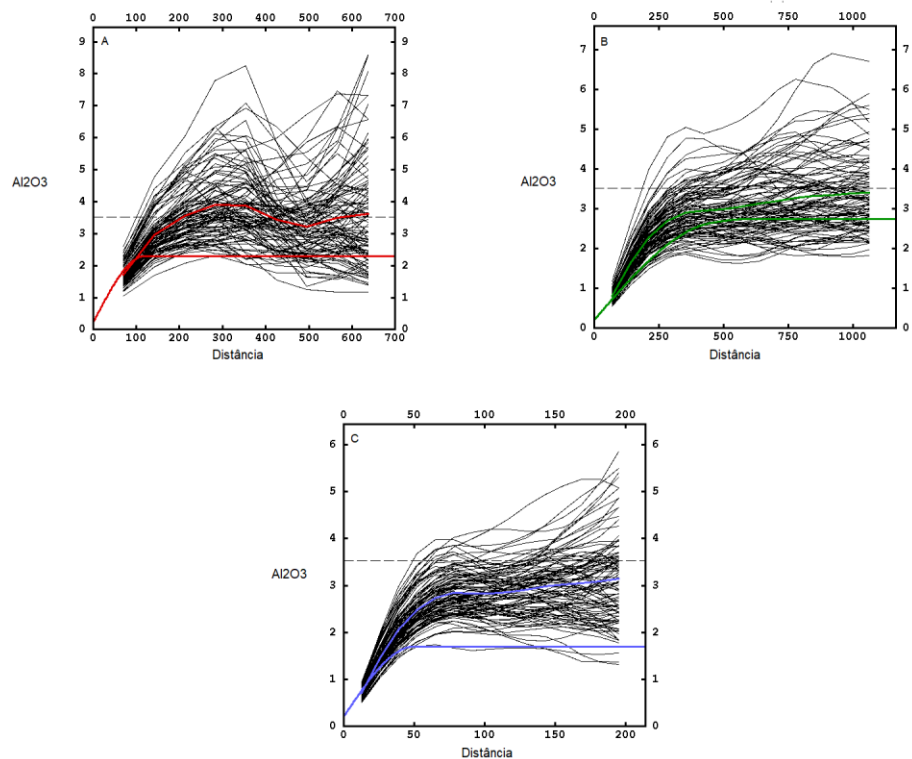


Figura 20- Teste de ergodicidade do variograma para a variável Al_2O_3 nas direções de $45^\circ/0^\circ$ (A), $135^\circ/0^\circ$ (B) e $0^\circ/90^\circ$ (C).

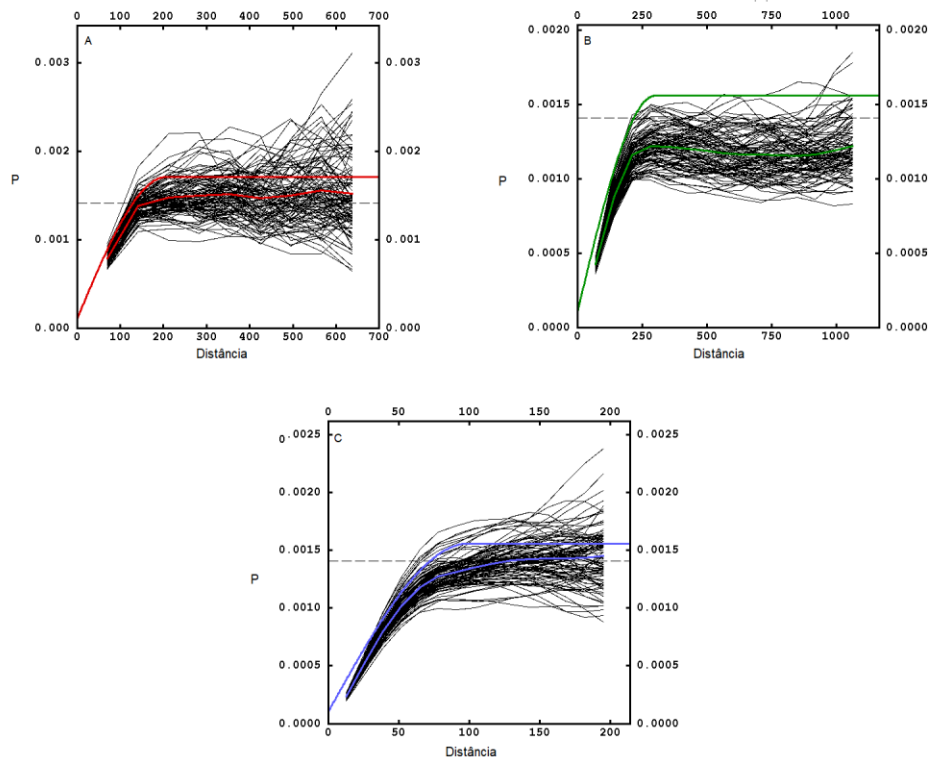


Figura 21- Teste de ergodicidade do variograma para a variável P nas direções de $45^\circ/0^\circ$ (A), $135^\circ/0^\circ$ (B) e $0^\circ/90^\circ$ (C).

Analisando o teste de ergodicidade, para a variável ferro percebe-se que o variograma dos dados amostrais apresenta maior patamar e amplitude em relação aos variogramas dos cenários gerados, ou seja, os dados amostrais apresentam maior variância e continuidade espacial em relação aos cenários simulados, conclui-se que os variogramas dos dados simulados não é ergodico ao variograma amostral. Para a variável Al_2O_3 , o variograma dos dados amostrais apresenta menor patamar em relação à média das realizações da simulação, para as direções de $45^\circ/0^\circ$ e $0^\circ/90^\circ$ o variograma dos dados amostrais apresenta menor amplitude do que a média das realizações, somente na direção $135^\circ/0^\circ$ o variograma dos dados amostrais apresenta maior amplitude, somente nesta direção o variograma dos dados amostrais está mais próximo a média das realizações das simulações. Para a variável P, o variograma dos dados amostrais apresenta maior patamar e amplitude em relação aos variogramas das realizações, os dados amostrais apresentam maior variância e continuidade espacial em relação aos cenários simulados, então conclui-se que a média das realizações não é representativa aos dados amostrais.

6.8. Classificação de Recurso

Para realizar a classificação de recurso de ferro na Mina de Capanema, foi necessário a quantificação da incerteza de cada bloco simulado dos 100 cenários gerados. Esta quantificação foi realizada por meio do intervalo de confiança da média parametrizado pela média de cada bloco.

