

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“Júlio de Mesquita Filho”
Instituto de Geociências e Ciências Exatas
Campus de Rio Claro

MARIA FERNANDA PARISE TOMAZELLA DA SILVA

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS ESTATÍSTICAS E GEOESTATÍSTICAS PARA
ESTIMATIVA DE TEORES DE OURO E MODELAMENTO DE UM DEPÓSITO
MINERAL - ESTUDO DE CASO EM PILAR DE GOIÁS (GO)

Rio Claro – SP
2016

MARIA FERNANDA PARISE TOMAZELLA DA SILVA

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS ESTATÍSTICAS E GEOESTATÍSTICAS PARA
ESTIMATIVA DE TEORES DE OURO E MODELAMENTO DE UM DEPÓSITO
MINERAL - ESTUDO DE CASO EM PILAR DE GOIÁS (GO)

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto de Geociências e Ciências Exatas do Campus de Rio Claro, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Geociências e Meio Ambiente.

Orientador: José Ricardo Sturaro

Rio Claro - SP
2016

550.028 Silva, Maria Fernanda Parise Tomazella da
S586a Aplicação de técnicas estatísticas e geoestatísticas para
estimativa de teores de ouro e modelamento de um depósito
mineral - estudo de caso de Pilar de Goiás (GO) / Maria
Fernanda Parise Tomazella da Silva. - Rio Claro, 2016
81 f. : il., figs., tabs., fots., mapas + mapa

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista,
Instituto de Geociências e Ciências Exatas
Orientador: José Ricardo Sturaro

1. Geologia – Métodos estatísticos. 2. Ouro. 3.
Greenstone Belt. 4. Krigagem ordinária. 5. Simulação
sequencial Gaussiana. I. Título.

MARIA FERNANDA PARISE TOMAZELLA DA SILVA

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS ESTATÍSTICAS E GEOESTATÍSTICAS PARA
ESTIMATIVA DE TEORES DE OURO E MODELAMENTO DE UM DEPÓSITO
MINERAL - ESTUDO DE CASO EM PILAR DE GOIÁS (GO)

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto de Geociências e Ciências Exatas do Campus de Rio Claro, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Geociências e Meio Ambiente.

Comissão Examinadora

Profa. Dra. Gilda Carneiro Ferreira

Prof. Dr. César Augusto Moreira

Dr. Sérgio Antonio Cáceres Contreras

Rio Claro, SP 05 de setembro de 2016.

À minha família, gratidão ao amor incondicional e por acreditar e apoiar meus sonhos.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por me fortalecer nos momentos de fraqueza.

A minha família, por todo suporte emocional e financeiro, e por entender minhas ausências.

Agradeço aos meus amigos que me ajudaram, tanto com discussões e dicas sobre o trabalho, tanto nos momentos de descontração. Um agradecimento especial para Marry, por todo apoio nas madrugadas escrevendo e ajuda com a edição de figuras.

À UNESP – Rio Claro, ao Programa de Pós-Graduação em Geociências e Meio Ambiente e ao meu orientador Prof. Dr. José Ricardo Sturaro, pela estrutura, suporte e orientação.

Ao Dr. Sérgio Cáceres, pela ajuda e discussão nos momentos finais do trabalho.

A Capes, pela concessão da bolsa de estudos.

À Yamana Gold pelo fornecimento do banco de dados.

À Aranz Geo pelo fornecimento da licença temporária do programa Leapfrog Geo.

Ao Laboratório de Geomodelagem, do Unespetro, por permitir o uso do Surfer.

Meus sinceros agradecimentos a todos aqueles que me ajudaram na realização deste trabalho.

“Não se entristeça quando as coisas não estiverem do jeito que você gostaria de vê-las. É onde não há luz que se vê melhor as estrelas.”

Lucão

RESUMO

A viabilidade econômica da exploração de um depósito mineral envolve diversas variáveis, como teor e volume do minério, método de lavra, infraestrutura e mão de obra próxima à localização do depósito. Desta forma, se faz necessário quantificar os recursos minerais para reduzir o risco financeiro do empreendimento. A área de estudo está inserida na porção sudoeste do *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás, constituída por uma sequência de metassedimentos químicos, metassedimentos clásticos, pequenos corpos intrusivos e rochas gnáissicas. As ocorrências de ouro estão associadas às camadas de clorita e grafita xistos. O objetivo deste trabalho consiste em caracterizar a distribuição espacial dos teores de ouro da mina Pilar de Goiás-GO, utilizando as técnicas de Krigagem Ordinária e Simulação Sequencial Gaussiana. O trabalho teve início com a validação do banco de dados dos furos de sondagens e a regularização das amostras para o comprimento de um metro. Com base nas descrições dos furos de sondagens, obteve-se a atitude das camadas dos litotipos, constituindo o modelo geológico que foi elaborado no programa Leapfrog Geo®. As amostras conferidas foram então submetidas às análises estatísticas e geoestatísticas. Em ambas as técnicas, realizou-se a modelagem dos variogramas e do elipsoide de busca dos dados. Para a krigagem ordinária, a filtragem restringiu os dados ao intervalo de 0 a 4,38 ppm, sendo que os *outliers* foram substituídos pelo valor máximo de teor. Verificou-se que os resultados obtidos pela krigagem são válidos, pois respeitam a distribuição de frequência dos dados originais. A análise da superfície do comportamento dos teores regionais permitiu concluir que não há uma direção preferencial de crescimento de teores de ouro, porém esta superfície acompanha a foliação regional das rochas hospedeiras. A estimativa por Simulação Sequencial Gaussiana se mostrou eficaz para modelar a camada de interesse, na qual estão os maiores teores de ouro.

Palavras-chave: Ouro. *Greenstone Belt*. Krigagem Ordinária. Simulação Sequencial Gaussiana.

ABSTRACT

The economic viability of a mineral deposit exploration involves many variables, such as content and ore volume, mining method, infrastructure and workers next to the location of the deposit. It is necessary to quantify the mineral resources to reduce the financial risk of the project. The study area is located in the southwest portion of the greenstone belt of Pilar de Goiás, which is composed of a sequence of chemical and clastic metasediments, small intrusive bodies and gneissic rocks. The gold occurrences are associated with layers of chlorite schist and graphite. The objective of this study is characterize the spatial distribution of gold grades in the Pilar de Goiás mine (GO) by the Ordinary Kriging and Simulation Sequential Gaussian methods. The study started with the database validation of boreholes and the regularization of samples for the length of one meter. Based on the descriptions of the boreholes, it was obtained the attitude of the layers of rock types and, therefore, the geological model, developed in the Leapfrog Geo® program. The checked samples were then used for the statistical and geostatistical analyses. In both methods, the variograms were modeled and the search ellipsoid was defined. For Ordinary Kriging, the data filter restricted to the range 0 to 4.38 ppm and the outliers were replaced by the maximum content value. The results of kriging are valid because the frequency distribution is consistent with the original data. The analysis of the surface containing the higher levels implied that there is no preferential direction of growth of gold content, but this surface follows the regional foliation of the host rocks. The estimation by Simulation Sequential Gaussian were effective to model the layer of interest, which are the highest gold grades.

Keywords: Gold. Greenstone Belt. Ordinary Kriging. Sequential Gaussian Simulation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Padrões de histogramas. (a) distribuição normal (simétrica); (b) distribuição lognormal. Modificado de Ribeiro Junior (2011).....	16
Figura 2 - <i>Box-plot</i> , onde LI indica o limite inferior, Q1 o primeiro quartil, Q2 a mediana, Q3 o terceiro quartil e LS o limite superior (PORTAL ACTION, 2016).	20
Figura 3 - Propriedades do variograma (Yamamoto, 2001).....	24
Figura 4 - Anisotropias (a) geométrica; (b) zonal; (c) mista (YAMAMOTO, 2001).	25
Figura 5 - Esquema mostrando a direção do variograma, os passos, a tolerância angular, a largura máxima e a tolerância do passo (YAMAMOTO, 2001).	26
Figura 6 - Modelos Teóricos de Variograma. (a) Modelo Esférico; (b) Modelo Exponencial; (c) Modelo Parabólico; (d) Modelo Linear; (e) Modelo Logarítmico. Modificado de Yamamoto (2001).....	28
Figura 7 - Localização da área de estudos.	34
Figura 8 - (a) Localização da Província Tocantins no Brasil. (b) Geologia simplificada da porção sudeste da Província Tocantins. (c) Subdivisões do Terreno Arqueano de Goiás. Área de estudo indicada pelo número 3. Extraída de Jost e Fortes (2001).	35
Figura 9 – Mapa Geológico do <i>Greenstone Belt</i> de Pilar de Goiás (SOUSA, 2011).....	37
Figura 10 - Coluna Estratigráfica do <i>Greenstone Belt</i> de Pilar de Goiás (JOST & OLIVEIRA, 1991).....	38
Figura 11 – Afloramentos do Bloco Moquém, gnaiss com porfiroclastos de feldspato (TEIXEIRA, 2012).	40
Figura 12 – Mineralização associada com veios de quartzo e com sulfetos.	41
Figura 13 – Galpão com testemunhos de sondagens para descrição e amostragem.....	43
Figura 14 - Modelo de formulário para descrição dos testemunhos de sondagem.....	44
Figura 15 - Mapa de distribuição das sondagens realizadas, com destaque para a localização da área selecionada.	47
Figura 16 - Distribuição da malha de amostragem na área selecionada.....	48
Figura 17 - Exemplificação do método de composição das amostras.	49
Figura 18 - Histograma do comprimento das amostras originais.....	51
Figura 19 - Histograma do comprimento das amostras compositadas.	51
Figura 20 - Histograma dos teores de ouro da área selecionada.	53
Figura 21 - Histograma dos teores de ouro compositados.	54
Figura 22 - Histograma dos teores de ouro no intervalo de ± 2 desvio padrão.	55

Figura 23 - Superfície topográfica da área de estudos.....	57
Figura 24 - Furos de sondagem.	57
Figura 25 - Furos de sondagem ajustados à topografia.	58
Figura 26 - Superfícies de base e topo das litologias.	58
Figura 27 - Sólidos das litologias.	58
Figura 28 – Vista em planta da topografia e de cortes do modelo geológico, nas alturas 733, 5; 693,5 e 647,5 metros.	59
Figura 29 - Furos de sondagem com teores das amostras ao longo dos furos.....	60
Figura 30 - Modelo de blocos com as sondagens.....	60
Figura 31 - Variogramas experimentais e modelos teóricos ajustados.	62
Figura 32 - Elipsoide de busca com correção de anisotropia (REMY; BOUCHER; WU, 2009).	63
Figura 33 - Resultado da krigagem.	64
Figura 34 - Histograma dos teores de ouro estimados por krigagem ordinária.....	65
Figura 35 - Furos de sondagem ajustados ao modelo estimado por krigagem.....	66
Figura 36 - Furos de sondagem ajustados ao modelo estimado por krigagem, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.....	66
Figura 37 - Seções do modelo estimado por krigagem, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.....	67
Figura 38 - Histograma dos teores de ouro, com seleção de valores de teores de ouro entre 0,5 e 1 ppm.	68
Figura 39 - Mapa do comportamento dos teores regionais na superfície com teores entre 0,5 e 1 ppm de ouro.....	69
Figura 40 - Variograma experimental e modelo teórico de variograma da variável ouro transformada em uma Gaussiana Normal [0,1].....	71
Figura 41 – Histograma do <i>e-type</i> dos teores de ouro nos blocos simulados pela Simulação Sequencial Gaussiana.	72
Figura 42 – Seção do modelo estimado por simulação sequencial gaussina, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.....	73
Figura 43 - Histograma da frequência de blocos estimados por Simulação Sequencial Gaussiana entre 0,5 e 1 ppm.....	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Campos da planilha Collar.	45
Tabela 2 - Campos da planilha Assay.	45
Tabela 3 - Campos da planilha Lithology.	45
Tabela 4 - Campos da planilha Survey.	46
Tabela 5 - Litotipos classificados em códigos, quantidades de amostras, teor (ppm) mínimo, máximo e médio por litologia.	48
Tabela 6 - Análise estatística dos teores de ouro da área selecionada.	52
Tabela 7 - Análise estatística dos teores de ouro compositados.	53
Tabela 8 - Análise estatística dos teores de ouro no intervalo de ± 2 desvio padrão.	55
Tabela 9 - Comprimento de amostras por litologias.	57
Tabela 10 - Modelo Teórico de variograma da variável ouro.	61
Tabela 11 - Estatística Descritiva dos dados krigados.	64
Tabela 12 - Parâmetros do modelo teórico de variograma do ouro transformado em uma gaussiana norma [0,1].	70
Tabela 13 - Estatística descritiva do <i>e-type</i> dos blocos simulados para os teores de ouro.	72

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	OBJETIVO	15
3	REFERENCIAL TEÓRICO	16
3.1	Métodos Estatísticos	16
1.1.1.	Estatística Paramétrica.....	16
1.1.2.	Estatística Não Paramétrica	19
3.2	Outliers.....	20
3.3	Métodos Geoestatísticos	21
1.1.3.	Análise da Variabilidade Espacial	21
1.1.4.	Métodos de Krigagem	28
1.1.5.	Métodos de Simulação	31
4	ÁREA DE ESTUDO	34
4.1	Localização da área de estudos	34
4.2	Geologia Regional	34
1.1.6.	Greenstone Belt de Pilar de Goiás	36
1.1.7.	Bloco Moquéim	39
4.3	Geologia Local.....	40
1.1.8.	Mineralização	40
5	DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA – APLICAÇÃO NOS DADOS DE PILAR DE GOIÁS	42
5.1	Materiais e Métodos.....	42
5.1.1.	Coleta de dados de sondagens	42
5.1.2.	Banco de Dados	44
5.2	Resultados e Discussões	46
5.1.3.	Validação do banco de dados	46
5.1.4.	Seleção da área de estudos.....	46

5.1.5.	Regularização das amostras.....	49
5.1.6.	Análise Estatística	52
5.1.7.	Modelo Geológico	56
5.1.8.	Modelo de Blocos.....	60
5.1.9.	Krigagem Ordinária.....	61
5.1.10.	Simulação Sequencial Gaussiana	69
6	CONCLUSÕES.....	74
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	76
	ANEXO A – MAPA GEOLÓGICO	80

1 INTRODUÇÃO

A quantificação e a modelagem de recursos minerais têm sido um desafio e uma necessidade crescente especialmente quando relacionados à atividade econômica, visto que os recursos estão cada vez mais escassos e mais difíceis de serem encontrados. Desta forma, se faz cada vez mais necessário o uso de ferramentas sofisticadas para minimizar os riscos financeiros inerentes às atividades de mineração.

Os trabalhos desta pesquisa foram desenvolvidos na mina de Pilar de Goiás – GO, que está localizada no *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás, de idade Paleoproterozoica. As primeiras descobertas de ouro na região foram na primeira metade do século 18, por escravos foragidos. Nesta época, a região se tornou a maior produtora de ouro primário e ouro aluvionar do Estado de Goiás. Atualmente, a lavra é feita em mina subterrânea e os direitos minerários pertencem à empresa Yamana Gold.

As ocorrências de ouro estão associadas às camadas de clorita e grafita xistos, dentro de uma sequência de metassedimentos químicos, metassedimentos clásticos, pequenos corpos intrusivos e rochas gnáissicas, que formam a porção sudoeste do *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás.

O Brasil possui uma reserva de ouro de 2400 toneladas, que corresponde a 4,5% do total mundial. Os maiores detentores são Austrália, África do Sul e Rússia, com 9900 toneladas, 6000 toneladas e 5000 toneladas, respectivamente, conforme o Sumário Mineral (BRASIL, 2014). A produção de ouro brasileira corresponde a 2,9% do total, ficando em 11º maior produtor mundial. Os maiores produtores são China, Austrália e Estados Unidos da América. O estado brasileiro que mais se destaca na produção de ouro é Minas Gerais, seguido por Goiás, Mato Grosso, Pará, Amapá, Bahia e Maranhão (BRASIL, 2014). Observando-se a evolução histórica da média dos preços do ouro, desde 1978 a 2014, verifica-se que nos últimos 10 anos houve uma ascensão do preço do ouro, com seu auge entre os anos de 2011 e 2012 (1669US\$/Oz). Desde então, o preço do metal está decaindo para valores próximos da cotação média do ano de 2010 (1224US\$/Oz) (GOLD PRICE, 2015).

A viabilidade econômica da exploração de um depósito mineral envolve diversas variáveis, como teor e volume encontrado para o minério, método de lavra, infraestrutura e mão de obra próxima à localização do depósito, entre outros fatores. Desta forma, se faz

necessário quantificar os recursos minerais e a incerteza associada à estimativa para diminuir o risco financeiro do empreendimento.

A geoestatística tem tido grande aplicação para efetuar estimativas e /ou simulações de variáveis em locais não amostrados, extraindo de uma aparente aleatoriedade dos dados coletados, as características estruturais probabilísticas do fenômeno regionalizado, ou seja, correlaciona valores situados numa determinada vizinhança e direção no espaço amostrado (LANDIM E STURARO, 2002).

2 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho consiste caracterizar espacialmente os teores de ouro do depósito de Pilar de Goiás – GO, por meio das técnicas de Krigagem Ordinária e de Simulação Sequencial Gaussiana em um depósito com elevado grau de dispersão de teores, com o intuito de avaliar vantagens e limitações destas técnicas, em função dos resultados obtidos nas estimativas com os dados disponíveis.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Métodos Estatísticos

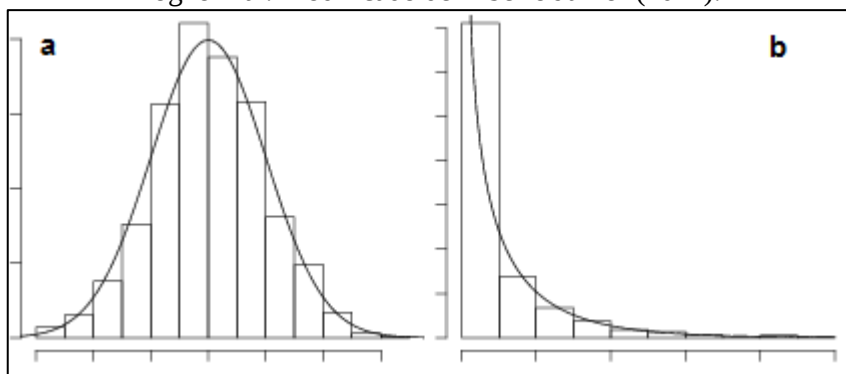
Essa análise tem como objetivo descrever estatisticamente um conjunto de valores, para ter uma visão global do comportamento da variável de interesse, no caso os teores de ouro. As medidas de tendência central compreendem valores médios da distribuição da variável, enquanto a análise de dispersão revela os valores de afastamento em relação à média. A dispersão normalmente revela a variabilidade natural do depósito, entretanto pode detectar também erros de amostragem (LANDIM, 2003).

1.1.1. Estatística Paramétrica

3.1.1.1 Distribuição de Frequências

Esta técnica descreve como as populações de amostras estão distribuídas. O intervalo entre os valores mínimo e máximo é dividido em um número de classes, e as barras apresentam a frequência de valores para cada intervalo. Os intervalos das medidas ficam no eixo da abcissa e a frequência no eixo das ordenadas. A representação gráfica da distribuição é chamada de histograma, que são gráficos de barras proporcionais à frequência de classes. Este fornece informações importantes sobre a presença de uma ou mais populações dentro de um mesmo grupo de amostras, representado pela presença de picos para cada população de amostras. Na análise de dados para a avaliação de reservas existem duas distribuições importantes, a normal e lognormal (figura 1).

Figura 1 - Padrões de histogramas. (a) distribuição normal (simétrica); (b) distribuição lognormal. Modificado de Ribeiro Junior (2011).



A função densidade de probabilidade da distribuição normal é descrita por Dixon e Massey (1957), como:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-1}{2\left[\frac{(x-\mu)}{\sigma}\right]^2}}$$

Onde:

$f(x)$ é a função densidade de probabilidade;

X é uma observação;

μ é a média;

σ é o desvio padrão.

3.1.1.2 Média

A média é uma medida de tendência central de uma variável. É calculada pela soma total dos termos dividida pelo número total dos termos, como mostra a equação:

$$E[X] = \bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Onde:

$E[X] = \bar{x}$ é a média;

x_i é a i -ésima observação da variável x ;

n é o número de observações de uma variável aleatória.

3.1.1.3 Variância

A variância mede a dispersão em torno da média, isto é, quanto os valores de uma distribuição distam da sua média, e pode ser calculada como (YAMAMOTO; LANDIM, 2013):

$$Var[X] = S^2 = E[X^2] - (E[X])^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Onde:

$Var[X]$ é a variância da população;

S é o desvio padrão;

$E[X] = \bar{x}$ é a média;

n é o número de observações de uma variável aleatória;

x_i é a i -ésima observação de uma variável aleatória.

3.1.1.4 Desvio Padrão

O desvio padrão é igual à raiz quadrada da variância e, portanto, tem a mesma unidade da variável aleatória (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

Matematicamente, o desvio padrão é obtido como:

$$S = \sqrt{\text{Var}[X]}$$

Onde:

S é o desvio padrão;

$\text{Var}[X]$ é a variância da população.

3.1.1.5 Coeficiente de Variação

Este é um parâmetro adimensional, por isso tem a vantagem de permitir a comparação da distribuição de frequências de valores completamente diferentes. É a relação entre o tamanho da média e a variabilidade da variável. O coeficiente de variação é obtido através da divisão do desvio padrão pela média (YAMAMOTO; LANDIM, 2013), conforme:

$$CV = \frac{S}{\bar{X}}$$

Onde:

CV é o coeficiente de variação;

S é o desvio padrão;

$\bar{x}$ é a média.