Foi necessário calcular o desvio padrão e a média de cada bloco simulado, assim como também o valor do parâmetro t que para n igual a 100 cenários corresponde a 1,66. As incertezas dos blocos para cada variável foram calculadas, sendo que para o Ferro a incerteza dos blocos variam de 0,14 % a 2,78%, já para o fósforo varia de 1,52% a 9,25% e para a alumina varia de 3,06% a 19,60%, estes resultados refletem a variabilidade de cada variável, ou seja, o ferro por ser menos heterogêneo com uma distribuição assimétrica negativa apresentou incerteza menor para os blocos simulados, o fósforo por apresentar maior variabilidade que o ferro e menor que a alumina, apresentou uma incerteza maior que o ferro e menor que a alumina, e, por fim, a alumina que apresenta alta variabilidade com a presença de maior quantidade de *outliers* em relação às outras variáveis, apresentou as maiores incertezas.

A classificação de recursos da mina foi baseada na incerteza do ferro e dos contaminantes, fósforo e alumina. Foi proposto inicialmente, fazer uma seleção dos blocos que possuíssem teor superior ao teor de corte do ferro e inferior aos teores limites dos contaminantes para depois realizar a classificação, porém esta seleção ao considerar os teores de corte consideraria um fator modificador para classificação de recurso, o que não ocorre na classificação de recurso, mas sim de reserva, por isso a classificação não utilizou esses critérios.

A classificação dos blocos simulados foi realizada conforme:

- Recurso Inferido quando pelo menos uma das variáveis apresentou incerteza superior a 30%.
- Recurso Indicado quando pelo menos uma das variáveis apresentou incerteza entre 15% a 30%.
- Recurso Medido quando as três variáveis apresentaram incerteza inferior a 15%.

Cabe destacar, que os critérios usados para a classificação de recurso foram baseados e adaptados de Rossi e Deutsch (2014).

Com a classificação dos blocos, obteve-se 7429 blocos classificados como medido, conforme apresentados nas Figura 22 e 23, e 539 blocos classificados como indicado (Figura 24 e 25), nenhum bloco foi classificado como inferido. Analisando as Figuras 24 e 25, percebe-se que os blocos indicados estão na borda do corpo, o que pode estar relacionado com a menor quantidade de amostras nestas regiões gerando maior incerteza maior, já os blocos medidos estão concentrados na porção central do corpo justamente na região com maior amostragem e consequentemente menor incerteza.

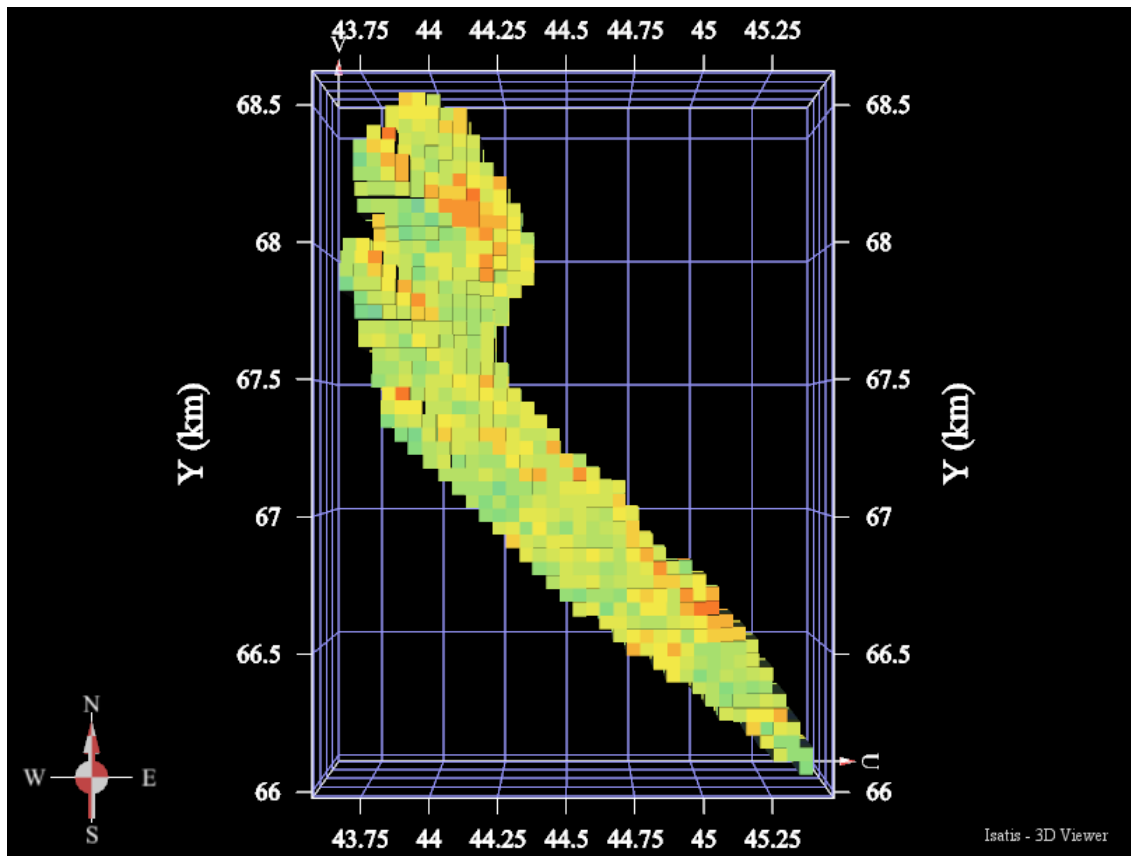


Figura 22- Localização em planta dos blocos classificados como recurso medido.

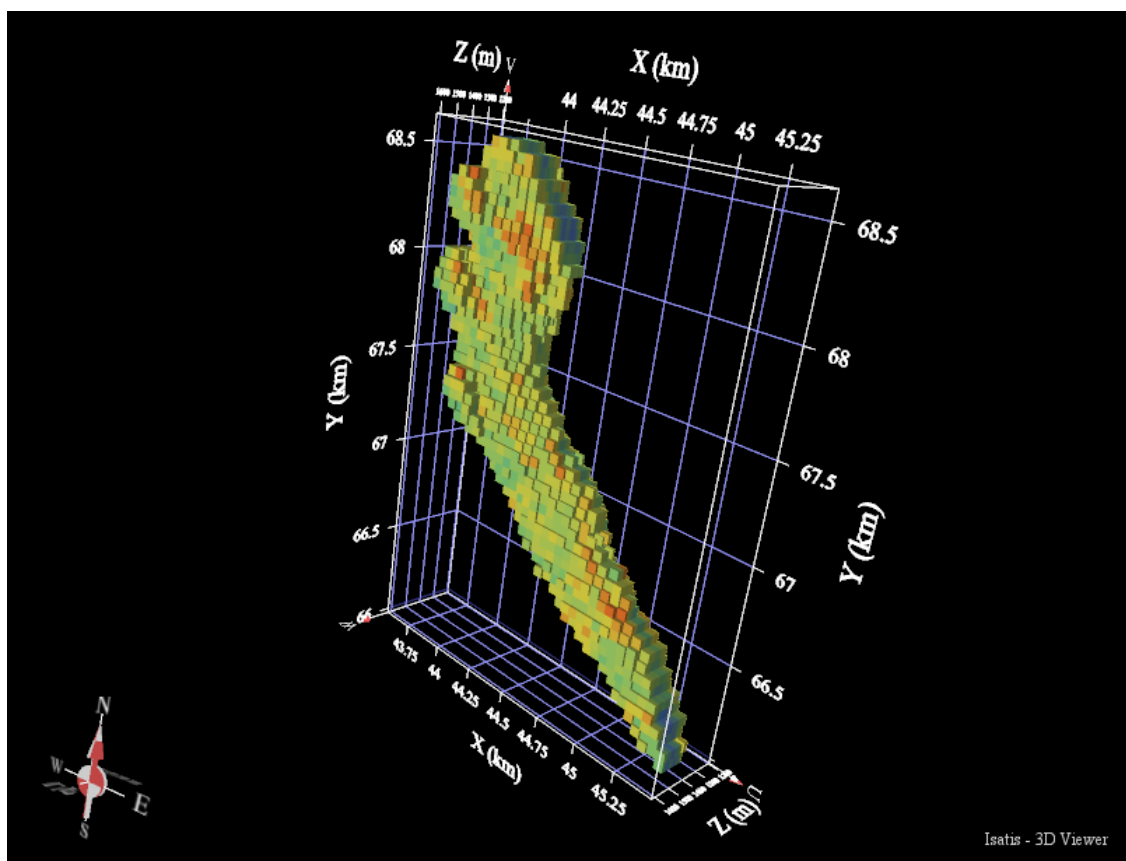


Figura 23- Localização dos blocos classificados como recurso medido representado em visada oblíqua.

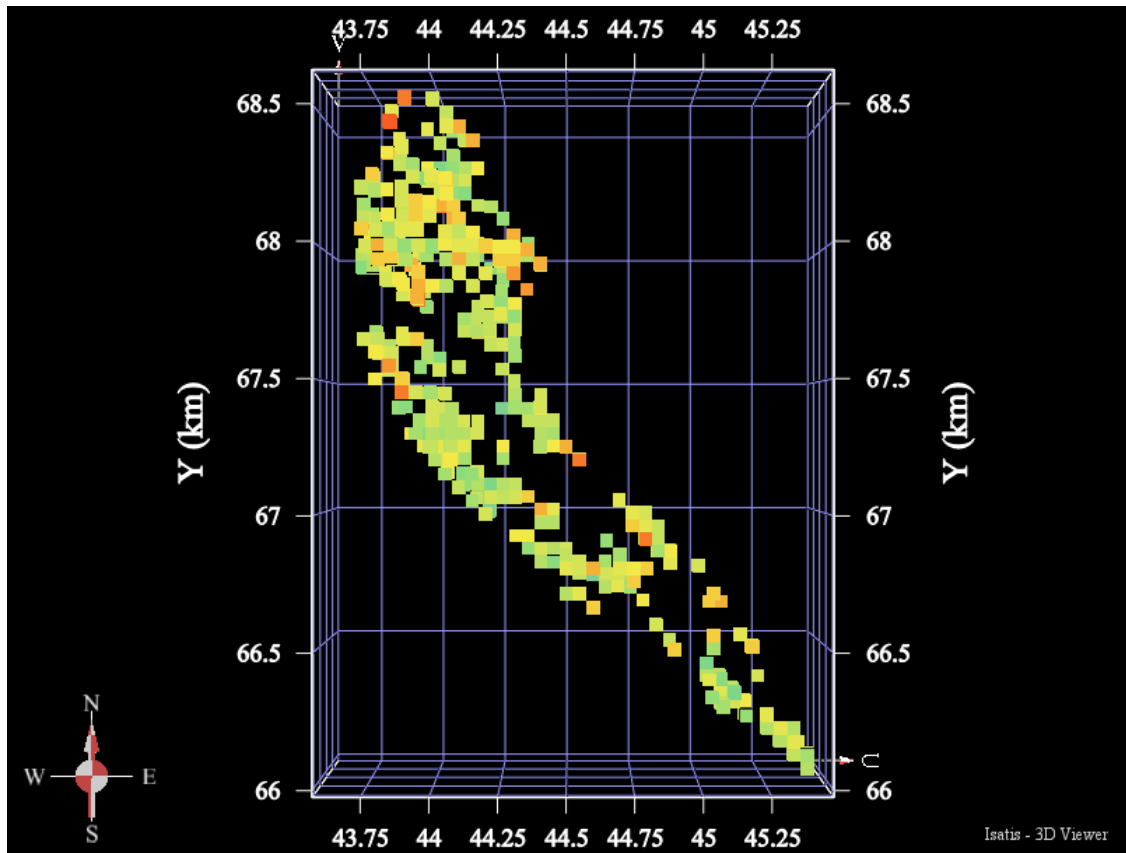


Figura 24- Localização em planta dos blocos classificados como recurso indicado.