3.1.1.6 Coeficiente de Assimetria

Este coeficiente mede o grau de assimetria de uma distribuição de frequência em torno da média. Pode apresentar assimetria positiva ou negativa, no primeiro caso a cauda de distribuição está à direita da média, e no segundo caso à esquerda. Se for zero ou próximo de zero, significa que a distribuição é simétrica (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Este coeficiente é obtido através da expressão:

$$CA = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^3}{S^3}$$

Onde:

CA é o coeficiente de assimetria;

x_i é a i -ésima observação de uma variável aleatória;

$\bar{x}$ é a média;

S é o desvio padrão.

1.1.2. Estatística Não Paramétrica

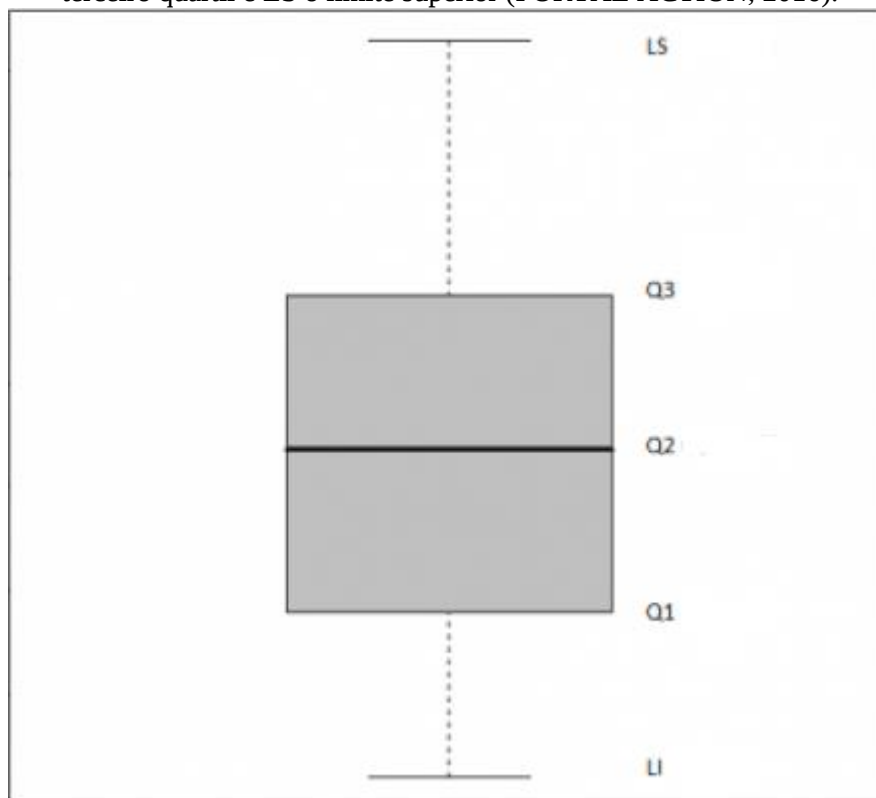
O *box-plot* ou gráfico de caixa permite um estudo de posição dos valores ordenados. Neste é possível visualizar diversos aspectos da distribuição dos dados, tais como posição, variabilidade, assimetria e ocorrência de valores atípicos (*outliers*).

A mediana é o valor que ocupa a posição central dos dados ordenados, dividindo-os em dois grupos, que são divididos novamente pelos quartis. No total, o conjunto de dados ordenados é dividido em quatro partes, o valor do primeiro quartil indica 25% das observações, a mediana indica 50% das observações, e o terceiro quartil 75% das mesmas (MAGALHÃES; LIMA, 2010).

Para a construção do *box-plot*, define-se uma caixa em que a aresta inferior coincide com o primeiro quartil e a superior com o terceiro quartil. A mediana é representada por um traço no interior do retângulo (figura 2).

O intervalo entre o primeiro e o terceiro quartil contém 50% das observações centrais e indicam o quão disperso estão os valores observados. A amplitude desse intervalo recebe o nome de intervalo interquartil.

Figura 2 -*Box-plot*, onde LI indica o limite inferior, Q1 o primeiro quartil, Q2 a mediana, Q3 o terceiro quartil e LS o limite superior (PORTAL ACTION, 2016).



3.2 Outliers

O termo *outliers* é utilizado para descrever valores extremos, que apresentam um grande afastamento em relação à tendência central da distribuição dos valores da população de amostras.

Estes valores atípicos são válidos para as amostras, e não uma consequência de erros na coleta de dados. Assume-se que todos os erros da base de dados ou analíticos foram verificados, e os possíveis erros foram descartados ou corrigidos na base de dados. A presença de teores extremos é frequente em depósitos de metais preciosos, como é o caso do ouro, mas não tanto em depósitos de metais básicos. Os *outliers* possuem importante contribuição para o teor geral de metais do depósito, e não tratá-los adequadamente pode levar à superestimação do recurso recuperável.

Outliers são comumente observados em distribuições assimétricas. Valores extremos são definidos como aqueles valores que estão fora de um intervalo específico, tal como ± 2 ou 3 desvios padrão em relação à média ou mediana de distribuição. De acordo com esta

definição, sempre haverá valores extremos. Este método é utilizado para definir um intervalo de valores para o estudo sem os *outliers* (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Segundo Rossi e Deutsch (2014), para limitar a influência dos *outliers*, o procedimento mais comum é definir valores mínimos e máximos, assim todas as amostras que estão fora destes limites especificados são ignoradas (não utilizadas) ou substituídas pelo valor máximo definido. Não se recomenda ignorar totalmente os valores discrepantes, para a avaliação não ser excessivamente conservadora.

3.3 Métodos Geoestatísticos

A Geoestatística surgiu por volta de 1950, após dificuldades encontradas por Daniel Krige nas estimativas dos teores de ouro em mina de Witwatersrand, na África do Sul. Ele observou que era inviável estimar o conteúdo de ouro em blocos mineralizados sem levar em consideração o volume e localização das amostras. Matheron (1962) mostrou as aplicações da teoria das variáveis regionalizadas para a estimativa de jazidas minerais. Os estudos em torno da Geoestatística se estenderam, e hoje é amplamente utilizada nas mais diversas áreas. Com o avanço da informática, o estudo ficou mais rápido, barato e acessível.

A análise geoestatística é essencial para a avaliação de reservas minerais. A variabilidade natural de um depósito é expressa por meio do estudo variográfico, que permite determinar o modelo de correlação espacial da variável. Calcula-se experimentalmente essa correlação usando pontos amostrais e, posteriormente, ajusta-se a um modelo teórico. O modelo teórico de variograma permite reconhecer anisotropias e determinar o valor da correlação espacial para qualquer distância dentro do espaço amostrado.

1.1.3. Análise da Variabilidade Espacial

A função variograma mede a variância entre pontos separados por uma distância h . Para pontos próximos, a diferença é pequena e, portanto, a variância é pequena. Ao aumentar a distância, a variância aumenta. O variograma é o produto final de uma análise geoestatística, pois permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado (HUIJBREGTS, 1975).

Segundo Matheron (1970), a função variograma é definida como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h , conforme a expressão:

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

Expandindo-se o quadrado da equação terá:

$$2\gamma(h) = E[Z^2(x_i+h) - 2Z(x_i+h)Z(x_i) + Z^2(x_i)]$$

Aplicando-se o operador da esperança, obtém-se:

$$2\gamma(h) = E[Z^2(x_i+h)] - 2E[Z(x_i+h)Z(x_i)] + E[Z^2(x_i)]$$

Definindo-se a média e a variância de uma variável regionalizada como:

$$\bar{m} = E[Z(x_i)]$$

$$Var[x] = E\{[Z(x_i) - \bar{m}]^2\}$$

Definindo-se a covariância entre dois pontos, de uma mesma variável, separadas por uma distância h, como:

$$C(h) = E[Z(x_i+h)Z(x_i)] - \bar{m}^2$$

Expandindo-se o quadrado perfeito da equação:

$$C(0) = E\{[Z^2(x_i) - 2Z(x_i)\bar{m} + \bar{m}^2]\}$$

Aplicando-as propriedades da média, obtém-se:

$$C(0) = E[Z^2(x_i)] - 2\bar{m}E[Z(x_i)] + \bar{m}^2$$

Se $\bar{m} = E[Z(x_i)]$, pode-se escrever:

$$C(0) = E[Z^2(x_i)] - 2\bar{m}\bar{m} + \bar{m}^2$$

Portanto:

$$C(0) = E[Z^2(x_i)] - \bar{m}^2$$

Ou:

$$E[Z^2(x_i)] = C(0) + \bar{m}^2$$

Admitindo-se que a média do quadrado da variável regionalizada no ponto x é igual à regionalizada no ponto (x+h):

$$E[Z^2(x_i)] = E[Z^2(x_i+h)]$$

Substituindo-se:

$$2\gamma(h) = C(0) + \bar{m}^2 - 2[C(h) + \bar{m}^2] + C(0) + \bar{m}^2$$

Portanto:

$$2\gamma(h) = 2C(0) - 2C(h)$$

Ou:

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

A função $\gamma(h)$ é metade da função variograma, denominada função semivariograma. Usualmente chama-se a $\gamma(h)$ de função variograma (CLARK, 1979 apud YAMAMOTO, 2001).

3.3.1.1 Propriedades do Variograma

A representação gráfica da variabilidade espacial é a função variograma, e nesta pode-se observar algumas propriedades que descrevem o comportamento das variáveis regionalizadas (figura 3). Segundo Yamamoto (2001), estas propriedades são:

- Amplitude (a): distância onde as amostras saem do campo estruturado e entram no campo aleatório, ou seja, é a distância em que as amostras deixam de ser correlacionadas e passam a ser independentes.

- Patamar ($C(0)+C$): valor em que a função variograma estabiliza-se no campo aleatório devido à grande distância que separa as amostras. Indica a variabilidade máxima entre pares de amostras do mesmo conjunto de dados, de modo que a correlação entre estas seja igual zero. Em casos de amostragem insuficiente ou dados tendenciosos, o variograma experimental não apresenta patamar. Nestes casos a variância continua aumentando indefinidamente com a distância.

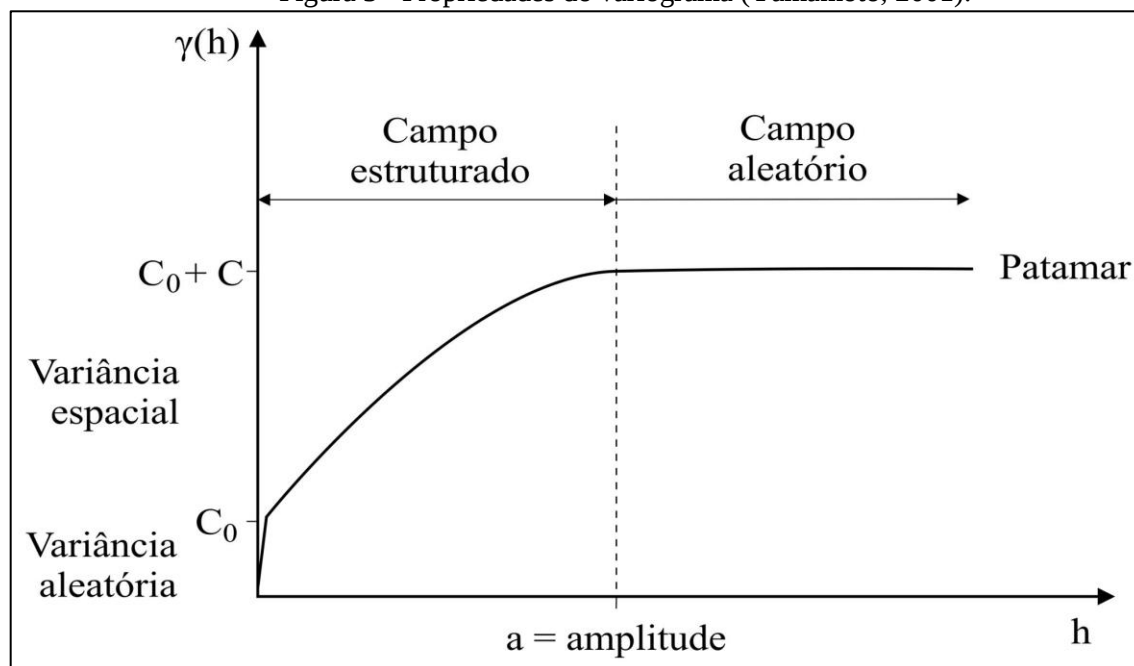
- Efeito pepita [$C(0)$]: é o valor que indica uma variância aleatória, evidenciando a incerteza em pequenas distâncias, principalmente pela falta de conhecimento da distribuição espacial da variável em estudo. Quanto maior o efeito pepita, maior a variabilidade natural do depósito.

As variáveis regionalizadas podem apresentar comportamentos distintos próximos à origem: parabólico, linear, efeito pepita e efeito pepita puro. O efeito pepita puro pode ser representado por um fenômeno de transição com um patamar igual ao efeito pepita e uma amplitude muito pequena em relação a distâncias de observações experimentais (JOURNEL;

HUIJBREGTS, 1978). O efeito pepita pode ser resultado tanto da variabilidade espacial natural do depósito como da escala de amostragem inadequada.

- Variância espacial: é a diferença entre a variância e o efeito pepita.

Figura 3 - Propriedades do variograma (Yamamoto, 2001).



3.3.1.2 Cálculo de Variogramas Experimentais

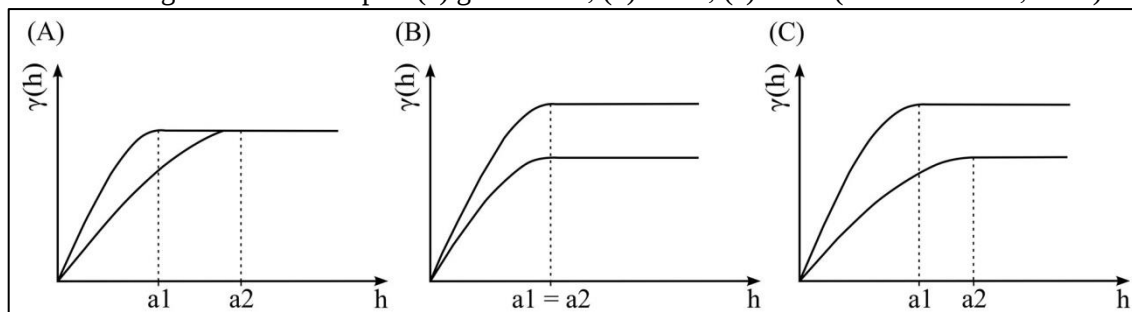
A função variograma é direcional, logo o procedimento para realizar a análise geoestatística inicia-se com a elaboração de variogramas em várias direções. A finalidade de realizar variograma em várias direções do depósito é detectar se há anisotropia, que é definida como a mudança no comportamento espacial de uma variável em diferentes direções.

Os fenômenos espaciais podem apresentar anisotropias quando a função variograma muda conforme a direção. Quando a função variograma não se altera com a direção, diz-se que o fenômeno é isotrópico.

Conforme exemplifica a figura 4, a anisotropia pode ser geométrica, no caso em que a amplitude varia conforme as direções e com um patamar constante; pode ser zonal quando a amplitude permanece constante e o patamar varia de acordo com a direção; ou pode ser mista quando há variação tanto na amplitude quanto no patamar. A anisotropia deve ser modelada para se ajustar a um modelo teórico de variograma, com o intuito de obter um variograma

isotrópico para o modelo de correlação espacial, ou seja, um modelo com parâmetros comuns em todas as direções (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

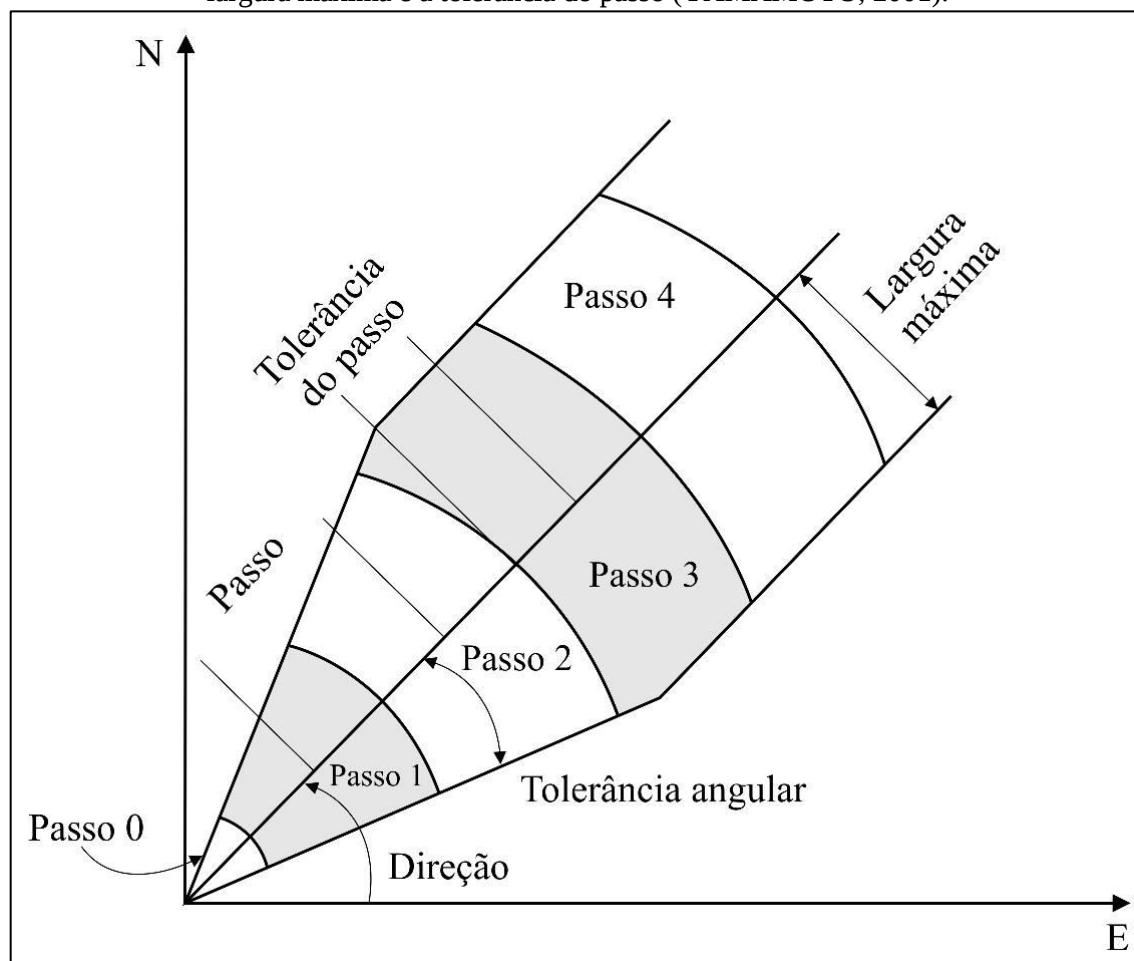
Figura 4 - Anisotropias (a) geométrica; (b) zonal; (c) mista (YAMAMOTO, 2001).



A consistência dos pontos do variograma experimental irá depender exclusivamente do número de pares de amostras. Segundo Journel e Huijbregts (1978) o número de pares mínimos para os pontos do variograma experimental deve estar entre trinta e cinquenta. Para o cálculo do variograma experimental devem-se fornecer os seguintes parâmetros, esquematizados na figura 5:

- Passo: distância que separa duas amostras, esta deve ser compatível com as dimensões da malha de amostragem.
- Tolerância do passo: tolerância dada à distância do passo que é acrescida ou subtraída do mesmo. Este recurso é de fundamental importância para malhas de amostragem não regulares.
- Direção: direção de busca de dados do variograma experimental.
- Tolerância angular: incremento angular atribuído à direção que permite serem utilizados pontos que estejam fora da linha que define a direção principal do variograma experimental.
- Largura máxima: distância em que o ângulo atribuído pela tolerância angular é limitado. A distância entre a direção e a tolerância angular tende a crescer indefinidamente com o incremento do passo, a largura máxima limita esta distância.
- Número de passos: número máximo de vezes que o passo receberá o incremento da distância. O número de passos não deve exceder à metade da extensão máxima da malha de amostragem.

Figura 5 - Esquema mostrando a direção do variograma, os passos, a tolerância angular, a largura máxima e a tolerância do passo (YAMAMOTO, 2001).



3.3.1.3 Modelo Teórico de Variograma

Calculado o variograma experimental, é necessário ajustar um modelo teórico de variograma, pois este será necessário para o procedimento de estimativa por krigagem. Este procedimento consiste em ajustar uma função matemática que descreva continuamente a variabilidade ou correlação espacial existente nos dados. Para que a análise do variograma possa ser aplicada, deve-se assumir a hipótese de que o modelo teórico do variograma ajustado ao variograma experimental é válido para qualquer ponto do domínio estudado (OLEA, 1991).

Existem vários modelos teóricos de variogramas, alguns são considerados mais comuns que podem explicar a variabilidade da grande maioria dos fenômenos espaciais. A classificação normalmente é feita em modelos com patamar, onde os principais são esférico (Matheron), exponencial (Formery) e parabólico (Gauss); e modelos sem patamar, que são

linear e logarítmico (GUERRA, 1988). Estes modelos estão ilustrados na figura 8, conforme as equações a seguir:

- Modelo Esférico (figura 6 a):

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

$$\gamma(h) = C_0 + C \text{ para } h \geq a$$

- Modelo Exponencial (figura 6 b):

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

- Modelo Parabólico (figura 6 c):

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

- Modelo Linear (figura 6 d):

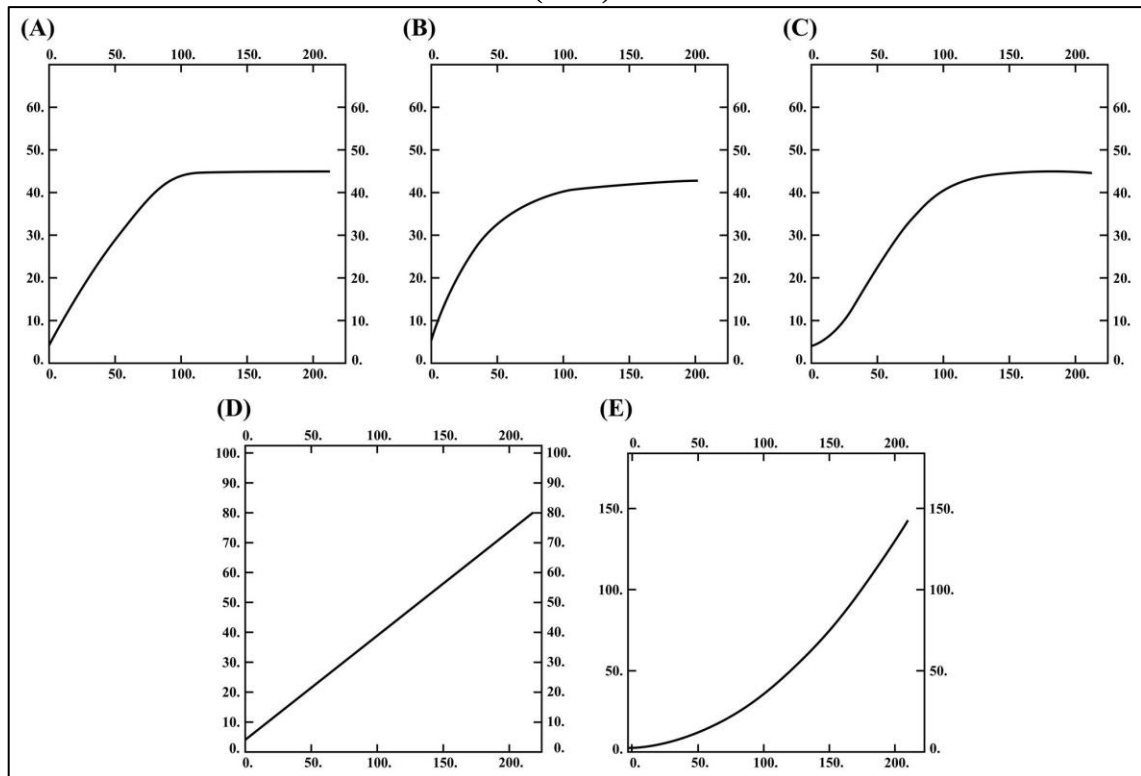
$$\gamma(h) = C_0 + \alpha h$$

-Modelo Logarítmico (figura 6 e):

$$\gamma(h) = C_0 + C \left(\frac{h}{a} \right)^\alpha \quad 0 < \alpha > 2$$

Em qualquer modelo teórico que apresente efeito pepita ou efeito pepita puro, o valor de $\gamma(h) = 0$ para $h=0$, significa que há uma descontinuidade na origem, ou seja, as amostras não são correlacionáveis.

Figura 6 - Modelos Teóricos de Variograma. (a) Modelo Esférico; (b) Modelo Exponencial; (c) Modelo Parabólico; (d) Modelo Linear; (e) Modelo Logarítmico. Modificado de Yamamoto (2001).



1.1.4. Métodos de Krigagem

O sistema de krigagem é um método de estimativa que pondera o número de amostras e a qualidade dos dados em cada ponto. Através da análise variográfica, considera a distância entre as amostras e os pontos ou blocos a serem estimados, além da continuidade espacial das variáveis.

3.3.1.4 Krigagem Ordinária

Segundo Yamamoto (2001), a krigagem ordinária é um método local de estimativa, em que um ponto não amostrado resulta da combinação linear dos valores encontrados na vizinhança próxima.

O estimador da krigagem ordinária é definido como:

$$Z_{KO}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

De acordo com Journel e Huijbregts (1978), assumindo-se que a média existe para todos os pontos de uma região:

$$E[Z(x)] = \bar{m}, x \in D$$

E que o erro de estimativa seja zero:

$$E[Z_{KO}^*(x_0) - Z(x)] = 0$$

Então:

$$E \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \right] = E[Z(x_0)]$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i E[Z(x_i)] = E[Z(x_0)]$$

Portanto:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

Segundo Isaaks & Srivastava (1989), a estimativa assume o conceito de médias móveis e deve possuir mínima variância de erro, que pode ser descrito como:

$$\sigma_E^2 = \text{Var}\{Z(x_0) - Z^*(x_0)\}$$

Expandindo-se a variância do erro:

$$\sigma_E^2 = \text{Cov}\{Z(x_0)Z(x_0)\} - 2 \text{Cov}\{Z^*(x_0)Z(x_0)\} + \text{Cov}\{Z^*(x_0)Z^*(x_0)\}$$

Desenvolvendo-se os termos:

$$\text{Cov}\{Z(x_0)Z(x_0)\} = \text{Var}\{Z(x_0)\}$$

$$= C(0)$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}\{Z^*(x_0)Z(x_0)\} &= 2 \text{Cov} \left\{ \left[\sum_i \lambda_i Z(x_i) \right] Z(x_0) \right\} \\ &= 2E \left\{ \sum_i \lambda_i Z(x_i) Z(x_0) \right\} - 2E \left\{ \sum_i \lambda_i Z(x_i) \right\} E\{Z(x_0)\} \\ &= 2 \sum_i \lambda_i E\{Z(x_i)Z(x_0)\} - 2 \sum_i \lambda_i E\{Z(x_i)\} E\{Z(x_0)\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= 2 \sum_i \lambda_i [E\{Z(x_i)Z(x_0)\}] - 2E\{Z(x_i)\}E\{Z(x_0)\} \\
&= 2 \sum_i \lambda_i C(x_0 - x_i) \\
Cov\{Z^*(x_0)Z^*(x_0)\} &= Var\{Z^*(x_0)\} \\
&= Var\left\{\sum_i \lambda_i Z(x_i)\right\} \\
&= \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i - x_j)
\end{aligned}$$

Logo:

$$\sigma_E^2 = C(0) - 2 \sum_i \lambda_i C(x_0 - x_i) + \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i - x_j)$$

Segundo Yamamoto (2001), para encontrar os pesos ótimos deve-se minimizar a variância do erro de estimativa sob a condição de não viés ou de restrição. Para encontrar o ponto de mínimo, utiliza-se a técnica de multiplicadores de Lagrange, da qual se obtém a função das coordenadas generalizadas.

$$L(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \mu)$$

$$= C(0) - 2 \sum_i \lambda_i C(x_0 - x_i) + \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i - x_j) - 2\mu \left(\sum_j \lambda_j - 1 \right)$$

Em que $L(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \mu)$ é a langrangiana e μ é o multiplicador de Langrange. Fazendo-se as derivadas parciais da langrangiana igual a zero e também derivando a langrangiana a μ , obtem-se o sistema de equações de krigagem ordinária (JOURNEL; HUIJBREGTS, 1978).

Em forma matricial:

$$\begin{bmatrix} C(x_1 - x_1) & C(x_1 - x_2) & \dots & C(x_1 - x_n) & 1 \\ C(x_2 - x_1) & C(x_2 - x_2) & \dots & C(x_2 - x_n) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ C(x_n - x_1) & C(x_n - x_2) & \dots & C(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C(x_0 - x_1) \\ C(x_0 - x_{12}) \\ \vdots \\ C(x_0 - x_n) \\ 1 \end{bmatrix}$$

A minimização da variância de krigagem, em termos de covariância:

$$\sigma_E^2 = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_0 - x_i) + \mu$$

O sistema também pode ser escrito em termos da função variograma, neste caso a variância de krigagem torna-se:

$$\sigma_E^2 = \sum_i \lambda_i \gamma(x_0 - x_i) + \mu$$

1.1.5. Métodos de Simulação

O objetivo da simulação é avaliar a incerteza conjunta entre múltiplas realizações que permitem uma representação mais completa da incerteza do bloco e da incerteza entre os vários blocos (DEUTSCH; JOURNAL, 1998).

A estimativa fornece um valor que é, em média, tão próximo quanto possível do valor real, é imparcial, tem o mínimo erro quadrático, usa combinações lineares dos dados disponíveis, e tem um efeito de suavização inevitável. Este efeito de suavização é bom para a visualização de tendências, mas é inadequada para simulação de valores extremos e não fornece avaliação de incerteza local.

A simulação também considera os dados locais, mas, além disso, reproduz o histograma, considera a variabilidade espacial, e é capaz de fornecer uma avaliação da incerteza. As simulações reproduzem a variabilidade inicial observada nos dados, isto implica que os valores extremos da distribuição original são preservados.

O modelo de simulação deve representar corretamente a proporção de valores altos e baixos, a média, variância, e outras características da estatística básica dos dados. Também deve reproduzir a continuidade espacial da variável, anisotropias, efeito pepita, e outras características do modelo do variograma (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

3.3.1.5 Simulação Sequencial Gaussiana

As simulações gaussianas são muito comuns em atividades de mineração. Entre estas, a Simulação Sequencial Gaussiana é o método mais utilizado, embora existam vários outros que também estão sendo utilizados.

As simulações gaussianas são métodos de máxima entropia, no sentido de que, para um modelo de covariância específico, eles fornecem o arranjo espacial mais "desorganizado" possível (ROSSI; DEUTSCH, 2014). As simulações gaussianas são mais populares por causa

de sua fácil aplicação, mas também porque resultam, na maioria dos casos, em uma representação razoável das distribuições espaciais.

Segundo Rossi e Deutsch (2014), a simulação gaussiana sequencial implica os seguintes passos:

1- Fazer uma análise exploratória completa de dados originais, incluindo variografia e definição de domínios.

2- Depois de definir os domínios, analisar se a simulação deve ser feita sobre os resíduos.

3- Aplicar a transformação de contagens normais aos dados originais para obter a distribuição gaussiana correspondente. É necessário assumir que a distribuição dos locais não amostrados pode ser representada por uma função gaussiana, isto significa que a distribuição da variável simulada é gaussiana, embora na natureza isto raramente aconteça. Desta forma, deve-se transformá-la em uma distribuição gaussiana (CAERS, 2011).

4- Obter os modelos de variograma gaussiano para a variável transformada.

5- Definir um caminho aleatório através de cada domínio a ser simulado. O caminho para a simulação é definido aleatoriamente para evitar artefatos.

6- A estimativa é feita através de krigagem simples da distribuição condicional para cada ponto a ser simulado no espaço gaussiano. O valor estimado pela krigagem simples $Y^*(u)$ é a média da distribuição condicional, e sua variância é a variância da krigagem simples, $\sigma_{KS}(u)$.

7- Desenhar aleatoriamente a partir da distribuição condicional para obter um valor simulado para o ponto, $Y_S(u)$.

8- Incorporar o valor simulado $Y_S(u)$ como condicionante dos dados para os pontos simulados posteriormente. Isso é necessário para garantir a reprodução do variograma.

9- Repetir e continuar o processo até que todos os pontos e todos os domínios sejam simulados.

10- Verificar se a distribuição univariada (histograma) dos valores simulados é gaussiana. Também é possível observar que os valores simulados reproduzem bem o modelo de variograma gaussiano utilizado na simulação.

11- Transformar de volta os valores simulados para o espaço da variável original.

12- Verificar se o histograma dos dados transformado de volta é semelhante ao da distribuição original. Também verificar se o variograma obtido a partir dos valores simulados é semelhante ao variograma dos valores originais.

13- Observar se o modelo apresenta uma distribuição espacial razoável e se não há erros ou omissões que tenham sido feitos na simulação em cada domínio estacionário.

Os valores gerados na simulação sequencial gaussiana tendem a mostrar menos conectividade do que os dados originais. Isto é devido à propriedade de entropia máxima da distribuição gaussiana. A definição de domínios é importante para a obtenção de modelos de simulação representativos.

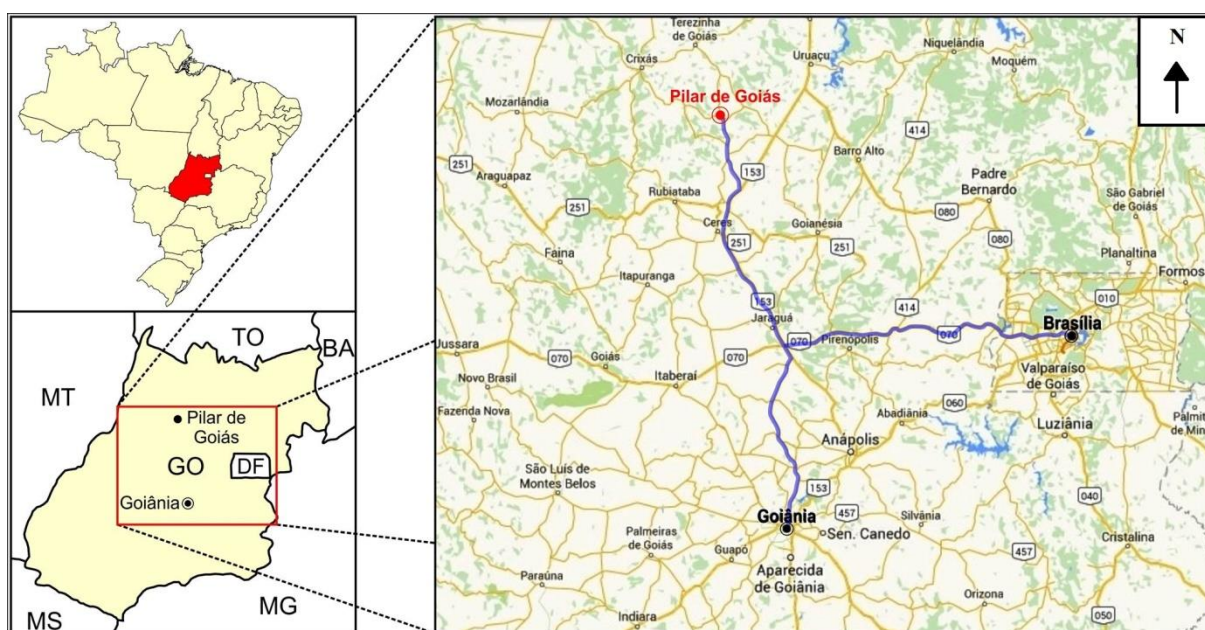
A simulação condicional gera muitos resultados possíveis e equiprováveis, todos com a variabilidade correta. Múltiplas realizações permitem a avaliação da incerteza, logo as técnicas de simulação são necessárias para avaliar a incerteza conjunta. A simulação condicional honra o histograma e o variograma dos dados originais.

4 ÁREA DE ESTUDO

4.1 Localização da área de estudos

A mina de Pilar de Goiás está localizada na cidade de Pilar de Goiás (figura 7), no Vale do São Patrício, no Centro-Goiano, Estado de Goiás, região Central do Brasil. A distância entre Goiânia e o centro de Pilar de Goiás é aproximadamente 248 km, com acesso pelas rodovias pavimentadas GO-080 (98 km), BR-153 (111 km) e GO-336/GO-154 (39 km).

Figura 7 - Localização da área de estudos.



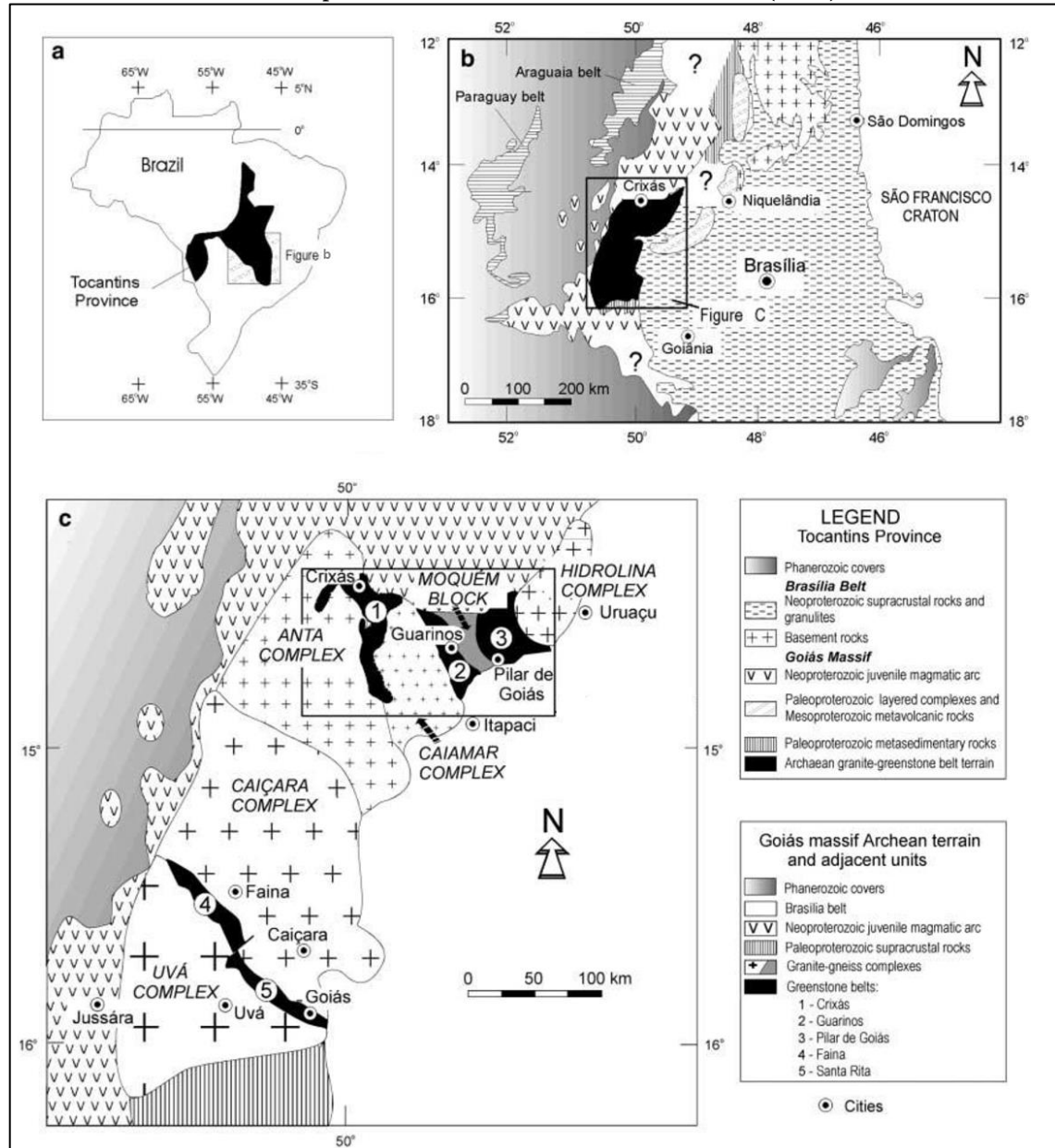
4.2 Geologia Regional

A área de estudo está inserida na Província Tocantins, definida por Almeida et al. (1977), na região Central do Brasil (figura 8 a), limitada a leste pelo Cráton do São Francisco, a oeste pelo Cráton Amazônico, a norte pela Bacia do Parnaíba e a sul pela Bacia do Paraná. A Província Tocantins engloba as Faixas Brasília, Paraguai e Araguaia, além do Maciço de Goiás, entidade geotectônica definida por Almeida (1968) e Marini et al. (1981).

O Maciço de Goiás, situado na porção central-sudeste da Província Tocantins (figura 8 b) é constituído por terrenos arqueanos com grandes extensões de rochas granito-gnáissicas de composição granodiorítica a tonalítica (DANNI et al., 1981), metamorfizadas nas fácies xisto-verde a anfibolito, geralmente milonitizadas e ultramilonitizadas. As sequências vulcanossedimentares do tipo *greenstone belts* foram definidas nas regiões de Pilar de Goiás,

Hidrolina, Guarinos (DANNI; RIBEIRO, 1978), Crixás e Serra de Santa Rita ou Goiás Velho (SABÓIA, 1979).

Figura 8 - (a) Localização da Província Tocantins no Brasil. (b) Geologia simplificada da porção sudeste da Província Tocantins. (c) Subdivisões do Terreno Arqueano de Goiás. Área de estudo indicada pelo número 3. Extraída de Jost e Fortes (2001).



Segundo Danni (1988), houve uma sucessão de eventos que determinaram a evolução tectônica dos *greenstone belts*, sendo os mais expressivos no Paleoproterozoico. Entre 3,3 e 2,9 Ga, um rifteamento gerou uma crosta siálica associada ao vulcanismo komatiítico, seguido por vulcanismo basáltico em ambiente de retro-arco. O vulcanismo se intercalou com períodos de sedimentação química, evidenciados pelas formações ferríferas bandadas e cherts (ambiente de águas calmas e bastante profundas). Os pacotes sedimentares dos *greenstones*

belts de Crixás, Guarinos e Pilar de Goiás foram depositados em épocas semelhantes, em um ambiente deposicional que variava lateralmente, proximal em Crixás e distal em Pilar de Goiás (JOST et al., 2008).