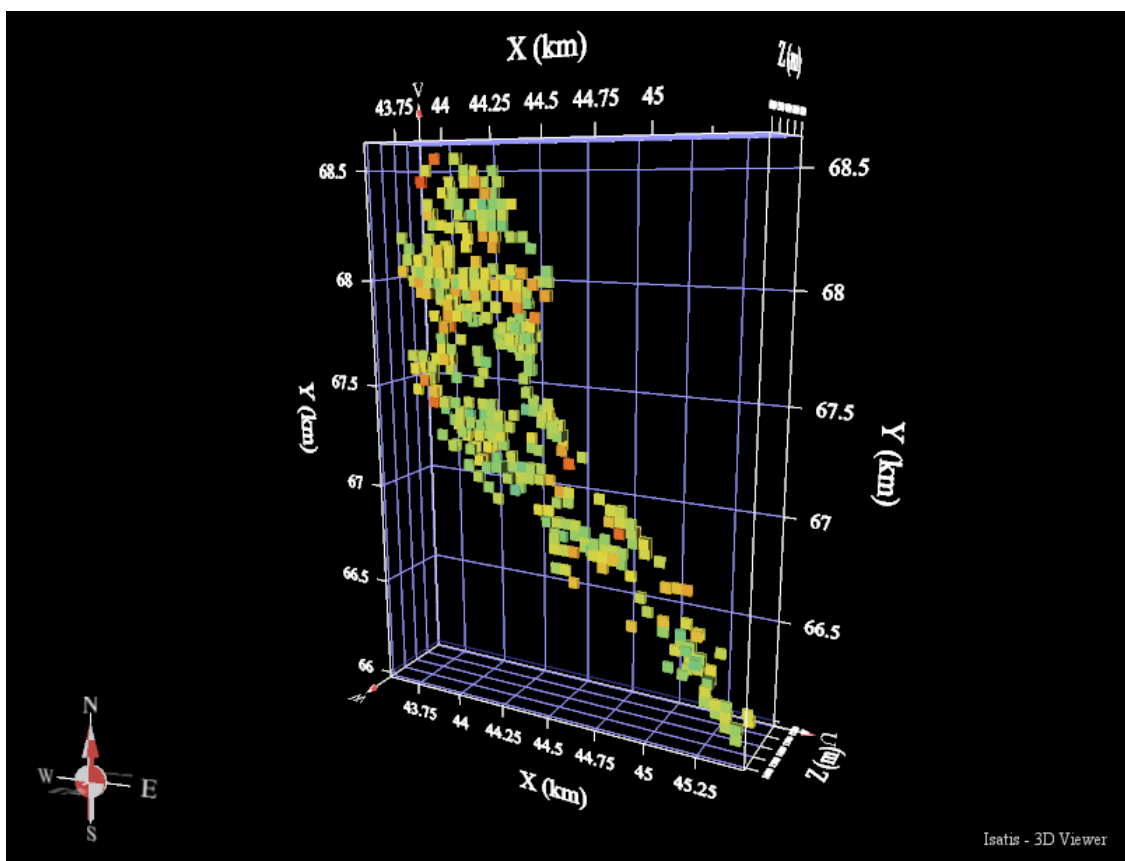


Figura 25- Localização dos blocos classificados como recurso indicado representado em visada oblíqua.

Inicialmente, foi proposto realizar o cálculo de recurso da mina de Capanema, através da equação $R=VDT$, sendo o V correspondente ao volume de cada bloco, D correspondente a densidade e T correspondente ao teor médio do ferro (Yamamoto e Rocha, 2001), porém optou-se realizar a curva de teor de corte x metal contido para cada tipo de recurso para analisar a quantidade de metal contido em relação a diferentes teores de corte ferro da mina.

Para obter esta curva, é necessário obter a quantidade de metal contido para determinados teores de corte, através da equação $R=VDT$, onde T corresponde ao teor de corte, d corresponde a densidade média do minério da Mina de Capanema, sendo seu valor igual a $2,73 \text{ g/cm}^3$ (valor obtido através da média do minério encontrado em Rocha (1999)), também foi necessário o volume de cada bloco que corresponde a $32\,500 \text{ m}^3$. A Figura 26 mostra a curva de teor x tonelagem para recurso medido (A) e recurso indicado (B).

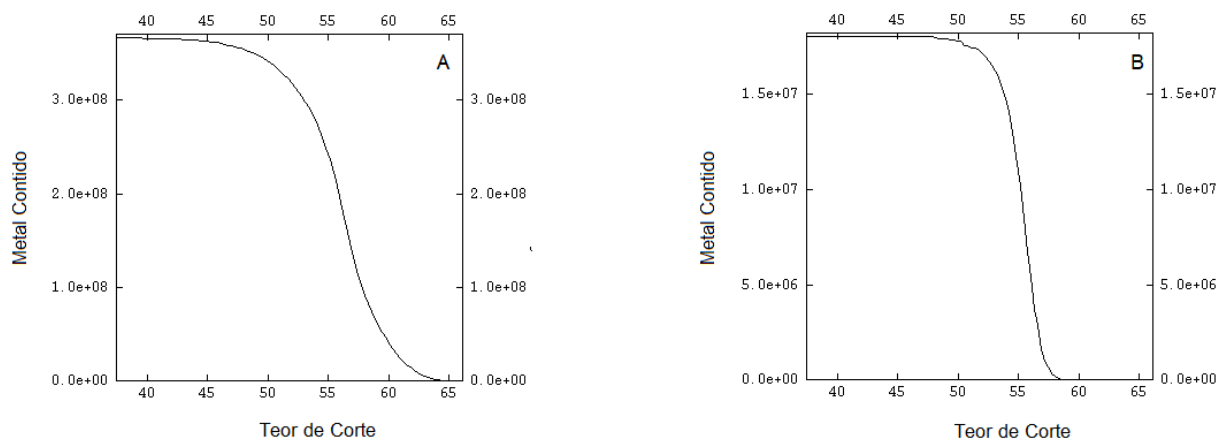


Figura 26- Curvas de teor x tonelagem para recurso medido (A) e indicado (B).

Analisando a Figura 26, percebe-se que a curva do recurso medido é mais suave que do recurso indicado, mostrando que o recurso medido apresenta teores maior dispersão de teores do que o recurso indicado, assim como apresenta também maior tonelagem. Também pode ser observado, na Figura 20, que a curva de teor x tonelagem do recurso medido apresentou maior decréscimo de tonelagem entre os teores de ferro igual 55 a 60, e que o recurso medido apresenta teor mínimo de 43 e o teor máximo de 64, já o recurso indicado apresenta uma curva com inclinação acentuada entre teores de ferro de 55 a 59, ou seja, maior decréscimo de tonelagem entres estes teores, o recurso indicado apresenta teor mínimo igual 43 e o teor máximo de 59.

7. CONCLUSÕES

O uso do intervalo de confiança da média para a quantificação da incerteza para a classificação de recursos seria indicado para depósitos com média a alta variabilidade, ou seja, para recurso que apresentam distribuição assimétrica positiva com grande presença de *outliers* e com alto coeficiente de variação. Esta conclusão está relacionada com os resultados obtidos das incertezas das variáveis analisadas nesta monografia, visto que a variável menos heterogênea apresentou pequena incerteza e a variável mais heterogênea apresentou maior incerteza doF que as outras variáveis e somente por causa desta incerteza maior foi possível classificar blocos como indicados, assim pode-se concluir que o nível de incerteza calculado pelo intervalo de confiança da média está diretamente relacionado com a variabilidade da variável.

Mediante ao exposto, depósitos homogêneos e bem amostrados (amostras são representativas do depósito), como no caso da Mina de Capanema, não é aconselhável que se use incerteza quantificada através do intervalo de confiança da média para a classificação de recurso visto que 93% dos blocos da Mina de Capanema foram classificados como recurso medido, tal fato não é factível, pois espera-se que nas bordas de um depósito e lugares onde a

amostragem não seja tão representativa tenha a presença de blocos classificados como indicado e inferido. Conclui-se que este parâmetro não é o mais indicado para classificar recursos minerais e, deste modo um critério mais adequado deve ser assumido, como por exemplo a quantidade e distância de amostras no entorno dos blocos classificados, ou ainda a proporção da amplitude do variograma para definir as diferentes classes de recursos minerais, isto é, presença de ao menos uma amostra a uma distância de até $1/3$ da amplitude o recurso será medido, de $1/3$ a 1 amplitude o recurso é indicado e acima de 1 amplitude o recurso é inferido. Assim, cabe ao profissional qualificado decidir o melhor método para ser utilizado visto que nenhum guia de classificação determina o método a ser utilizado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abzalov, M. 2016. Applied Mining Geology. Switzerland: Springer, 448 p.

Alkmim, F. F. e 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, v.90, p. 29-58. Disponível em: <http://repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/2003/1/ARTIGO_TransamazonianOrogenySouthern.pdf> . Acesso em setembro de 2018.