Os *greenstones belts* são preservados em sinformas alongadas e possuem estratigrafias semelhantes, constituídas por sequências máficas-ultramáficas cobertas por metassedimentos e separadas por complexos ortognaissicos. Jost et al. (1994) agrupam os ortognaisses em complexos e blocos, de acordo com a natureza dos seus contatos com os *greenstone belts*. Complexos são agrupamentos de gnaisses, cujos limites com as rochas supracrustais não são zonas de cisalhamento. Blocos possuem limites com zonas de cisalhamento de alto ângulo de mergulho. Jost et al. (1994) dividem os terrenos de ortognaisses em cinco complexos denominados, de sul para norte, de Uvã, Caiçara, da Anta, Caiamar e Hidrolina, e o bloco Moqué.

1.1.6. Greenstone Belt de Pilar de Goiás

O *greenstone belt* de Pilar de Goiás está limitado por contatos tectônicos, a norte pela Zona de Cisalhamento Mandinópolis, a sul por metassedimentos do grupo Araxá com contato tectônico de baixo ângulo de mergulho, a leste pelo Complexo Hidrolina e a oeste pelo Bloco Moqué através da Zona de Cisalhamento Luzelândia (figura 8 c). Possui forma alongada com direção N10°-20°W e extensão aproximada de 40 km (JOST et al. 1995).

Segundo Teixeira (2012), o *greenstone belt* de Pilar de Goiás apresenta quatro fases deformacionais de caráter predominantemente dúctil: Dn-1, Dn, Dn+1 e Dn+2. A foliação Sn, gerada durante o evento Dn, é marcada pela orientação de minerais micáceos e grãos de quartzo, apresenta-se localmente como uma clivagem de crenulação que transpõe uma foliação mais antiga denominada Sn-1, correspondente a fase deformacional Dn-1. As fases Dn+1 e Dn+2 são responsáveis pela geração de dobras abertas.

O metamorfismo regional do *greenstone belt* de Pilar de Goiás ocorreu em fácies distintas da base para o topo, nos metabasaltos são observados minerais indicativos de fácies anfibolito (ferro-tschermakita e andesina), enquanto no pacote superior encontram-se minerais indicativos de fácies xisto verde (ferro-actinolita, albita, clinozoisita). No topo da sequência estratigráfica, os minerais encontrados nos metapelitos também indicam fácies xisto verde (clorita e biotita). Interpreta-se uma diminuição da temperatura de metamorfismo da base para o topo da sequência (DANNI; RIBEIRO, 1978).

Os dados do presente estudo estão inseridos na porção sudoeste do *greenstone belt* de Pilar de Goiás (figura 9). Jost e Oliveira (1991) subdividem estratigraficamente o *greenstone* Pilar de Goiás, da base para o topo, nas formações Córrego Fundo, Cedrolina, Boqueirão e Serra do Moinho (figura 10).

Figura 9 – Mapa Geológico do *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás (SOUSA, 2011).

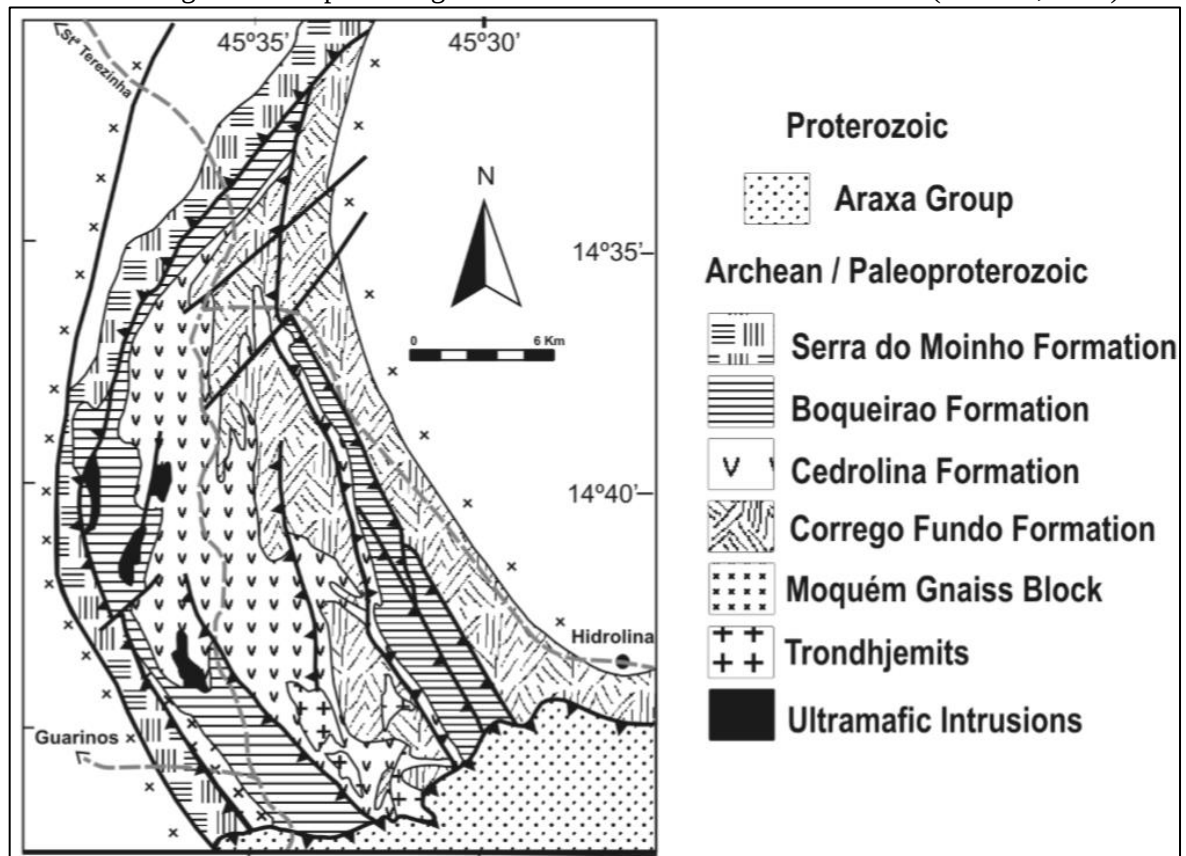
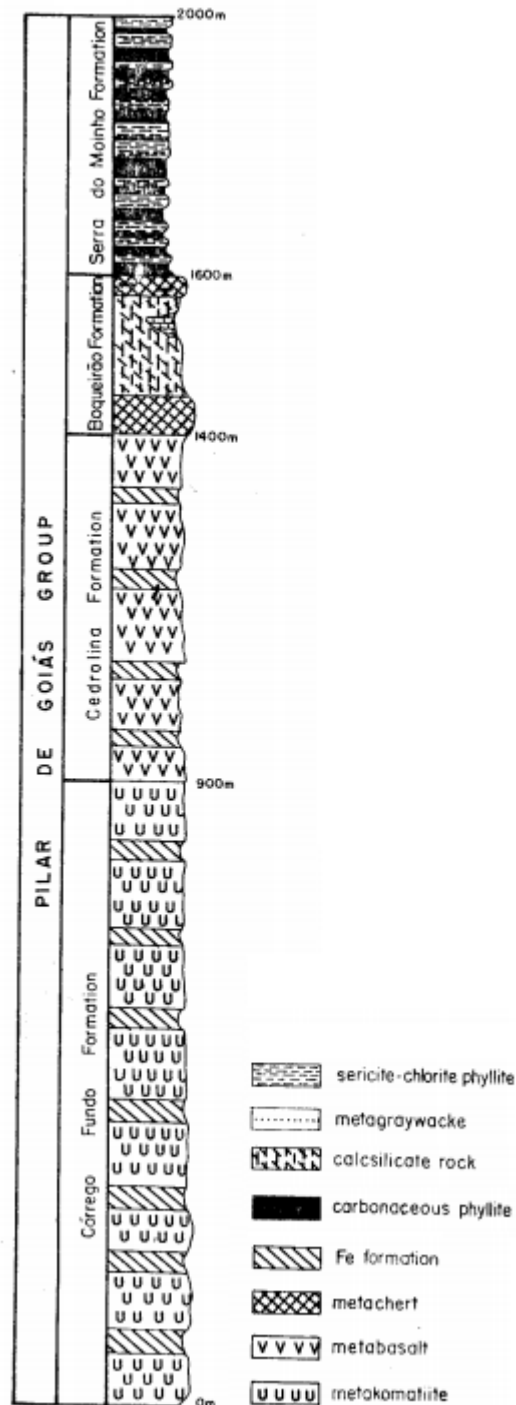


Figura 10 - Coluna Estratigráfica do *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás (JOST & OLIVEIRA, 1991).



4.2.1.1 Formação Córrego Fundo

A unidade é representada por metakomatiitos, derrames ultramáficos transformados em serpentinitos e xistos com talco, clorita, tremolita, serpentina e carbonatos, além de intercalações de formações ferríferas bandadas marcando os intervalos dos derrames (JOST; OLIVEIRA, 1991). Segundo Danni (1988) e Jost e Oliveira (1991) são encontradas estruturas

primárias (textura spinifex) preservadas em peridotitos ao norte de Hidrolina. Esta unidade é descontínua e possui aproximadamente 300 metros de espessura (JOST; OLIVEIRA, 1991).

4.2.1.2 *Formação Cedrolina*

Segundo Pulz (1995), a Formação Cedrolina consiste em metabasaltos com intercalações de formações ferríferas fácies óxido, gonditos e metacherts, e eventualmente filitos carbonosos. Possui cerca de 500 metros de espessura.

4.2.1.3 *Formação Boqueirão*

A Formação Boqueirão possui cerca de 480 metros de espessura, sendo constituída, da base para o topo, por metachert (aproximadamente 200 metros de espessura), formação manganesífera (cerca de 100 metros de espessura), e rochas calciossilicáticas (aproximadamente 180 metros de espessura) (JOST; OLIVEIRA, 1991 e RESENDE, 1995).

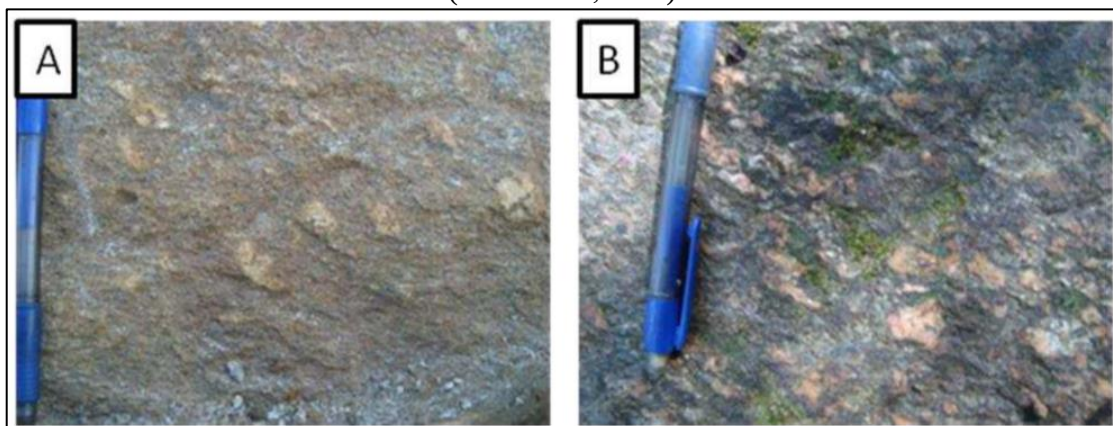
4.2.1.4 *Formação Serra do Moinho*

Segundo Jost e Oliveira (1991), a Formação Serra do Moinho possui aproximadamente 400 metros de espessura, que compreende principalmente filitos carbonosos, metapelitos com clorita ou sericita, quartzo-mica xistos, muscovita quartzitos, biotita xistos feldspáticos, clorita-carbonato xistos, anfibolito, além de finas intercalações de formações ferríferas e/ou manganesíferas bandadas.

1.1.7. **Bloco Moqué**

O Bloco Moqué está limitado a oeste pelo *greenstone belt* de Guarinos, a leste pelo *greenstone belt* de Pilar de Goiás, a norte com as rochas do Arco Magmático de Goiás e a sul com as rochas do Grupo Araxá, fazendo contato tectônico com estas unidades adjacentes. Segundo Jost et al. (2001), tal bloco é caracterizado por gnaisses granodioríticos e tonalíticos (figura 11), stocks tonalíticos, intrusões máficas e ultramáficas, e localmente, migmatitos.

Figura 11 – Afloramentos do Bloco Moqué, gnaiss com porfiroclastos de feldspato (TEIXEIRA, 2012).



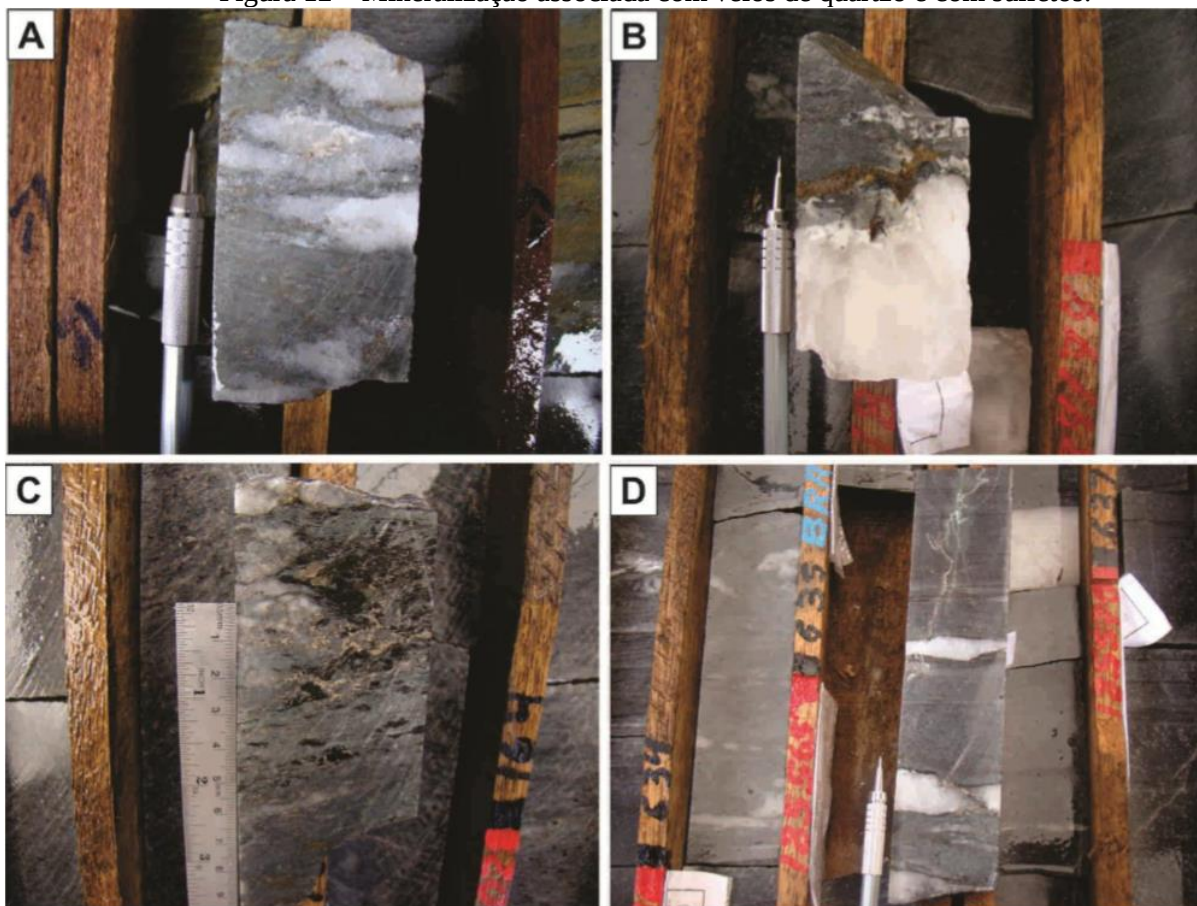
4.3 Geologia Local

Os litotipos aflorantes na área de estudo ocorrem em faixas alongadas de direção NW-SE, como mostra o mapa geológico da região da mina de Pilar interpretado em detalhe por Teixeira (2012) e ilustrado no Anexo A. Na região da mina, o principal litotipo aflorante é quartzo-clorita-muscovita-xisto com intercalações de xisto carbonoso.

1.1.8. Mineralização

As concentrações de teores de ouro presentes no *greenstone belt* de Pilar de Goiás ocorrem nas camadas de clorita-quartzo xisto com magnetita, cloritóides e granadas, da Formação Serra do Moinho (RIBEIRA FILHO, 1984). A mineralização está associada com veios de quartzo e com sulfetos, principalmente pirita ou bandas de forte silicificação e sulfetação, em que a arsenopirita é o outro principal sulfeto (figura 12). A foliação S_n é penetrativa nas rochas de toda a área, e por vezes, a única reconhecível. A mineralização aurífera é controlada por esta foliação, estando os veios mineralizados concordantes a sub-concordantes a ela (TEIXEIRA, 2012).

Figura 12 – Mineralização associada com veios de quartzo e com sulfetos.



Acima dos níveis mineralizados, há uma camada de talco-clorita xisto que tem continuidade em toda a extensão do depósito. Esta camada é usada como camada guia para indicar o limite superior da zona em que as mineralizações podem ocorrer. Acima desta camada, não foram encontradas concentrações auríferas, mesmo nas regiões em que as paragêneses de veios e sulfetação são semelhantes às do minério (ALMEIDA, 2011).

Segundo Pulz (1995), os minerais de minério foram depositados em quatro estágios de mineralização, abrangendo a precipitação dos metais no fundo oceânico (estágios precoce e intermediário), seguidos pelos estágios de recristalização e remobilização do minério promovido pelo cisalhamento e intrusão de granitoides na base da camada mineralizada.

As ocorrências auríferas foram interpretadas como de um ambiente vulcano-exalativo, com intensa atividade fumaroliana e infiltração da água do mar na pilha vulcano-sedimentar, propiciando o enriquecimento em ouro, o qual foi mobilizado e reconcentrado durante o metamorfismo e a deformação ((DANNI & RIBEIRO, 1978), (DANNI, 1988), (RIBEIRA FILHO, 1984)).

5 DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA – APLICAÇÃO NOS DADOS DE PILAR DE GOIÁS

5.1 Materiais e Métodos

O banco de dados utilizado para o estudo de aplicabilidade dos métodos foi fornecido pela empresa Yamana Gold e consiste em um conjunto de dados de furo de sondagem que contém análises químicas de teores de ouro.

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados os programas SGeMS, Leapfrog Geo e Surfer. O SGeMS é de domínio público e foi utilizado para a modelagem numérica. A licença temporária do programa Leapfrog Geo foi gentilmente cedida pela Aranz Geo, e utilizado para a modelagem geológica. O Surfer foi utilizado no Laboratório de Geomodelagem, do Unespetro, e utilizado para a estimativa de superfícies.

O desenvolvimento da pesquisa se iniciou com a validação do banco de dados, com o intuito de corrigir possíveis erros. Em seguida, foi selecionada a área de estudo piloto buscando melhor distribuição da malha de amostragem. Posteriormente, foram regularizados os comprimentos das amostras para obter um suporte amostral constante. A partir disso, foram feitas as análises estatísticas e geoestatísticas, gerando os modelos geológico e numérico. Estas etapas estão detalhadamente descritas a seguir, na seção 5.2 de Resultados e Discussões.

5.1.1. Coleta de dados de sondagens

A autora do presente trabalho acompanhou as técnicas utilizadas para a amostragem dos testemunhos de sondagem e posterior geração do banco de dados durante estágio realizado junto à unidade operacional.

O método utilizado consiste na descrição macroscópica dos testemunhos de sondagem (figura 13), com enfoque para a ocorrência de minerais de sulfetos, quartzo e ouro visível. Além da delimitação dos contatos litológicos, registro fotográfico, serragem, amostragem e inserção de amostras com padrões de teor e amostras brancas (sem minério).

Para a descrição macroscópica é utilizado formulário específico (figura 14). Neste perfil descritivo estão colunas para preenchimento acerca da mineralogia, litologias e estruturas. A delimitação das amostras é feita a cada 1 metro nos intervalos de rochas estéreis e a cada 0,5 metros na zona mineralizada. Após a descrição dos testemunhos, as caixas são

fotografadas com plaquetas que contém a identificação do furo e caixa. Posteriormente, os testemunhos são encaminhados para serragem onde são cortados longitudinalmente pela metade, perpendicular à foliação ou estruturação principal da rocha. As amostras são coletadas e numeradas sequencialmente.

O controle de qualidade é feito através da aplicação do método QA/QC (*Quality Assurance / Quality Control*), que consiste de boas práticas e protocolos aplicados em todas as etapas que envolvem a análise de amostragem - coleta de amostras, transporte, preparação física, análise química e relatório de resultados. Este controle tem por objetivo monitorar e garantir a qualidade dos trabalhos realizados nas análises de laboratórios e atividades de campo, com o intuito de prevenir, identificar e, se necessário, corrigir erros operacionais (PIERCY, 2014).

Através da inserção de amostras de referência, amostras brancas e duplicatas, nos procedimentos de amostragem, é possível obter este controle de qualidade. As amostras brancas são de rocha estéril e têm por objetivo verificar se há contaminação das amostras durante o processo de preparação física e de análise química. As duplicatas são duas amostras da mesma seção do testemunho e verificam a variabilidade de teores dentro do depósito, além da precisão dos processos e equipamentos de análise. Os padrões são amostras de teores conhecidos e verificam a precisão e acurácia das análises do laboratório (PIERCY, 2014).