Almeida, F. F. M. 1977. O cráton do São Francisco. Revista Brasileira de Geociências, v. 7, p. 349-364. Disponível em: <<http://papegeo.igc.usp.br/index.php/rbg/article/view/11179/10638>>. Acesso em julho de 2018.

Angeli, G. 2015. Arcabouço estrutural e contribuição à estratigrafia do Grupo Maquiné, Quadrilátero Ferrífero- Minas Gerais. Dissertação de Mestrado. Ouro Preto: Departamento de Geologia, Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), 102 p. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/6402>> . Acesso em setembro de 2018.

Australasian Institute of Mining and Metallurgy (AusIMM) 2012. Australasian code for reporting of exploration results, mineral resources and ore reserves (The JORC Code). Austrália: The joint ore reserves committee of the Australasian institute of mining and metallurgy, Australian institute of geoscientists and minerals council of Australia (JORC). 44 p. Disponível em: <http://www.jorc.org/docs/JORC_code_2012.pdf>. Acesso em julho de 2018.

Bárdossy, G. e Fodor, J. 2004. Review of the Main Uncertainties and Risks in Geology. In: Bárdossy, G. e Fodor, J. Evaluation of Uncertainties and Risks in Geology. Berlim: Springer, p 3-12.

Baltazar, Q. F. e Zucchetti, M. 2007. Lithofacies associations and structural evolution of the Archean Rio das Velhas greenstone belt, Quadrilátero Ferrífero, Brazil: A review of the setting of gold deposits. Ore Geology Reviews, v. 32, p. 471-499. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.596.4927&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em setembro de 2018.

Bertossi, L. G. 2011. Proposta para o uso do erro de suavização na classificação de recursos minerais. Dissertação-Mestrado em Geologia. São Paulo: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo (USP), 105 p.

Chemale Jr, F.; Rosière, C. A. e Endo, I. 1994. The tectonic evolution of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. *Precambrian Research*, v. 65, p. 25-54. Disponível em: <http://www.repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/8242/1/ARTIGO_TectonicEvolutionQuadril%C3%A1tero.pdf>. Acesso em setembro de 2018.

Chilès, J. P. e Delfiner, P. 1999. Conditional Simulations. In: Chilès, J. P. e Delfiner, P. *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. New York: John Wiley & Son, p. 449- 592.

Comissão Brasileira de Recursos e Reservas. 2016. Guia CBRR para Declaração de Resultados de Exploração, Recursos e Reservas Minerais. Brasil: Comissão Brasileira de Recursos e Reservas, 54 p. Disponível em: <http://cbrr.org.br/docs/guia_declaracao.pdf>. Acesso em julho de 2018.

Davis, J. C. 1986. Elementary Statistics. In: Davis, J. C., *Statistics and data analysis in geology*. Canadá: John Wiley & sons, p. 10-106.

Deutsch, C. V. 2002. Uncertainty Management. In: Deutsch, C. V., *Geostatistical Reservoir Modeling*. New York: Oxford University Press, p. 295-324.

Deutsch, C. V. e Journel, A. G. 1998. Getting Started. In: Deutsch, C. V. e Journel, A. G. *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*. New York: Oxford University Press, p. 9-42.

Dorr, J. V. N. 1969. Physiographic, Stratigraphic and Structural Development of the Quadrilátero Ferrífero Minas Gerais, Brazil. Washington: Geological survey professional paper 641-A. p. 40. Disponível em: <<https://pubs.usgs.gov/pp/0641a/report.pdf>>. Acesso em julho de 2018.

Dubois, D. e Prade, H. 2000. History and basic notions. In: Dubois, D. e Prade, H. *Fundamentals of Fuzzy Sets. The Handbook of Fuzzy Sets Series 7*, Kluwer Academic Publishers, Boston/London/Dordrecht, p. 21-124.

Emery, X. e Lantuéjoul, C. 2006. TBSIM: A computer program for conditional simulation of three-dimensional Gaussian random fields via the turning bands method. *Computers & Geosciences*, v. 32, p. 1615- 1628. Disponível em: <<http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/124843>> . Acesso em setembro de 2018.

Everitt, B.S. 2002. *The Cambridge dictionary of statistics*. New York: Cambridge University Press, 410 p.

Farina, F.; Albert, C.; Dopico, C. M.; Gil, C. A.; Moreira, H.; Hippertt, J. P.; Cutts, K.; Alkmim, F. F. e Lana, C. 2016. The Archean- Paleoproterozoic evolution of the Quadrilátero Ferrífero (Brasil): Current models and open questions. *Journal of South American Earth Sciences*, v. 68, p.4-21. Disponível em: <http://repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/8847/1/ARTIGO_ArcheanPaleoproterozoicEvolution.pdf>. Acesso em setembro de 2018.

Fonseca, L. 2014. Avaliação de métodos de perfilagem geofísica na pesquisa de minério de ferro- Estudo de caso: definição de contatos litológicos na Mina de Capanema, MG. Dissertação- Mestrado. Ouro Preto: Núcleo de Geotecnia-NUGEO, Universidade de Ouro Preto (UFOP), 108 p. Disponível em: <https://www.nugeo.ufop.br/uploads/nugeo_2014/teses/arquivos/dissertacao-mestrado-luciano-fonseca-nugeo-ufop-2014.pdf>. Acesso em julho de 2018.

Franco, A. S. P. e Endo, I. 2004. Sinclinal Ouro Fino Revisitado, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais: uma hipótese sobre a sua origem e evolução. *Revista Brasileira de Geologia*, v.34, p.167-174. Disponível em: <<http://www.ppegeo.igc.usp.br/index.php/rbg/article/view/9507>> . Acesso em julho de 2018.

Larson, R. e Farber, B. 2015. Intervalos de confiança. In: Larson, R. e Farber, B. *Estatística aplicada*. 6 ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, p.276-321.

Lana, C.; Alkmim, F. F.; Armstrong, R.; Scholz, R.; Romano, R. e Nalini Jr., H. A. 2013. The ancestry and magmatic evolution of Archaean TTG rocks of the Quadrilátero Ferrífero province, southeast Brazil. *Precambrian Research*, v. 231, p. 157-173. Disponível em: <http://www.repositorio.ufop.br/bitstream/123456789/3886/1/ARTIGO_AncestryMagmaticEvolution.pdf>. Acesso em setembro de 2018.

Mann, P. S. e Lacke, C. J. 2010. Estimation of the Mean and Proportion. In : Mann, P. S. e Lacke, C. J. Introductory Statistics. 7 ed. Danvers: John Wiley & Sons, Inc., p. 340-380.

Matheron, G. 1963. Principles of Geostatistics. Economic Geology, v. 58, p. 1246-1266. Disponível em: <<https://pubs.geoscienceworld.org/segweb/economicgeology/article/58/8/1246/17275/principles-of-geostatistics>>. Acesso em setembro de 2018.