Figura 13 – Galpão com testemunhos de sondagens para descrição e amostragem.



A planilha Collar apresenta os identificadores dos furos de sondagem, as coordenadas geográficas e outros parâmetros necessários para leitura do software, descritos na tabela 1.

Tabela 1 - Campos da planilha Collar.

BHID	Identificação da sondagem
XCOLLAR	Coordenada X da boca do furo
YCOLLAR	Coordenada Y da boca do furo
ZCOLLAR	Coordenada Z da boca do furo (elevação)
ENDDEPTH	Profundidade final (metros) da sondagem
STATUS	Data/Status de conclusão da sondagem

A planilha Assay apresenta os resultados das análises químicas para teores de ouro em partes por milhão, equivalente a gramas por tonelada (ppm), além do indicador flag que é o código utilizado pela empresa para identificar a zona mineralizada. Os parâmetros desta planilha estão na tabela 2.

Tabela 2 - Campos da planilha Assay.

BHID	Identificação da sondagem
FROM	Profundidade em que o intervalo de amostragem começa
TO	Profundidade em que o intervalo de amostragem termina
INTERV	Tamanho da amostra em metros
ID	Identificação da amostra
AU_PPM	Teor de ouro da amostra em ppm
AU_PPB	Teor de ouro em ppb
FLAG	Identificador numérico da zona mineralizada

A planilha Lithology cataloga as descrições dos testemunhos de sondagem referentes às litologias e alguns indicadores minerais. Os parâmetros constam na tabela 3.

Tabela 3 - Campos da planilha Lithology.

BHID	Identificação da sondagem
FROM	Profundidade em que o intervalo de amostragem começa
TO	Profundidade em que o intervalo de amostragem termina
LITH	Código de identificação das litologias
OXSULP	Indicador da presença de oxidação ou sulfetação
ASPY	Indicador da presença e quantidade de arsenopirita
QZ	Indicador da presença e quantidade de quartzo

A planilha Survey apresenta os valores de desvio dos furos de sondagem (azimute e mergulho). Os parâmetros estão sumarizados na tabela 4.

Tabela 4 - Campos da planilha Survey.

BHID	Identificação da sondagem
AT	Profundidade (metros) na qual a medição do survey foi feita, iniciando na profundidade 0.
BRG	Azimute – direção medida em graus no sentido horário pelo norte
DIP	Mergulho medido em graus com a horizontal (valor positivo para baixo)

5.2 Resultados e Discussões

5.1.3. Validação do banco de dados

A validação do banco de dados é necessária, pois verifica se os dados utilizados para a avaliação dos recursos minerais possuem erros ou falhas. Foram identificadas algumas inconsistências, como divergências nos códigos de litologias, intervalos com sobreposição de amostras, além de erros de entrada dos teores de ouro, estas falhas são devido ao fato dos dados pertencerem a campanhas de coletas de amostras em épocas diferentes. Estes erros foram corrigidos e todas as tabelas padronizadas, obtendo-se uma base de dados apta para as análises estatísticas e geoestatísticas.

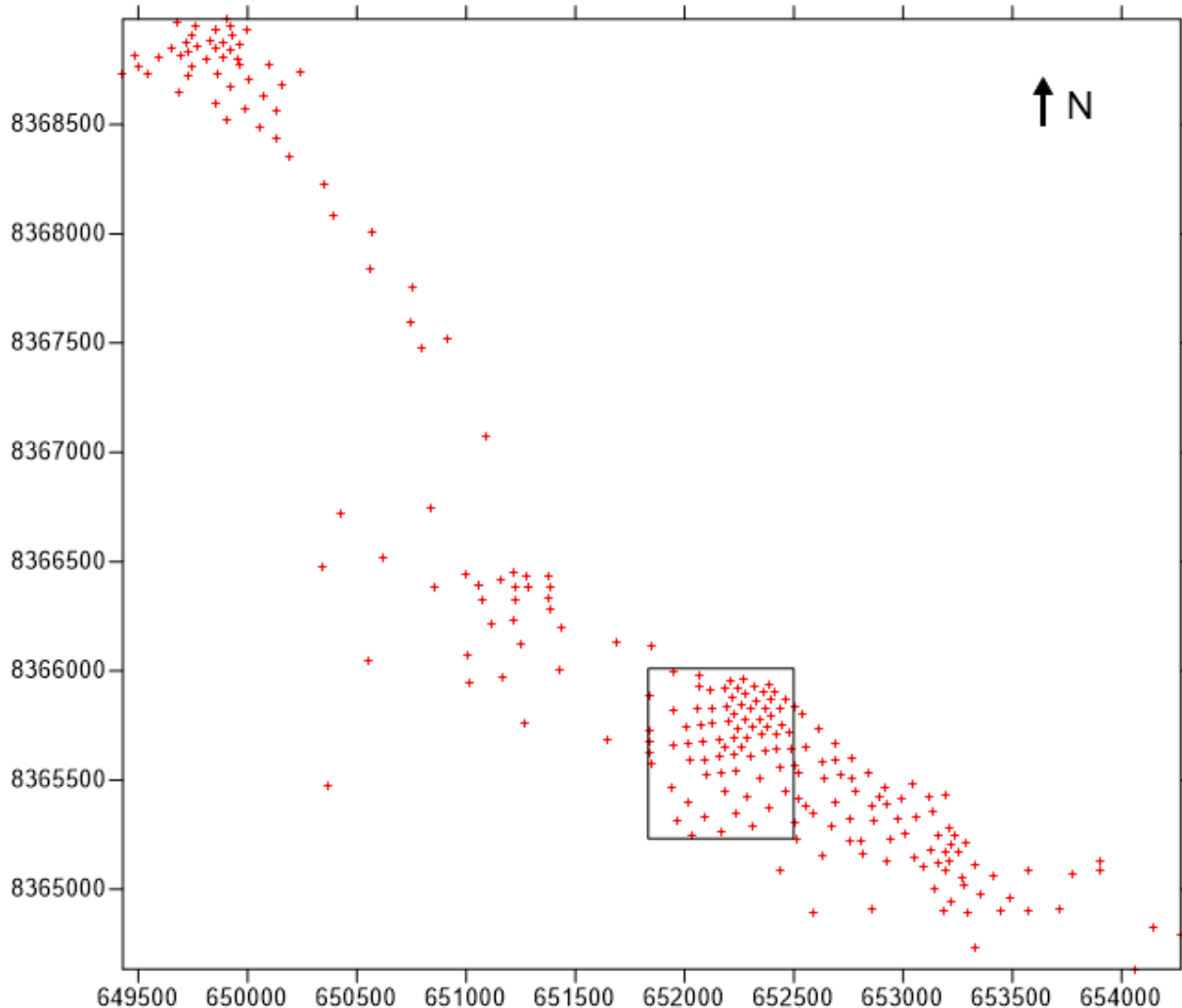
5.1.4. Seleção da área de estudos

O mapa de distribuição espacial de pontos é de fundamental importância para a análise do padrão de distribuição das sondagens, e para verificar se há agrupamentos de pontos na amostragem. A região da mina de Pilar de Goiás apresenta dimensões de aproximadamente 4.500 metros de leste a oeste, e cerca de 2.000 metros de norte a sul, com as cotas topográficas variando entre 697,353 metros e 902,842 metros. Os dados fornecidos pela empresa apresentam uma malha amostral com distribuição irregular (figura 15).

Os furos de sondagem foram balizados pelos conhecimentos geológicos prévios e por diversos fatores, sobretudo econômicos, e consequentemente têm uma distribuição irregular. Os trabalhos de sondagem foram estabelecidos na direção NW-SE, visto que os litotipos encontrados na área seguem este *trend* regional. O agrupamento dos pontos amostrais seguindo a mineralização influencia os dados de toda a área de interesse, provocando o aumento da distribuição de frequência de dados semelhantes, com maiores teores de ouro. A distância entre os furos de sondagem não segue um valor médio para toda a área, na porção sudeste da área há uma grande concentração de sondagens, já nas porções nordeste e sudoeste

não foram feitas sondagens. Devido às limitações nos softwares utilizados, não foi possível fazer um recorte NW-SE na área, acompanhando o *trend* regional.

Figura 15 - Mapa de distribuição das sondagens realizadas, com destaque para a localização da área selecionada.



Para compreender melhor o modelo numérico ajustado ao modelo geológico, optou-se por estudar uma área tipo piloto, com malha de amostragem mais próxima de regular e quantidade de amostras suficientes para representar o corpo mineralizado. A área selecionada apresenta dimensões de aproximadamente 800 metros de leste a oeste, e cerca de 700 metros de norte a sul, com as cotas topográficas variando entre 764,563 metros e 849,508 metros. Possui uma malha de sondagem regular, com distância média de 60 metros entre os furos de sondagem, e com alta densidade de amostras (figura 16). A área selecionada compreende 78 furos de sondagem, totalizando 32% do total das sondagens fornecidas. Os litotipos encontrados nas sondagens são apresentados na tabela 5.

Figura 16 - Distribuição da malha de amostragem na área selecionada.

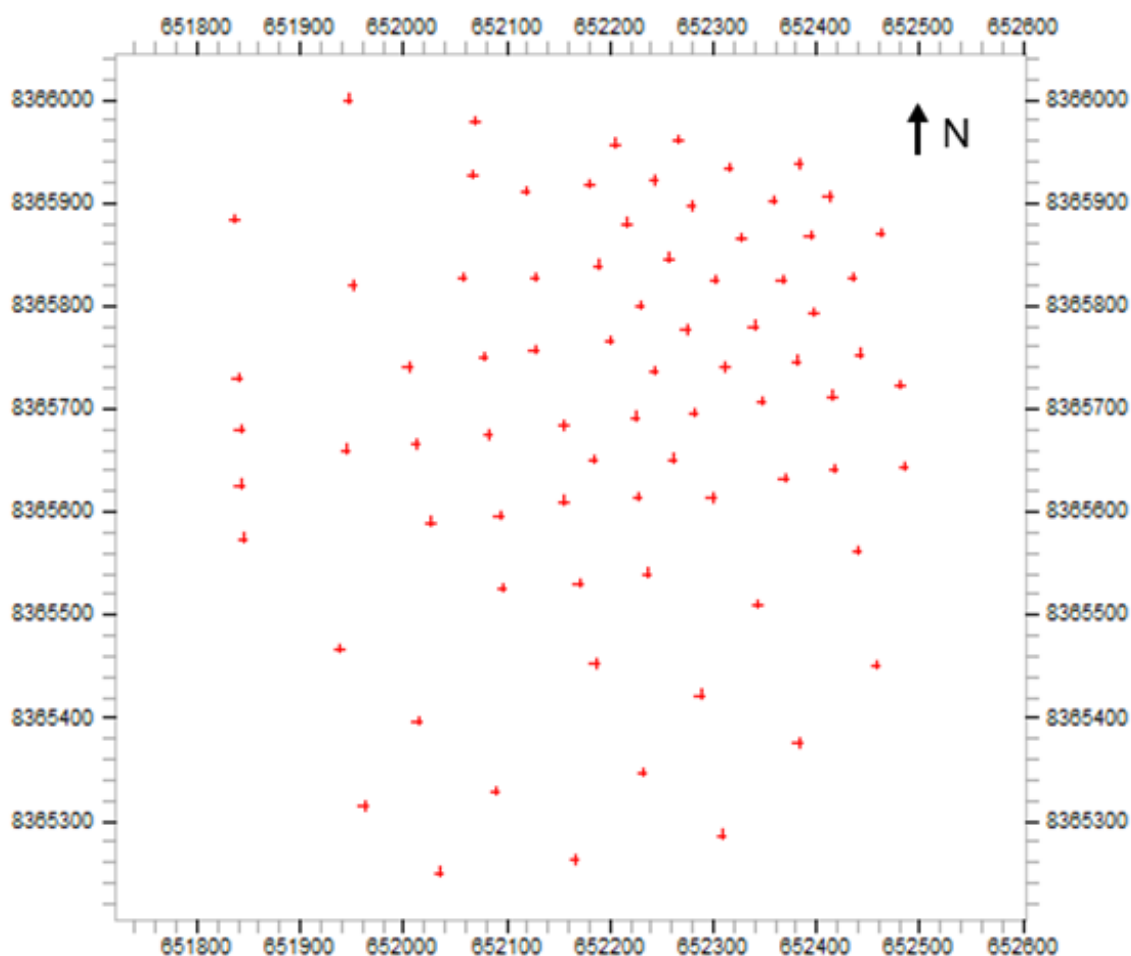


Tabela 5 - Litotipos classificados em códigos, quantidades de amostras, teor (ppm) mínimo, máximo e médio por litologia.

Código	Quantidade	Teor Mínimo	Teor Máximo	Teor Médio	Litotipo
BGN	4	0.005	0.005	0.005	Biotita gnaiss e biotita xisto silicificado
BS	201	0.005	9.4529	0.1341	Biotita xisto
CLS	6904	0.005	70.77167	0.2525	Quartzo-clorita xisto e quartzo-biotita-clorita xisto
D	98	0.005	0.14	0.0254	Metadiorito
IS	1113	0.005	116.95	0.7531	Grafita xisto interbandado com quartzo-biotita xisto, quartzo-clorita xisto e quartzo-sericita xisto
QSST	585	0.005	4.45	0.0657	Quartzo-clorita-sericita xisto e quartzo-clorita-sericita xisto com biotita
QZV	44	0.005	7.441	0.1994	Veio de quartzo
SAP	834	0.005	11.845	0.0863	Solo e saprolito
SCS	718	0.005	4.543	0.0668	Biotita xisto silicificado e gnaiss
TCLS	326	0.005	7.46731	0.0697	Talco-xisto e talco-clorita xisto

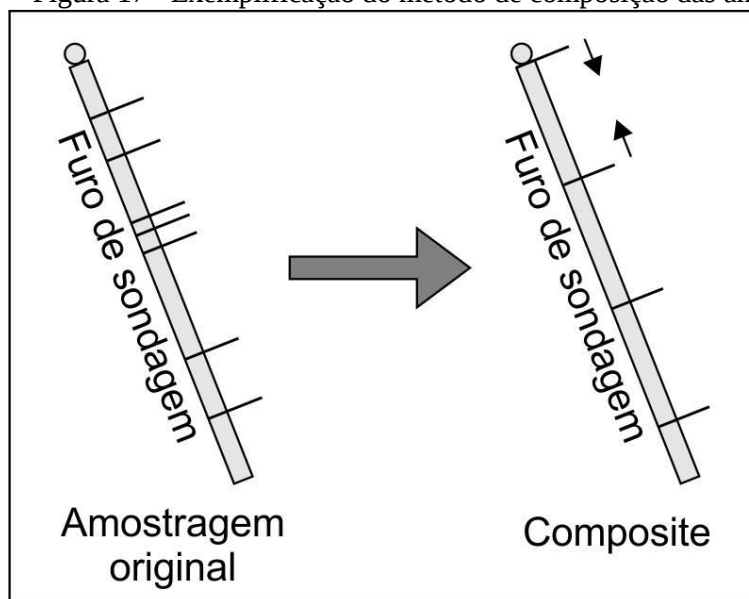
5.1.5. Regularização das amostras

As amostras individuais dos furos de sonda podem variar em tamanho, assim se faz necessário fazer a regularização do tamanho das amostras. A homogeneização do suporte de dados é necessária para a estimativa a fim de se obter um suporte amostral constante (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

A composição pode ser feita usando-se dois métodos básicos: *down-the-hole* ou por bancadas. Os compósitos de bancada são comuns em minas a céu aberto com a perfuração quase vertical. O método envolve a definição das elevações superiores e inferiores de cada bancada e, em seguida, a composição de todos os intervalos de amostra que se situam dentro daquela elevação. A elevação média da bancada é atribuída como um centroide da composição, que se supõe ser vertical (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

A composição *down-the-hole* começa na parte superior do furo de sondagem (figura 17). A inclinação do furo de sondagem não é um fator a ser considerado. O comprimento da amostra na composição é sempre o mesmo, logo pode ocorrer diluição de teores nos contatos litológicos (misturas de teores de litologias distintas). Para evitar que ocorra essa diluição, as composições devem ser truncadas nos contatos litológicos, desta forma os domínios de estimativas serão mais bem definidos e a diluição no contato melhor controlada (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Figura 17 - Exemplificação do método de composição das amostras.



O resultado da composição de amostras *down-the-hole* é calculado como sendo a média ponderada dos teores de cada amostra dividida pelas espessuras selecionadas para o

intervalo de trabalho (YAMAMOTO, 2001). A equação a seguir mostra a composição do furo de sondagem vertical:

$$t_f = \frac{\sum_{i=1}^n t_{ai} e_{ai}}{\sum_{i=1}^n e_{ai}}$$

Onde:

t_f é o teor composto ao longo do furo;

t_{ai} é o teor da i-ésima amostra;

e_{ai} é a espessura da i-ésima amostra.

As amostras do banco de dados original apresentam comprimento mínimo de 0,16 metros e comprimento máximo de 3 metros, o valor médio é aproximadamente 0,98 metros, 80% das amostras possuem 1 metro de comprimento, como mostra o histograma apresentado na figura 18. Antes de iniciar as análises estatísticas e geoestatísticas, foi realizada a regularização do tamanho das amostras, visando deixar todas as amostras com comprimentos regularmente ajustados.

A composição dos furos de sondagem foi realizada pelo método *down-the-hole*, através da divisão e combinação de segmentos. As amostras compostadas têm comprimento fixo de 1 metro, respeitando-se os contatos litológicos. O resultado desta composição reduziu no número de amostras, de 11054 para 10826, e neste novo conjunto de amostras 98% delas possuem 1 metro (figura 19).

Figura 18 - Histograma do comprimento das amostras originais.

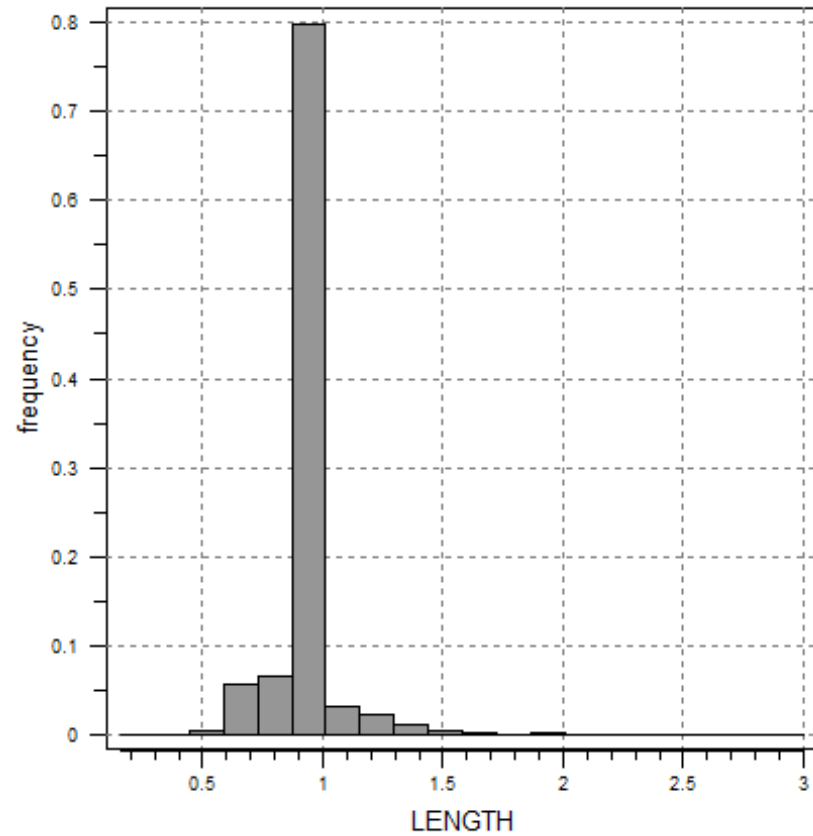
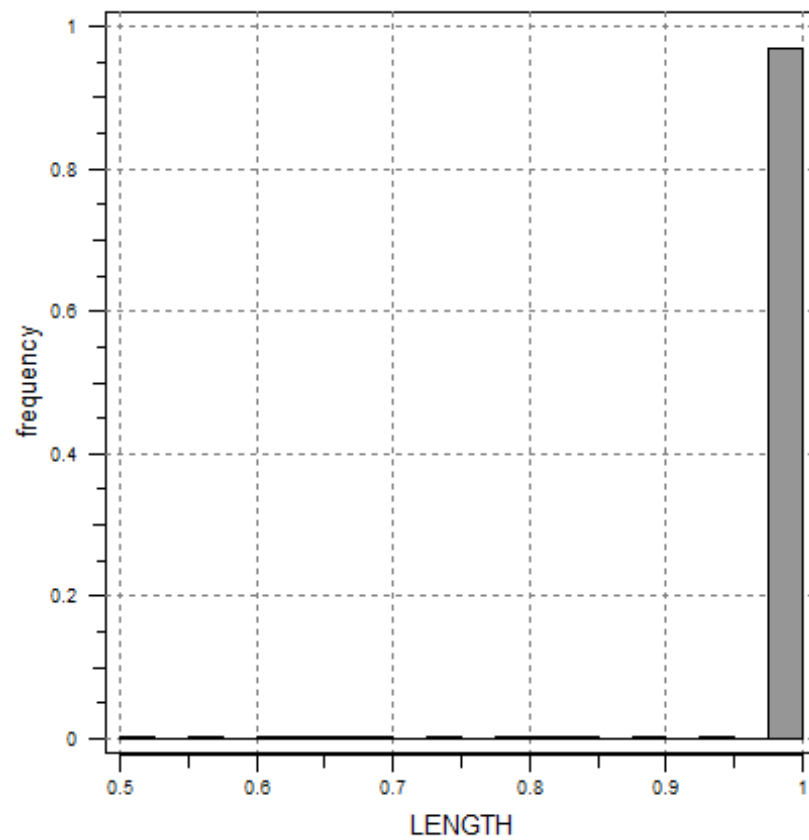


Figura 19 - Histograma do comprimento das amostras compostadas.