Noce, C. M. 1995. Geocronologia dos eventos magmáticos, sedimentares e metamórficos na região do Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais. Tese de Doutorado. São Paulo: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo (USP), 128 p. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/44/44134/tde-05012016-154125/en.php>>. Acesso em setembro de 2018.

Olea, R. A. 1999. Stochastic Simulation. In: Olea, R. A, Geostatistics for Engineers and Earth Scientists. New York: Springer Science+Business Media, LLC, p. 141-162.

Oliveira Jr., V. T. 2006. Texturas e Propriedades Reológicas dos Minérios de Ferro do Quadrilátero Ferrífero (MG) e sua utilização em beneficiamento. Tese de Doutorado. Rio Claro: Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista (Unesp), 176 p. Disponível em: <<https://repositorio.unesp.br/handle/11449/103018>>. Acesso em: setembro de 2018.

Pinheiro, J. I. D., Carvajal, S. S. R., Cunha, S. B. e Gomes, G.C. 2012. Estimação por Intervalo. In: Pinheiro, J. I. D., Carvajal, S. S. R., Cunha, S. B. e Gomes, G.C. Probabilidade e Estatística – Quantificando a incerteza. 1 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, p. 339-366.

Rosière, C. A. e Chemale Jr., F. 2000. Itabiritos e minérios de ferro de alto teor do Quadrilátero Ferrífero- Uma visão geral e discussão. Geonomos, v.8, n.2, p. 27-43. Disponível em: <http://igc.ufmg.br/geonomos/PDFs/8_2_27_43_Rosiere.pdf>. Acesso em setembro de 2018.

Rossi, D. Q. 2014. Estratigrafia e arcabouço estrutural da região de Fábrica Nova, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais. Dissertação de Mestrado. Ouro Preto: Departamento de Geologia, Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), 102 p. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/4083>>. Acesso em setembro de 2018.

Rossi, M.E. e Deutsch, C. V. 2014. Mineral Resource Estimation. Dordrecht: Springer, 332 p.

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. Dissertação- Mestrado em Geologia. São Paulo: Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo (USP), 78. p. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/44/44133/tde-17072013-143403/pt-br.php>>. Acesso em julho de 2018.

Rocha, M. M., Leite, C. B. B. e Araújo, R. G. 2017. Simulação Estocástica aplicada à análise temporal do nível potenciométrico no entorno da represa de Três Irmãos na área urbana da cidade de Pereira Barreto (SP). São Paulo: Revista do Instituto de Geociências- USP, v. 17, n.1, p. 13-30. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/guspsc/article/view/131232/127633>>. Acesso em julho de 2018.

Wackernagel, H. 2003. Gaussian Anamorphosis with Hermite Polynomial. In: Wackernagel, H. Multivariate Geostatistics. 3 eds. Heidelberg: Springer, p. 238-249.

Yamamoto, J. K. 2001. Análise Geoestatística. In: Yamamoto, J. K. Avaliação e Classificação de Reservas Minerais. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo. p 72-78.

Yamamoto, J. K. 2001. Métodos Computacionais. In: Yamamoto, J. K. Avaliação e Classificação de Reservas Minerais. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo. p 123-161.

Yamamoto, J. K., Bettencourt, J. S. e Montanheiro, T. S, 2001. Análise Estatística. In: Yamamoto, J.K (org.), Avaliação e Classificação de Reservas Minerais. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo- Edusp, p. 49-68.

Yamamoto, J. K. e Chao, L. 2009. Comparação de Métodos para Teste de Bigaussianidade. São Paulo: Unesp, v. 28, n.2, p. 121-128. Disponível em <<http://www.ppegeo.igc.usp.br/index.php/GEOSP/article/view/7102/6547>>. Acesso em julho de 2018.

Yamamoto, J. K. e Landim, P. M. B. 2013. Geoestatística: conceito e aplicações. São Paulo: Oficina de Textos, 215 p.

Yamamoto, J.K. e Rocha, M.M. 2001. Inventário e avaliação dos parâmetros geológicos e geométricos para o cálculo de reservas. In: Yamamoto, J.K (org.), Avaliação e classificação de reservas minerais. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo-EDUSP, p. 35-48.

Zucchetti, M.; Lobato, L. M. e Baars, F. J. 2000. Genetically diverse basalt geochemical signatures developed in the Rio das Velhas greenstones belts, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. Revista Brasileira de Geociências, v. 30, n.3, p. 397-402. Disponível em: <<http://www.ppegeo.igc.usp.br/index.php/rbg/article/view/10659/10162>>. Acesso em setembro de 2018.

ANEXO

Anexo 1

Definição da terminologia utilizada nos sistemas de classificação de recursos e reservas de acordo com a CBRR (2016):

- *Recurso Mineral é uma concentração ou ocorrência de material sólido de interesse econômico dentro ou na superfície da crosta terrestre onde forma, teor ou qualidade e quantidade apresentem perspectivas razoáveis de extração econômica.*
- *Recurso Mineral Inferido é aquela parte de um Recurso Mineral para o qual a quantidade e o teor ou a qualidade são estimados com base em evidências geológicas e amostragem limitadas. Evidências geológicas são suficientes para sugerir, mas não para atestar a continuidade geológicas e o teor ou qualidade. Recurso Inferido tem um nível de confiabilidade mais baixo do que aquele que se aplica a um Recurso Mineral Indicado e não deve ser convertido para Reserva Mineral. É razoável esperar que a maioria dos Recursos Minerais Inferidos possa ser convertida em Recursos Minerais Indicados com a continuidade da exploração.*
- *Recurso Mineral Indicado é a parte de um Recurso Mineral para o qual a quantidade, o teor ou qualidade, a densidade, a forma e as características físicas são estimadas com confiabilidade suficiente para permitir a aplicação de Fatores Modificadores em detalhe suficiente para embasar o planejamento de mina e a avaliação da viabilidade econômica do depósito. Evidências geológicas são derivadas de exploração, amostragem e testes com detalhamento adequado e são confiáveis e suficientes para assumir a continuidade geológica e o teor ou qualidade entre os pontos de observações. Recurso Mineral Indicado tem um nível mais baixo de confiabilidade do que o aplicado a um Recurso Mineral Medido e pode ser convertido apenas em Reserva Mineral Provável.*
- *Recurso Mineral Medido é a parte de um Recurso Mineral para a qual a quantidade, o teor ou qualidade, as densidades, as formas e as características físicas são estimadas com confiança o suficiente que permitam a aplicação dos Fatores Modificadores para embasar o planejamento de mina detalhado e uma avaliação final de viabilidade econômico do depósito. Evidências geológicas são derivadas de exploração, amostragem e testes detalhados e confiáveis são suficientes para confirmar a continuidade geológica e o teor ou qualidade entre os pontos de observações. Recurso Mineral Medido tem um nível mais alto de confiabilidade do que aquele aplicado tanto a um Recurso Mineral Indicado quanto a um Recurso Mineral Inferido. Ele pode ser convertido em Reserva Mineral Provada ou em Reserva Mineral Provável.*