5.1.6. *Análise Estatística*

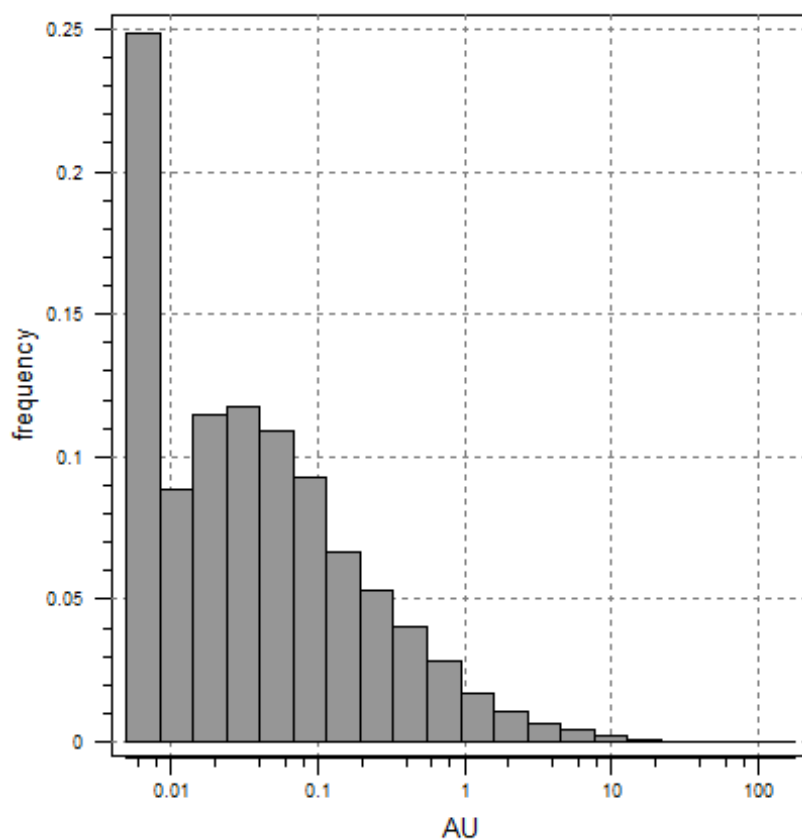
A análise preliminar dos dados mostra uma distribuição com assimetria positiva, o que evidencia a predominância de valores baixos e poucos valores altos, comparados ao teor de corte de 2 g/t utilizado pela empresa Yamana Gold (figura 20). Para a representação gráfica da frequência de teores de ouro foi utilizada a escala logarítmica, visto que os dados cobrem uma grande gama de valores, desta forma a escala ficou melhor para visualização.

Os depósitos de metais raros, como o caso de ouro em Pilar de Goiás, frequentemente apresentam uma distribuição bem assimétrica. A frequência de teores baixos chega a 75%, e os poucos valores altos distorcem as medidas de tendência central. A análise estatística dos dados encontra-se resumida na tabela 6. A dispersão em torno da média é muito alta, com variância de aproximadamente 6.52 e desvio padrão de 2.55, indicando uma alta variabilidade dos teores de ouro nas litologias pesquisadas.

Tabela 6 - Análise estatística dos teores de ouro da área selecionada.

Número de valores	11054
Mínimo	0.005
Primeiro Quartil	0.009
Mediana	0.03
Terceiro Quartil	0.1
Máximo	176.121
Média	0.253
Variância	6.52
Desvio Padrão	2.55
Coeficiente de Variação	10.1
Coeficiente de Assimetria	48.037

Figura 20 - Histograma dos teores de ouro da área selecionada.

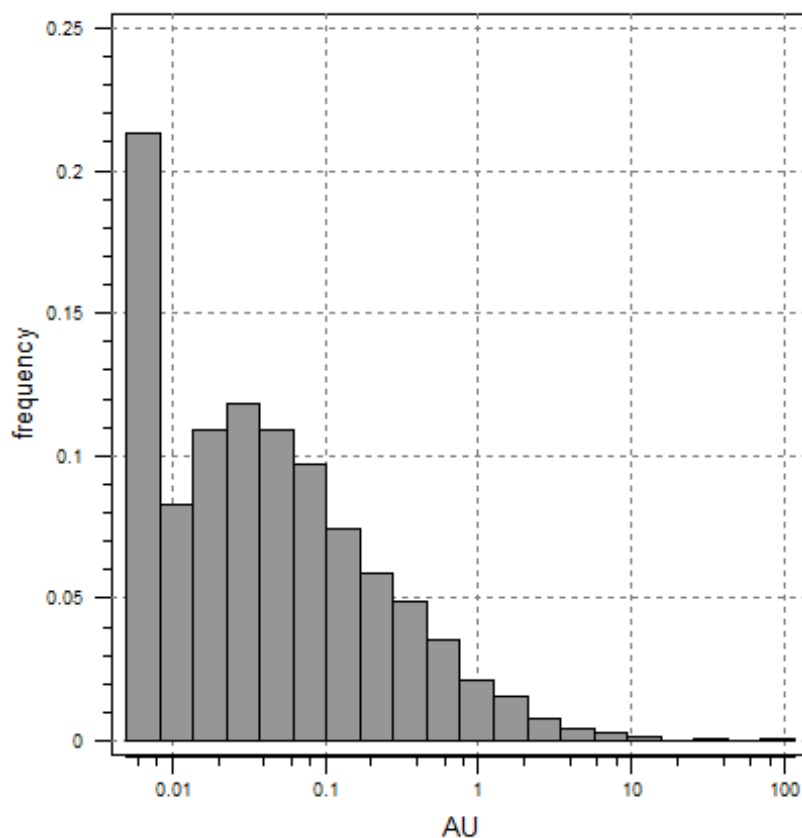


Após a regularização do tamanho das amostras, comparando os valores da tabela 6 a tabela 7, a média dos teores de ouro sofreu um aumento de 0.006, o primeiro quartil aumentou 0.002, a mediana aumentou 0.004 e o terceiro quartil aumentou 0,017. A variância diminuiu cerca de 26%. A distribuição dos dados continuou com a assimetria positiva (figura 21), e muito semelhante à distribuição original.

Tabela 7 - Análise estatística dos teores de ouro compositados.

Número de valores	10826
Mínimo	0.005
Primeiro Quartil	0.011
Mediana	0.034
Terceiro Quartil	0.117
Máximo	116.95
Média	0.259
Variância	4.795
Desvio Padrão	2.190
Coeficiente de Variação	8.464
Coeficiente de Assimetria	35.819

Figura 21 - Histograma dos teores de ouro compostados.



Os *outliers* constituem-se em valores de altos teores de ouro, portanto devem ser analisados com a devida cautela. Os *outliers* aumentam o valor da média e da dispersão, aumentando a variância. Para a confecção de histogramas e variogramas, os dados foram selecionados no intervalo entre zero e duas vezes o desvio padrão, obtendo-se os valores de corte. O teor máximo considerado 4,38 ppm de ouro.

Os dados de teores que estavam acima do valor máximo foram substituídos pelo mesmo, a fim de não diminuir o suporte de amostras, e ao mesmo tempo, não influenciar de forma positiva a estimativa. Ao todo foram substituídos 80 valores com teor maior que 4,38 ppm de ouro. Os dados substituídos representam 0,007% do volume total de dados. Assim, os *outliers* voltaram ao mapa para serem utilizados na área como pontos anômalos.

A distribuição de frequência dos dados, após esta correção, ainda possui uma forte assimetria positiva, com aproximadamente 25% dos dados menor que 0,01 ppm de ouro (figura 22).

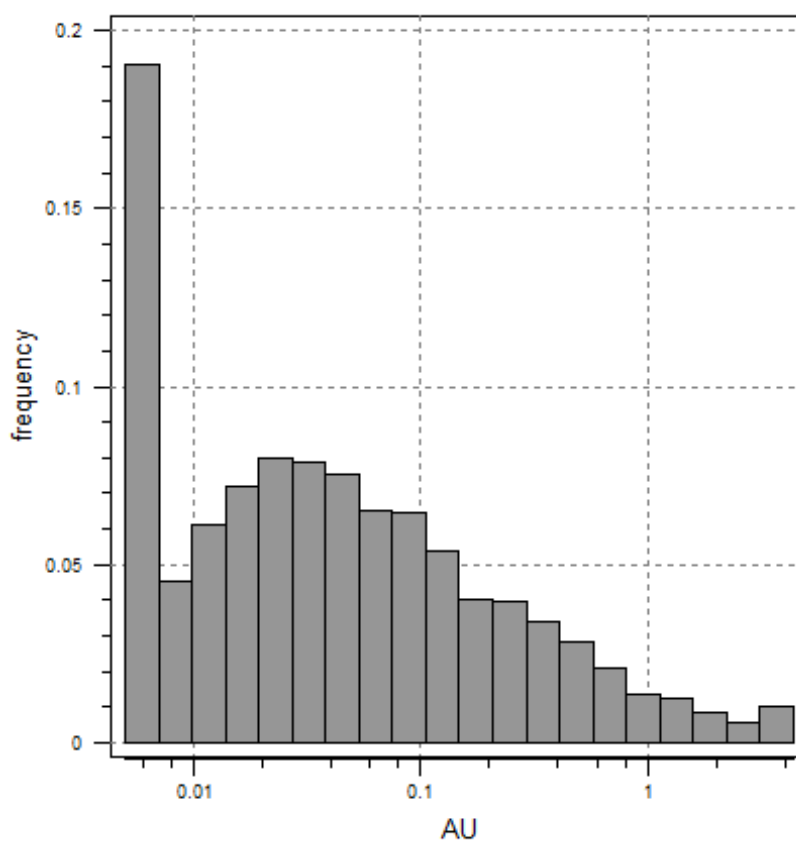
Após a substituição dos *outliers* no banco de amostras, realizou-se novamente a análise estatística básica dos dados (tabela 8). Com a retirada dos *outliers*, o valor da média

diminuiu em 27%, e as variações das medidas de dispersão em torno da média foram mais significativas. A variância diminuiu 94%, o desvio padrão diminuiu 76%, o coeficiente de variação diminuiu 67% e o coeficiente de assimetria diminuiu 84%.

Tabela 8 - Análise estatística dos teores de ouro no intervalo de ± 2 desvio padrão.

Número de valores	10826
Mínimo	0.005
Primeiro Quartil	0.011
Mediana	0.034
Terceiro Quartil	0.117
Máximo	4.38
Média	0.188
Variância	0.276
Desvio Padrão	0.525
Coeficiente de Variação	2.794
Coeficiente de Assimetria	5.652

Figura 22 - Histograma dos teores de ouro no intervalo de ± 2 desvio padrão.



5.1.7. Modelo Geológico

A superfície topográfica da área de estudo (figura 23) foi obtida através de imagem SRTM no site do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). A área de estudos foi recortada da imagem principal, o sistema de coordenadas foi convertido de coordenadas geográficas para coordenadas cartesianas (UTM).

Os furos de sondagem foram divididos por litotipos (figura 24) e ajustados à topografia da área (figura 25). Os topos e bases dos litotipos foram marcados em cada testemunho de sondagem, e posteriormente foram estabelecidas superfícies conectando esses pontos (figura 26). A partir destes contatos de topo e base, foram obtidos os sólidos de cada litotipo (figura 27).

O mapa obtido da topografia está apresentado na figura 28, os litotipos aflorantes na área de estudo são talco-xisto e talco-clorita xisto; quartzo-clorita xisto e quartzo-biotita-clorita xisto, além de solo e rocha alterada, que foram descritos como saprolito. Devido à ausência de informações, não se sabe o litotipo aflorante na porção sudoeste da área. Nas cotas topográficas 733,5 m, 693,5 m e 647,5 m foram feitos cortes em planta para acompanhar a atitude das litotipos na área de estudo (figura 28). É possível observar que as rochas estão com direção NW-SE, com mergulho para SW. A atitude regional da foliação coincide com a atitude local encontrada no modelo geológico.

Com o modelo geológico é possível observar o comportamento local dos litotipos encontradas nos testemunhos de sondagem. Os litotipos predominantes na área de estudo são quartzo-clorita xisto e quartzo-biotita-clorita xisto (CLS) e grafita-xisto interbandado com quartzo-biotita xisto, quartzo-clorita xisto e quartzo-sericita xisto (IS) (tabela 9), que possuem os maiores teores de ouro.

Figura 23 - Superfície topográfica da área de estudos.

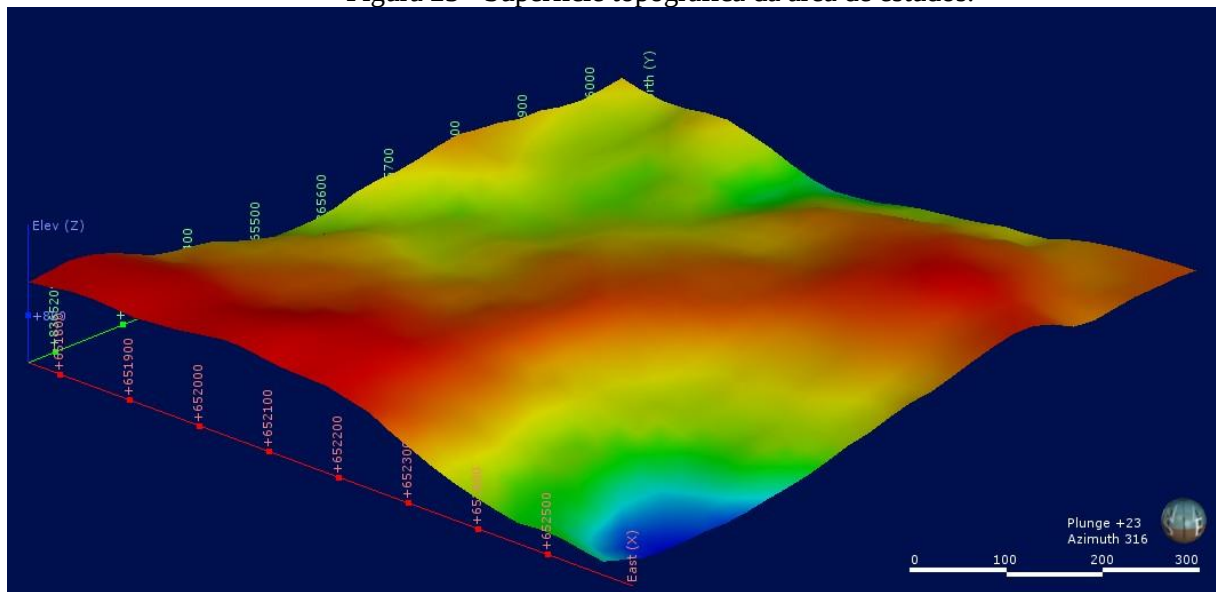


Figura 24 - Furos de sondagem.

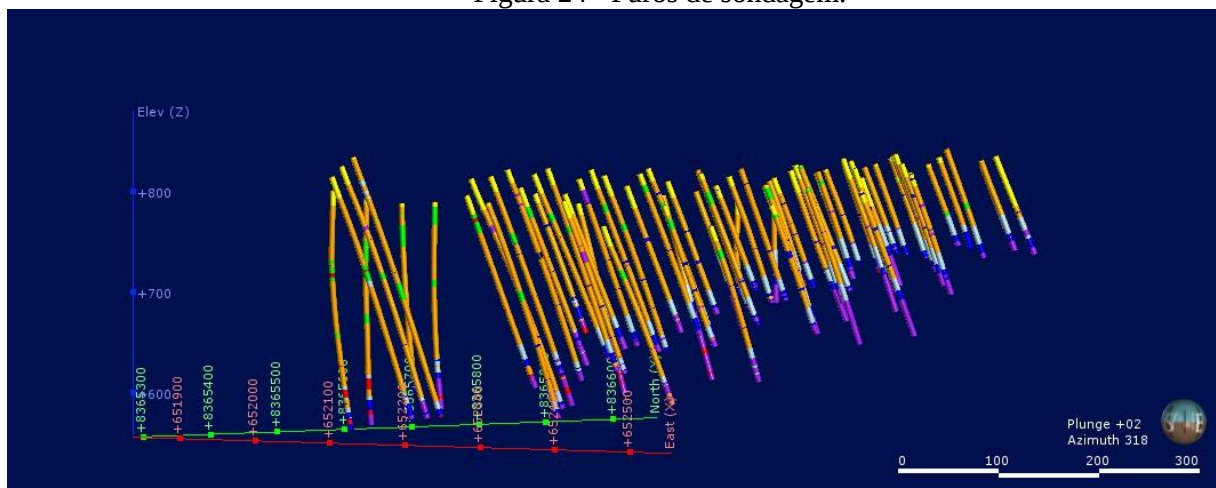


Tabela 9 - Comprimento de amostras por litologias.

Litologias	Comprimento	% de comprimento
Biotita xisto	904.06	8.36
CLS	6904.83	63.89
D	96.84	0.9
IS	1115.27	10.32
QSST	630.88	5.84
SAP	831.68	7.7
TCLS	324.26	3

Figura 25 - Furos de sondagem ajustados à topografia.

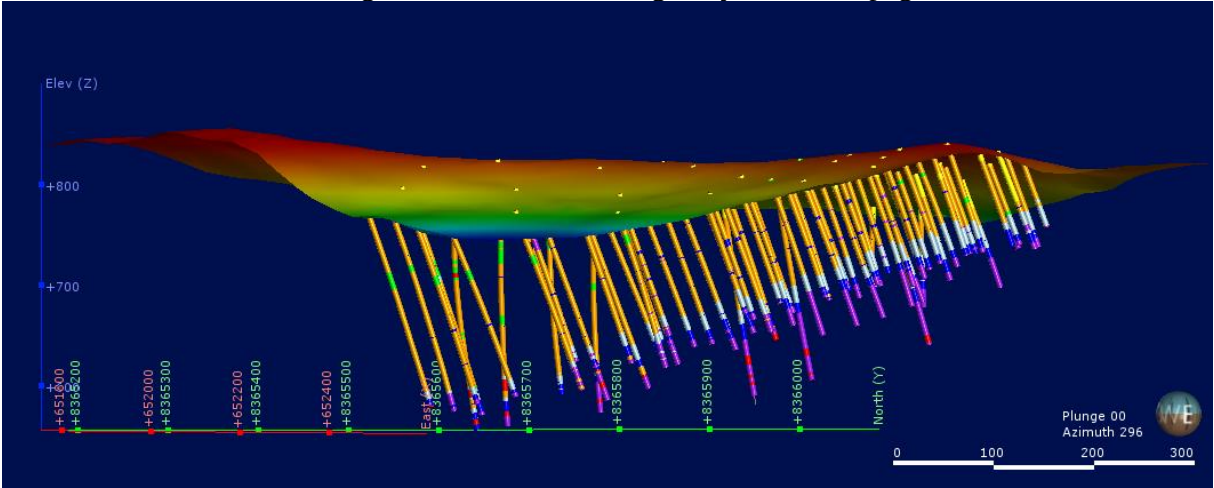


Figura 26 - Superfícies de base e topo das litologias.

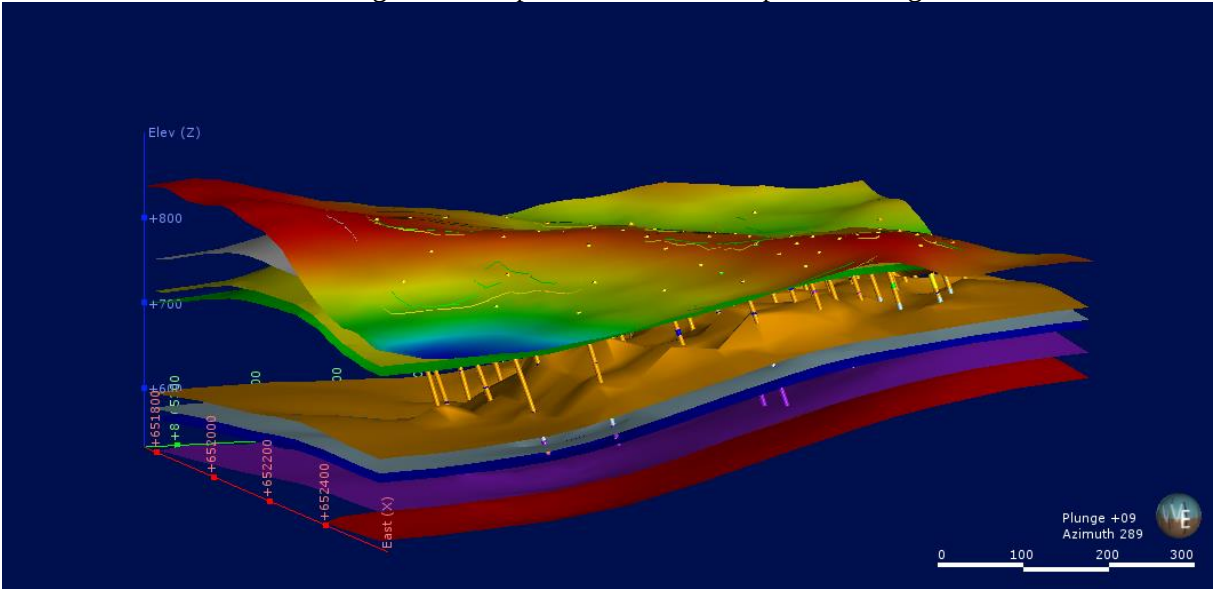


Figura 27 - Sólidos das litologias.

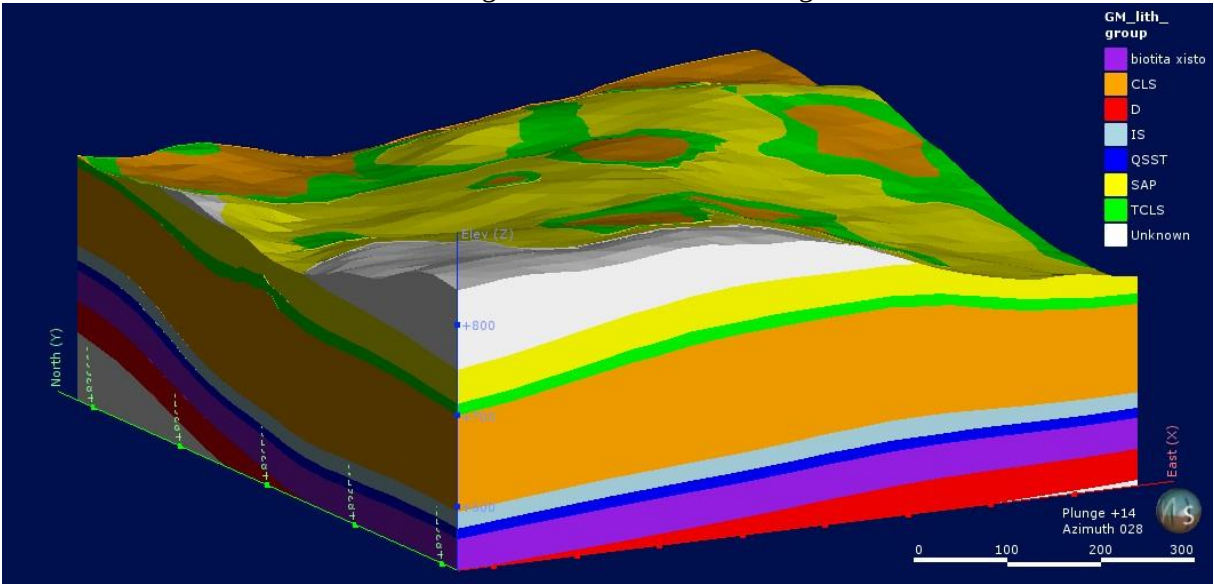
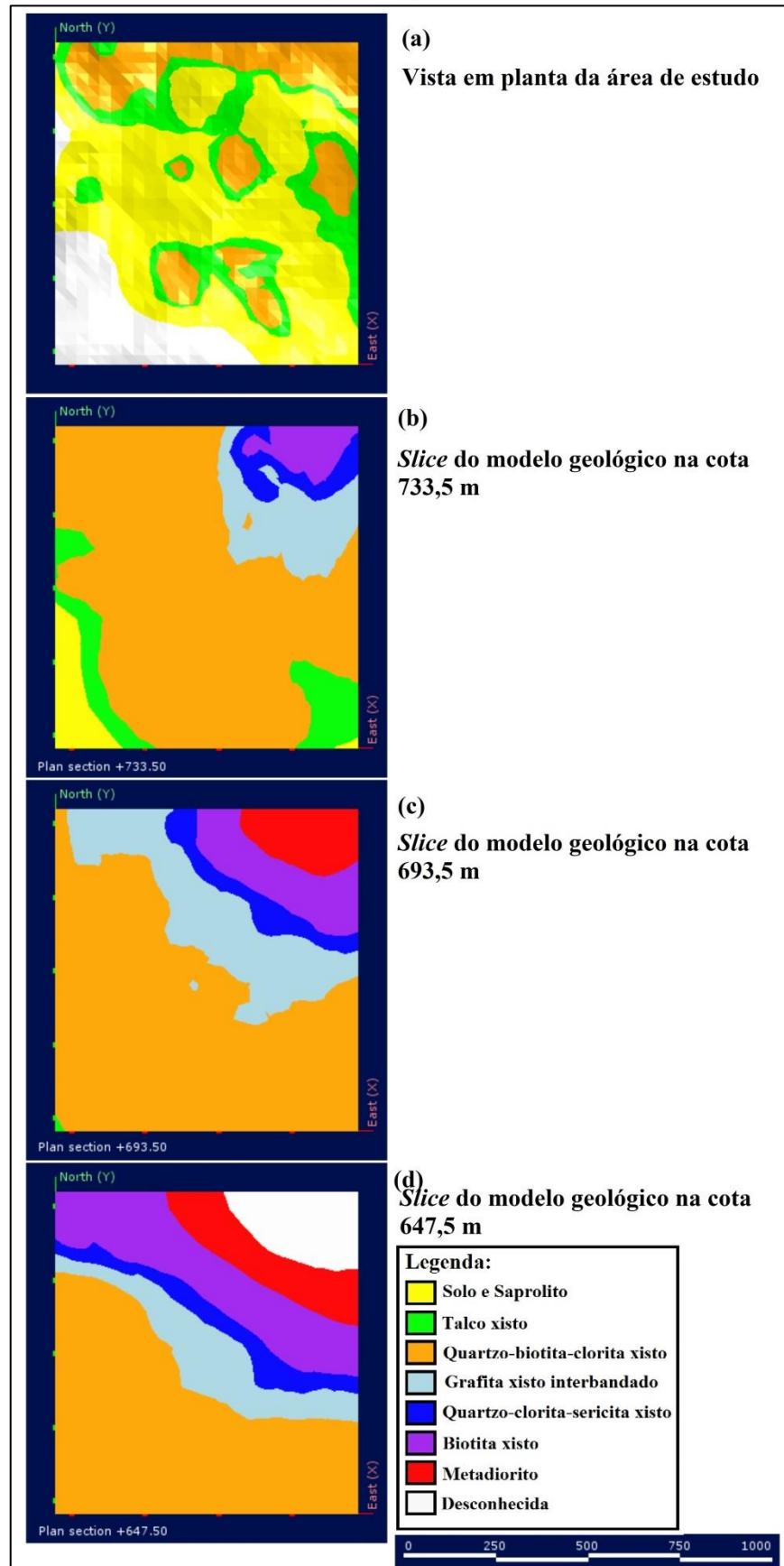


Figura 28 – Vista em planta da topografia e de cortes do modelo geológico, nas alturas 733,5; 693,5 e 647,5 metros.



5.1.8. Modelo de Blocos

Nos dados de ouro dos testemunhos de sondagem é possível observar que há uma concentração de teores mais altos, mergulhando aproximadamente 20° , o que coincide com o mergulho da foliação Sn da geologia local (figura 29).

Para se aplicar os métodos de estimativa foi construído o modelo de blocos em 3D. Os blocos apresentam dimensões de 10 x 10 x 2 metros. Assim, o modelo apresenta 75 x 85 x 160 blocos. A figura 30 apresenta o modelo de blocos com a localização das sondagens.

Figura 29 - Furos de sondagem com teores das amostras ao longo dos furos.

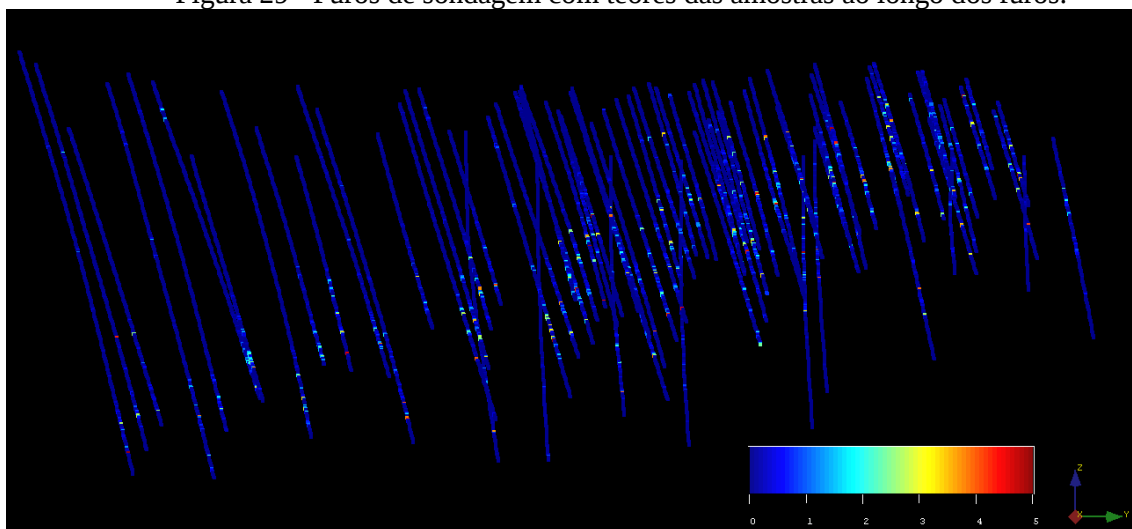
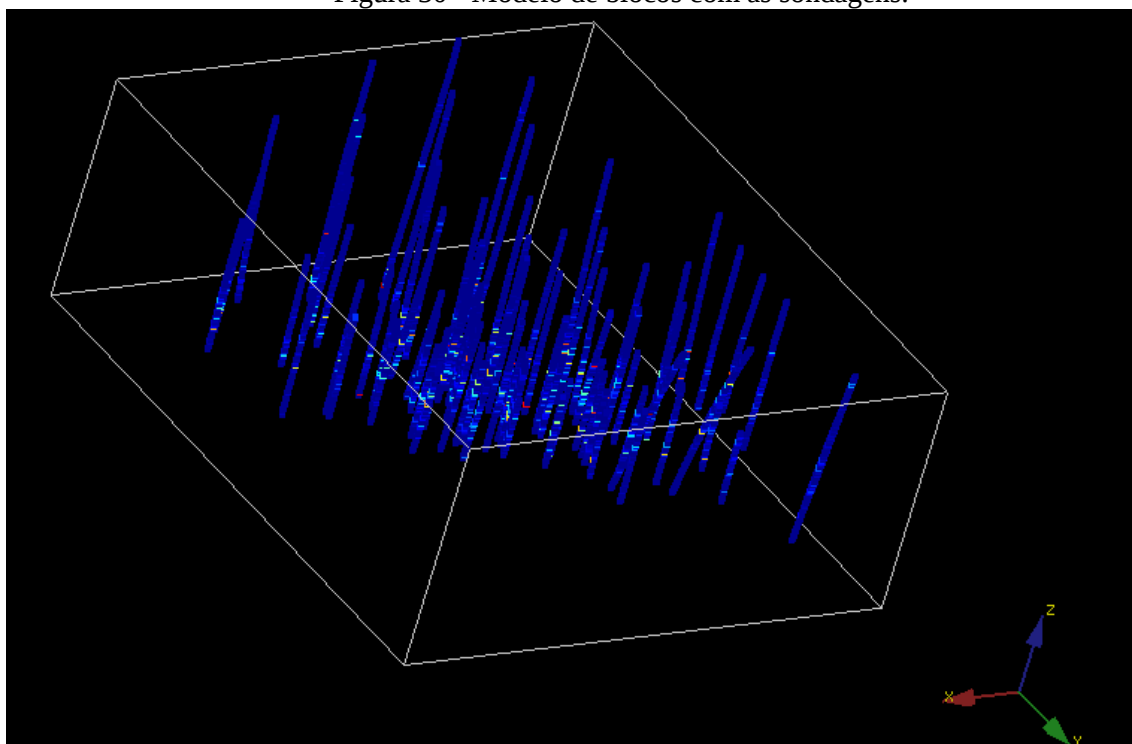


Figura 30 - Modelo de blocos com as sondagens.



5.1.9. Krigagem Ordinária

A análise geoestatística iniciou-se pela análise exploratória da variável ouro. A análise estrutural dos dados para obter a anisotropia foi feita através do cálculo de 8 direções, variando em 22,5° (0°, 22,5°, 45°, 67,5°, 90°, 112,5°, 135°, 157,5°) no plano horizontal. Em seguida, a análise foi feita na direção ortogonal também variando 22,5° em oito direções de mergulho, e na direção coplanar (*rake*). Interpretou-se a presença de anisotropia representada por um elipsoide com eixo maior no azimuth 45° e mergulho 22,5°, o eixo médio posicionado em 135° de azimuth e 0° de mergulho, enquanto o eixo menor tem posição 45°/90°. Nestas direções foram encontradas as maiores direção de continuidade para as amostras. A direção encontrada para correção da anisotropia era esperada, pois coincide com a atitude regional da foliação, e com a atitude local dos litotipos obtida no modelo geológico.

Na figura 31, estão representados os variogramas experimentais e seus respectivos modelos teóricos de variograma da variável ouro. Os valores ajustados para o modelo teórico de variograma podem ser observados na tabela 10.

Com o modelo teórico do variograma definido, a krigagem ordinária foi calculada utilizando no mínimo 1 e no máximo 12 amostras. O elipsoide de busca é rotacionado 45° no eixo Z e 22,5° em X, deixando seus eixos nas mesmas direções definidas no elipsoide que representa a anisotropia (figura 32). Os raios de busca têm 200 metros no eixo maior, 137,5 metros no eixo médio e 135 metros no eixo menor.

Tabela 10 - Modelo Teórico de variograma da variável ouro.

Modelo do Variograma de Ouro	
Efeito pepita	0.25
Tipo	Esférico
Patamar	0.09
Eixo Maior	200
Eixo Médio	137.5
Eixo Mínimo	135
Rotação em Z	45
Rotação em X	22.5
Rotação em Y	0

Figura 31 - Variogramas experimentais e modelos teóricos ajustados.

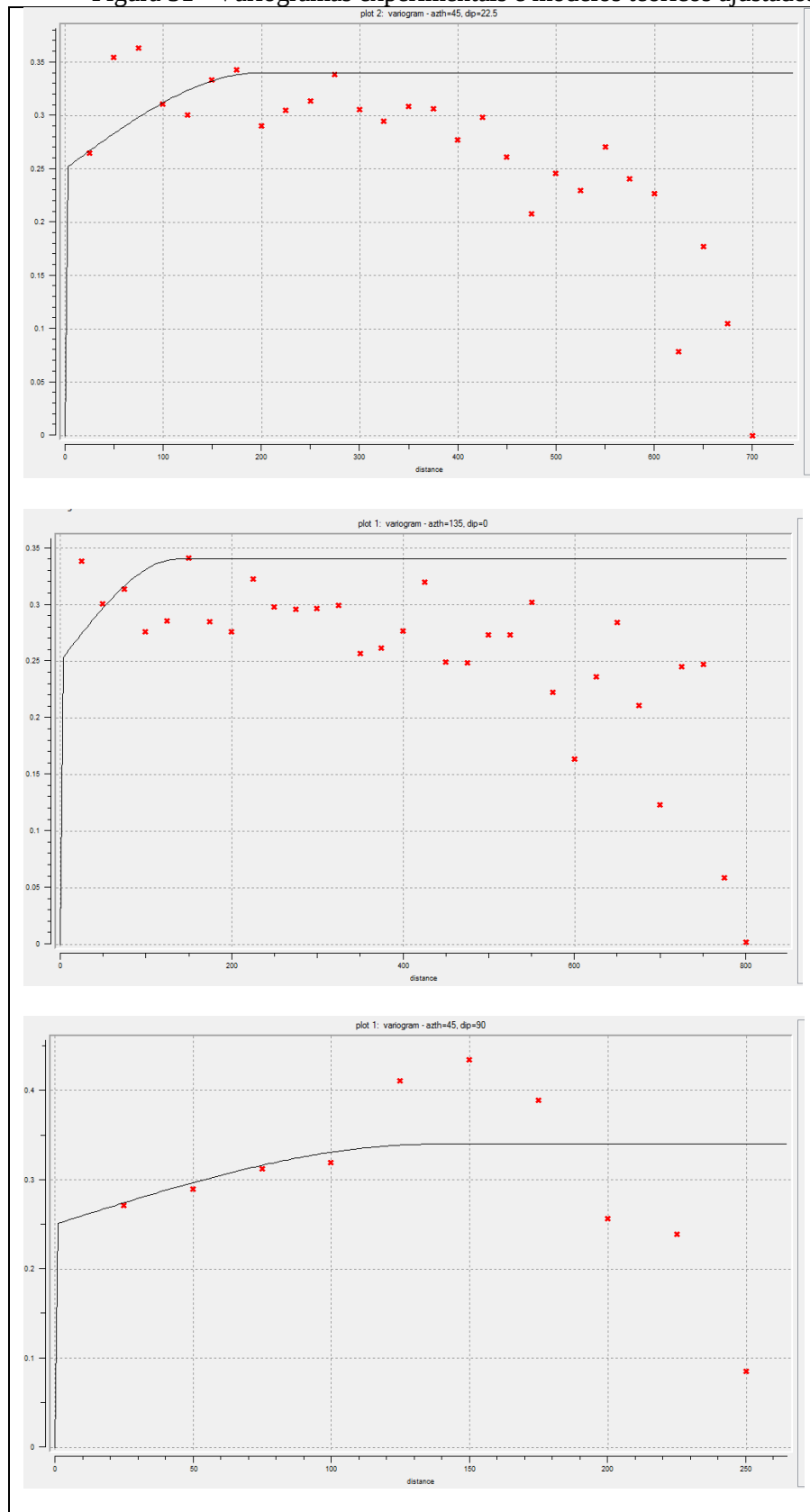
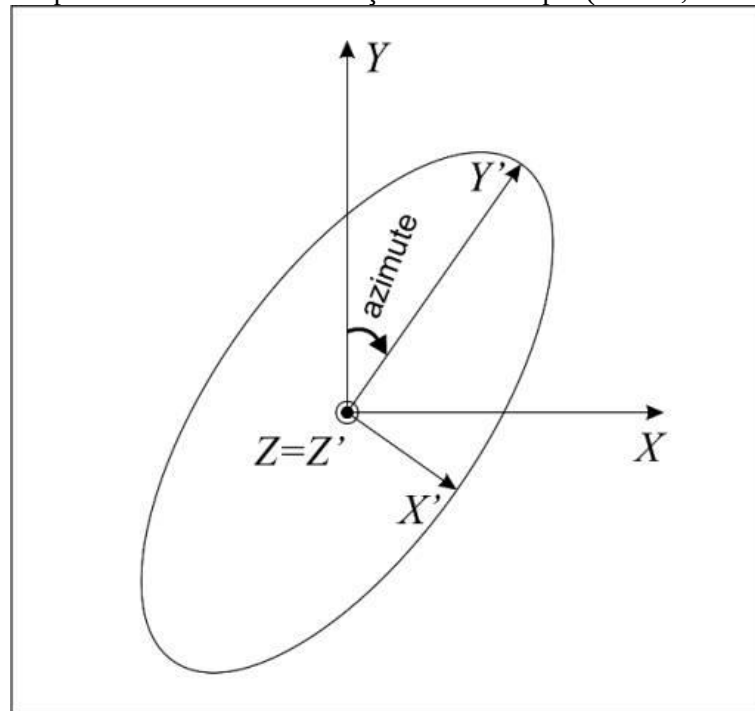
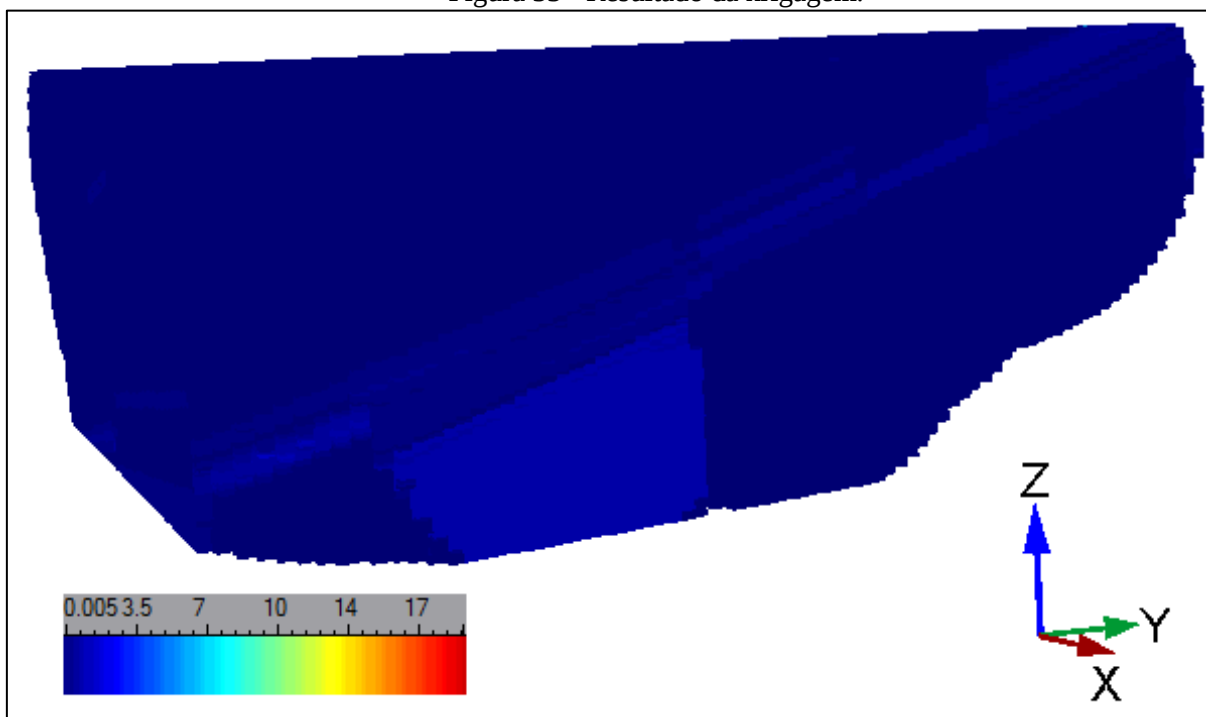


Figura 32 - Elipsoide de busca com correção de anisotropia (REMY; BOUCHER; WU, 2009).