Anexo 2

Modelo teórico de Variograma para variável Ferro

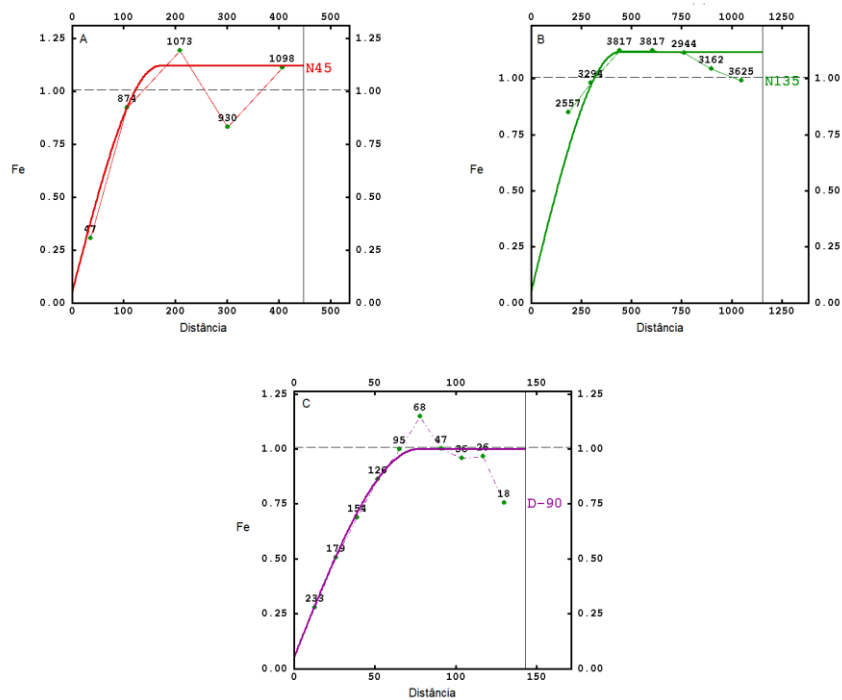


Figura A1- Modelo teórico de variograma para os dados gaussianos da variável ferro para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B) e 0°/90° (C).

Modelo teórico de Variograma para variável alumina

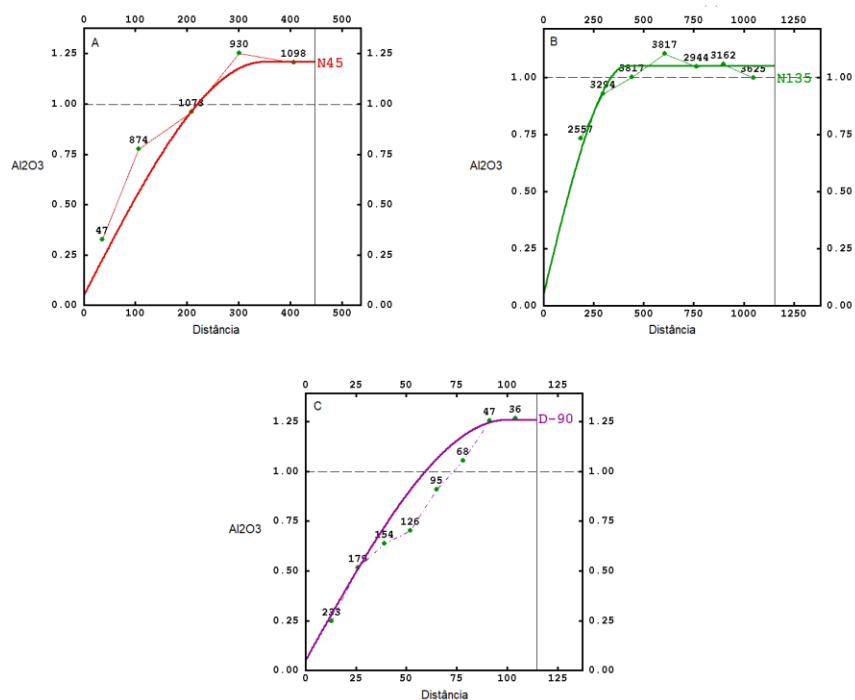


Figura A2- Modelo teórico de variograma para os dados gaussianos da variável alumina para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B) e 0°/90° (C).

Anexo 2

Modelo teórico de Variograma para a variável fósforo

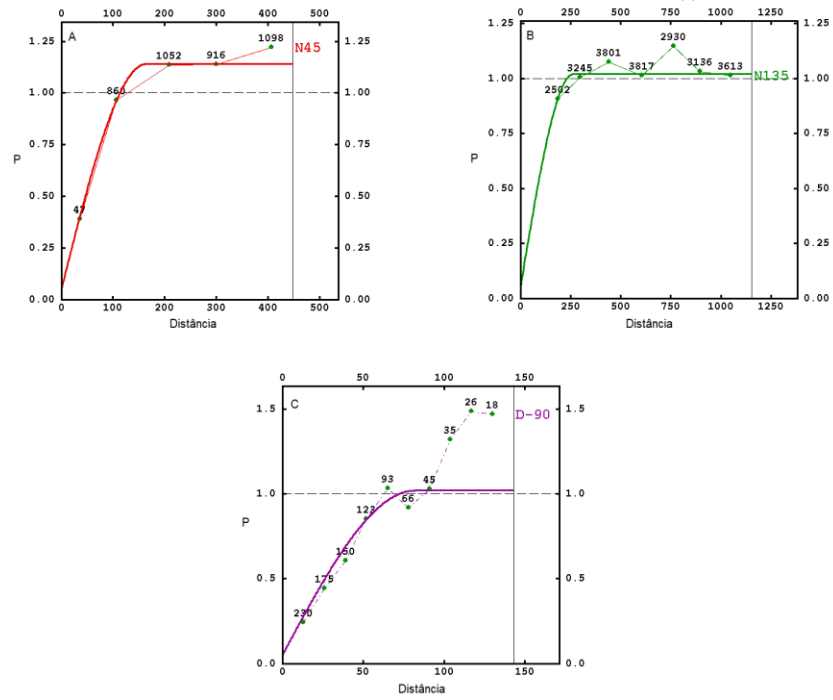


Figura A3-Modelo teórico de variograma para os dados gaussianos da variável fósforo para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B) e 0°/90° (C).

Anexo 3

Tabela A1- Modelo Teórico de variograma para dados amostrais das variáveis Fe, Al₂O₃ e P.

Fe						
Efeito Pepita	0,05					
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V (m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ºEstrutura	400	190	90	62,5	Esférico	135°/0°
2ºEstrutura	-	-	90	4	Esférico	135°/0°
Al ₂ O ₃						
Efeito Pepita	0,05					
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V (m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ºEstrutura	420	120	50	1,5	Esférico	135°/0°
2ºEstrutura	620	120	-	0,6	Esférico	135°/0°
3ºEstrutura	620	-	-	0,45	Esférico	135°/0°
P						
Efeito Pepita	0,05					
Estrutura	Amplitude U (m)	Amplitude V (m)	Amplitude W (m)	Variância Espacial	Modelo	Direção de Rotação
1ºEstrutura	300	207	100	0,0014	Esférico	135°/0°
2ºEstrutura	-	207	-	0,00015	Esférico	135°/0°

Anexo 4

Modelo teórico de Variograma para dados amostrais da variável Ferro

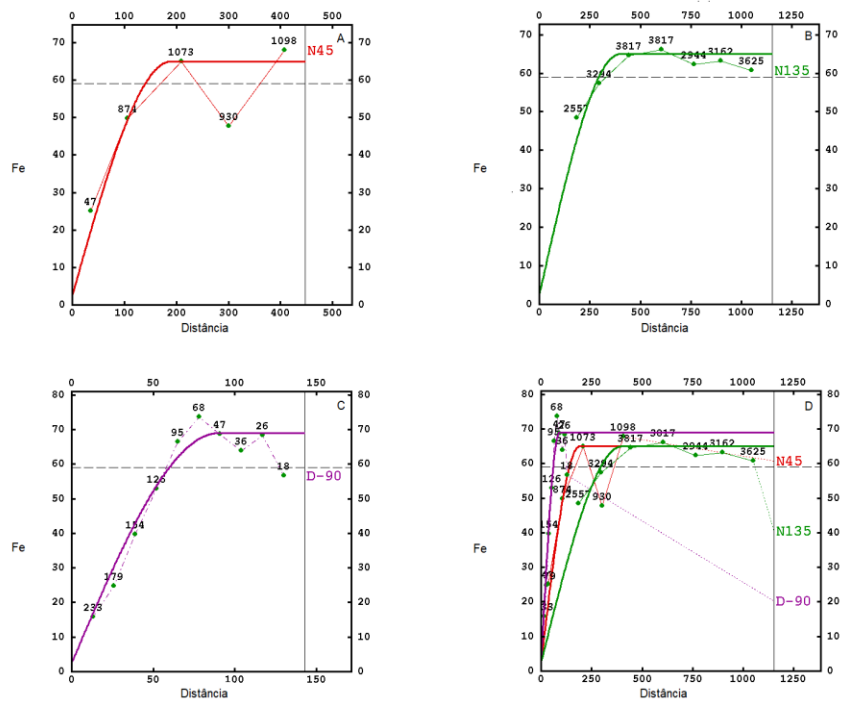


Figura A4-Modelo teórico de variograma dos dados amostrais da variável Fe (D) para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B), 0°/90° (C).

Modelo teórico de Variograma para dados amostrais da variável Alumina

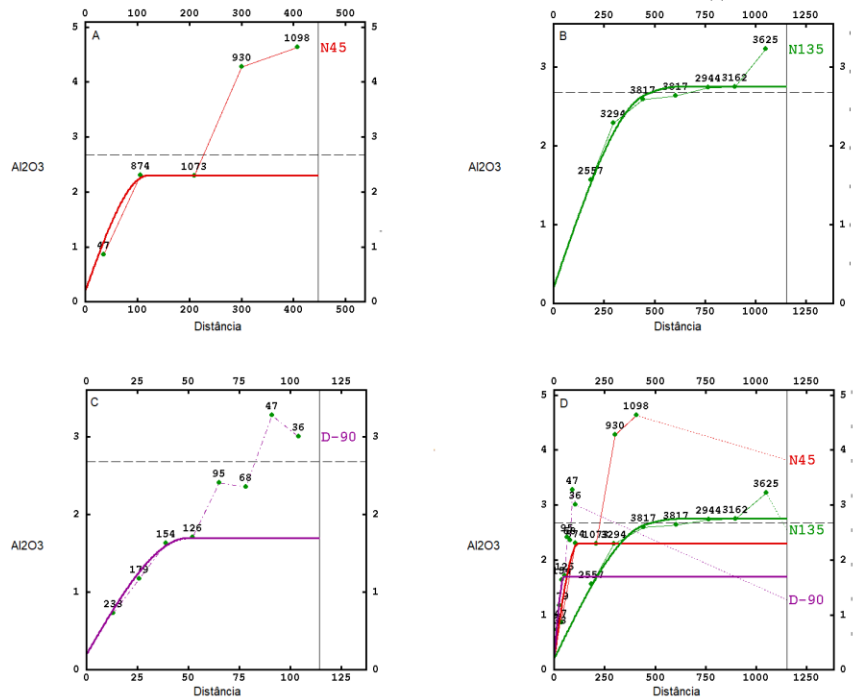


Figura A5-Modelo teórico de variograma dos dados amostrais da variável Al₂O₃ (D) para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B), 0°/90° (C).

Anexo 4

Modelo teórico de Variograma para dados amostrais da variável fosforo

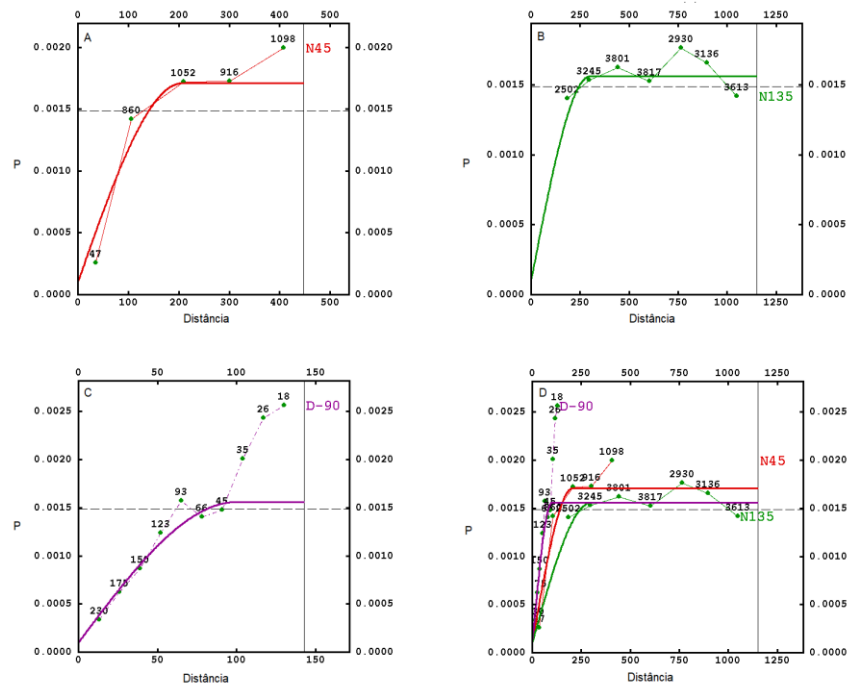


Figura A6-Modelo teórico de variograma dos dados amostrais da variável P (D) para a direção de 45°/0° (A), 135°/0° (B), 0°/90° (C).