O resultado da krigagem ordinária do ouro é apresentado na figura 33, em que se pode observar a estimativa dos teores, sendo as cores frias os menores teores e as cores quentes os maiores teores. Os blocos do modelo apresentam predominância de teores baixos, com teores um pouco maiores na camada hospedeira da mineralização. O histograma dos dados originais (figura 21) corrobora a estimativa obtida pela krigagem ordinária.

Figura 33 - Resultado da krigagem.



Para verificar o resultado da krigagem foram comparadas as estatísticas descritivas dos teores estimados no modelo de blocos (tabela 11) àqueles dos dados de ouro compostados. Os quartis avaliados (primeiro e terceiro) possuem valores muito próximos em ambas as distribuições, e as medidas de tendência central são equivalentes, assim como o desvio padrão. Devido à suavização da estimativa, inerente à krigagem, o coeficiente de variação é menor, bem como o valor máximo obtido pela krigagem.

Tabela 11 - Estatística Descritiva dos dados krigados.

Mínimo	0.005
Primeiro Quartil	0.012
Mediana	0.036
Terceiro Quartil	0.160
Máximo	19.564
Média	0.16
Variância	0.196
Desvio Padrão	0.442
Coeficiente de Variação	2.766

O histograma dos teores de ouro estimado (figura 34) também possui assimetria positiva, porém bem menos pronunciada do que a observada nos dados primários.

A partir da análise exploratória da estimativa gerada pela krigagem, foi possível observar a presença de uma camada de blocos de teores maiores, de direção NW-SE, mergulhando para SW (figura 35).

Com o intuito de evidenciar tal camada, os valores da estimativa foram filtrados, buscando um maior contraste. Para isso, foram realizadas buscas de intervalos de teores que melhor definissem esta camada, sem considerar as anomalias (*outliers*). O intervalo de teores de ouro, que garante que os dados pertencem a camada, foi encontrado entre 0,5 e 1 ppm de ouro, como mostra a figura 36. A figura 37 mostra a intersecção desta camada com as seções em Z, mostrando o comportamento da direção preferencial de maiores teores.

Foi feita a filtragem das amostras com este intervalo de teores no banco de dados com as informações de sondagens. Foram encontradas 449 amostras, que apresentam uma tendência geral de distribuição com assimetria positiva e baixa dispersão, porém são observados agrupamentos de amostras a cada intervalo de um décimo de teor, como mostra o histograma da figura 38.

Figura 34 - Histograma dos teores de ouro estimados por krigagem ordinária.

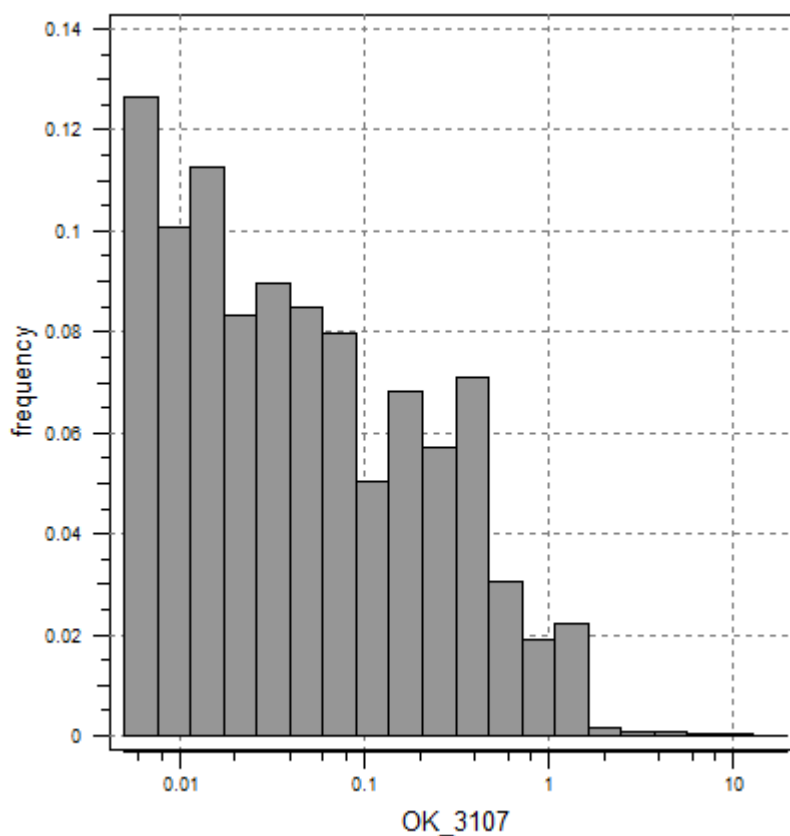


Figura 35 - Furos de sondagem ajustados ao modelo estimado por krigagem.

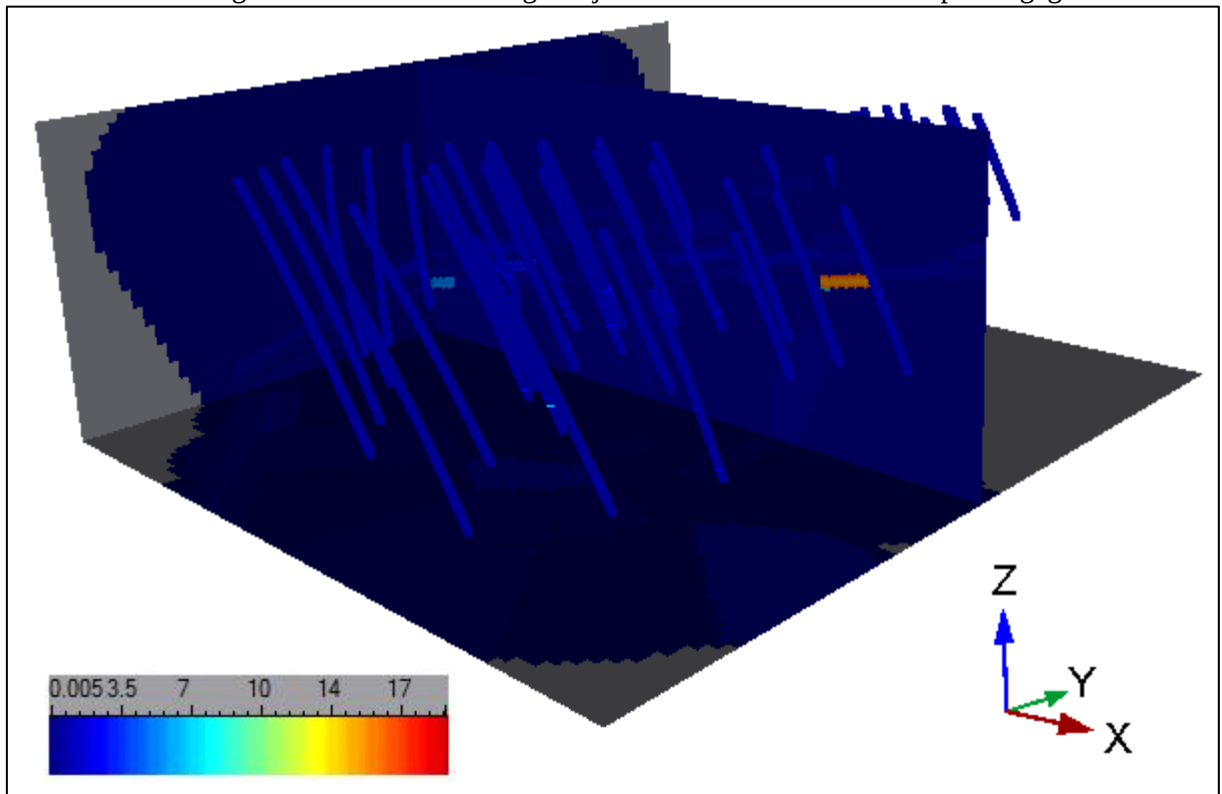


Figura 36 - Furos de sondagem ajustados ao modelo estimado por krigagem, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.

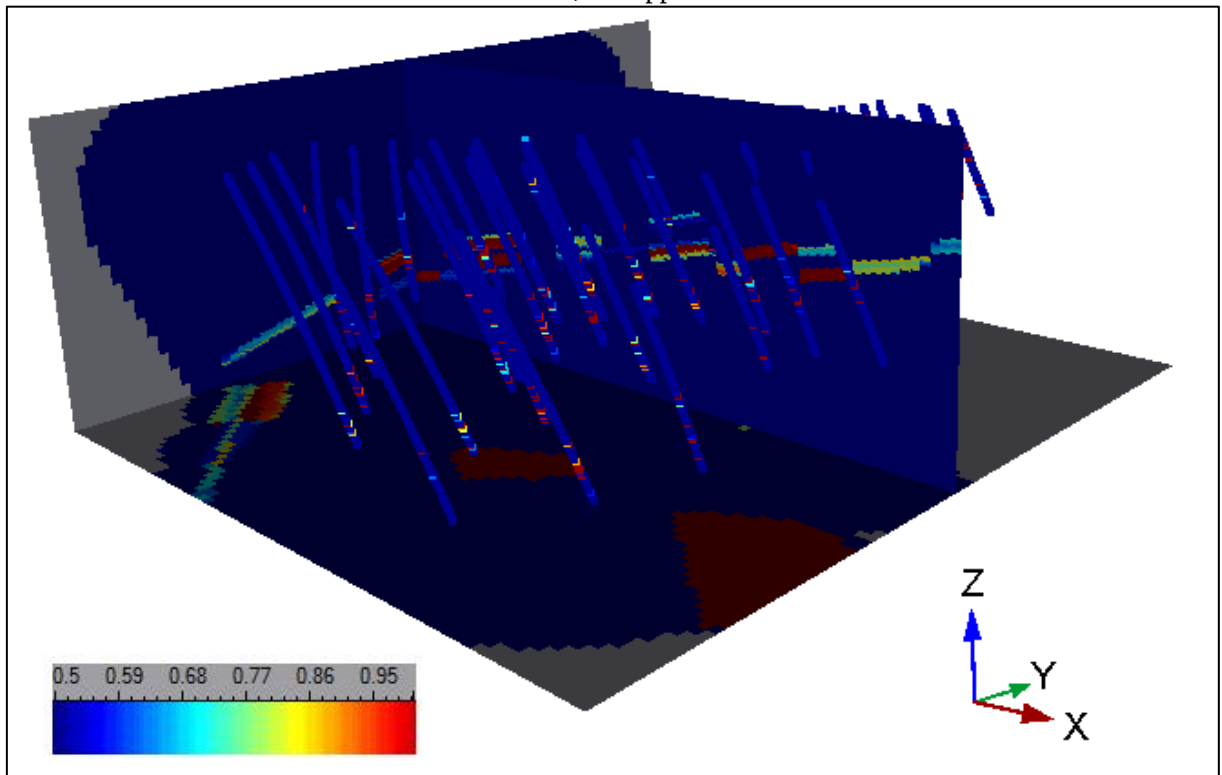


Figura 37 - Seções do modelo estimado por krigagem, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.

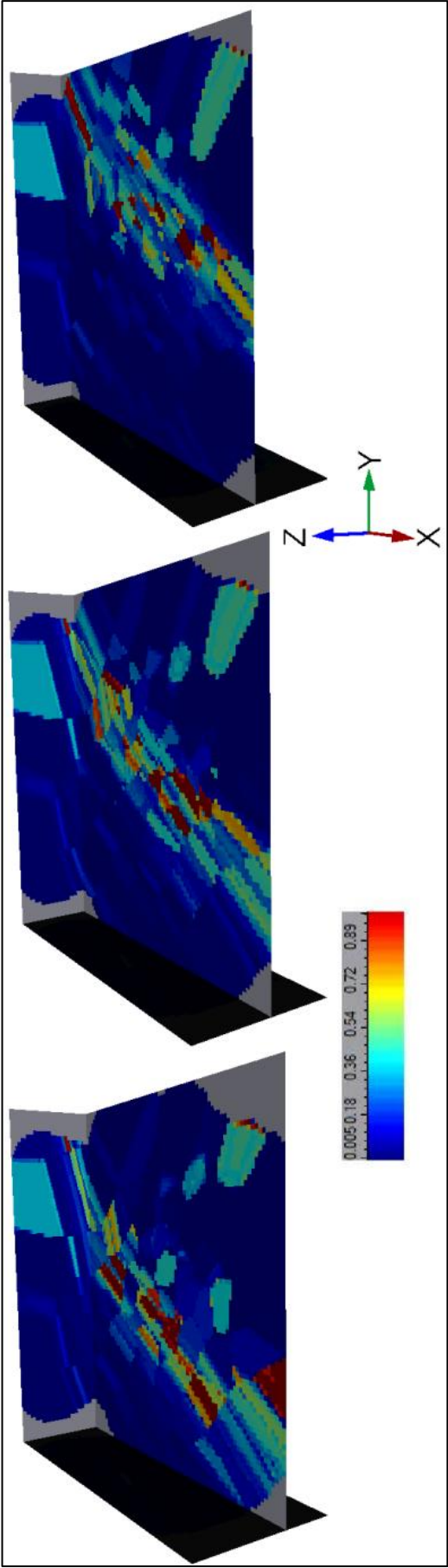
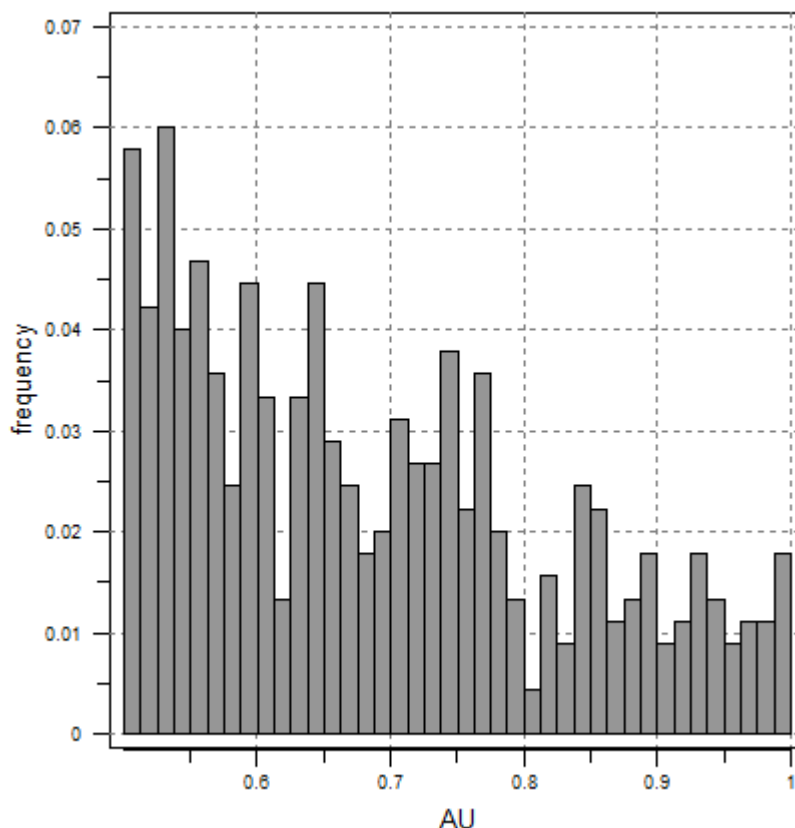


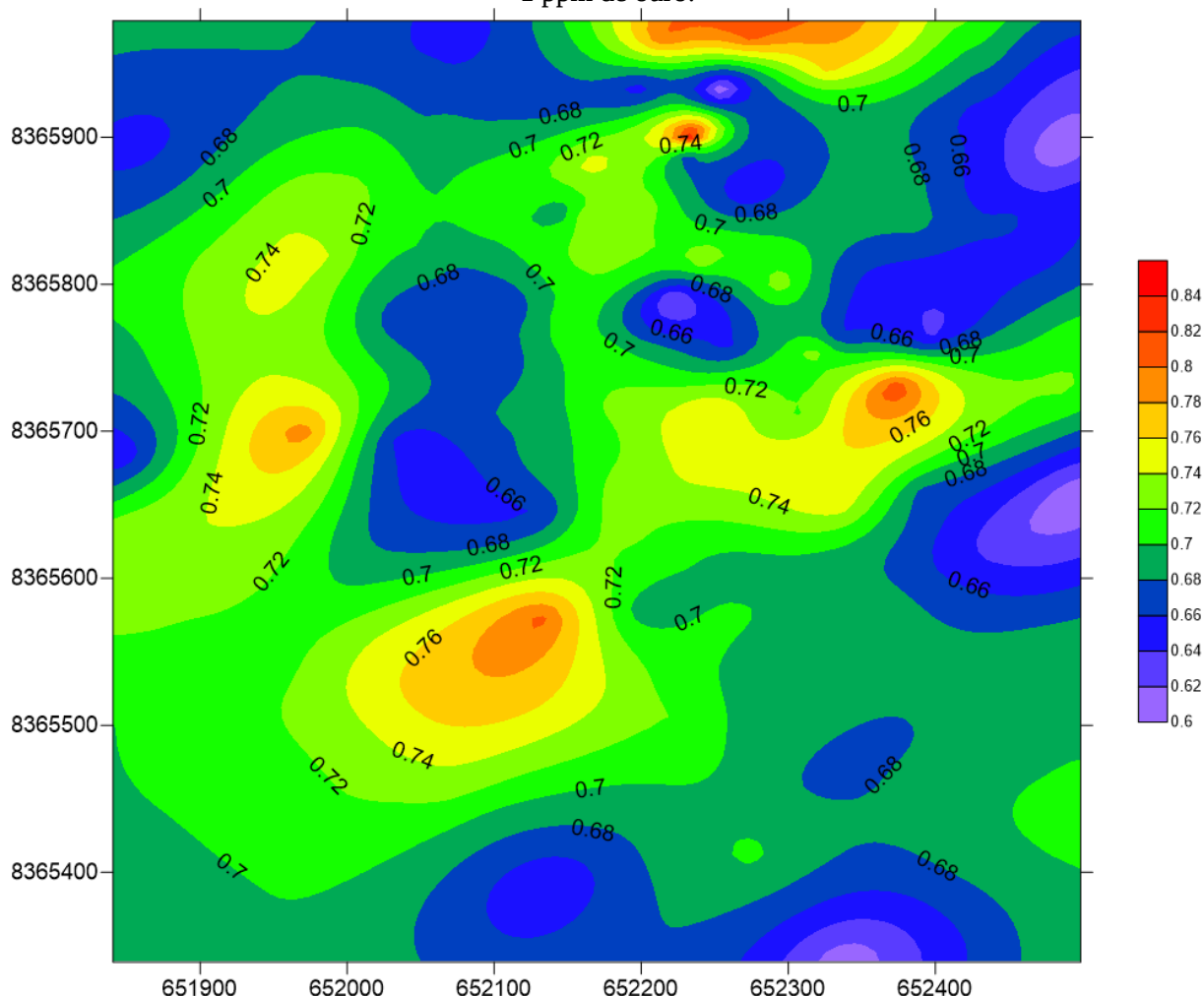
Figura 38 - Histograma dos teores de ouro, com seleção de valores de teores de ouro entre 0,5 e 1 ppm.



Esses dados obtidos no processo de filtragem pertencem à camada com maiores teores. As amostras foram separadas por furo de sondagem, e posteriormente foi calculado o teor médio de ouro para cada furo de sondagem. A localização (X, Y, Z) dessas amostras, com teor médio de ouro, foi obtida por meio da média das coordenadas de todas as amostras encontradas no intervalo, e pertencentes ao seu respectivo furo de sondagem.

Com as amostras médias de teores de ouro, representativas de cada furo de sondagem, foi estimada a superfície de tendência do comportamento dos teores de ouro regionais pelo método de krigagem (figura 39). Nessa estimativa utilizou-se elipse de busca de direção 15° com tolerância de 30°, e raio de 200 m, conforme a direção encontrada na rotação em Z do elipsoide de busca da krigagem. Nesse mapa, é possível observar que as maiores concentrações de ouro ocorrem em faixas alongadas de direção NE-SW, mas com boa continuidade lateral, sem marcar uma direção preferencial.

Figura 39 - Mapa do comportamento dos teores regionais na superfície com teores entre 0,5 e 1 ppm de ouro.



5.1.10. Simulação Sequencial Gaussiana

Para a simulação, os dados foram transformados em uma distribuição gaussiana normal com média zero e variância igual a 1 ($N[0,1]$). Para isto, foi utilizado o método de transformação por *Normal Score*. Este método gera a distribuição, a partir da comparação das funções densidades acumuladas dos dados e de uma distribuição gaussiana conhecida (REMY et al., 2009).

A análise exploratória variográfica foi realizada nos dados transformados, que foram utilizados para se interpretar a posição dos eixos principais do elipsoide, representativos da anisotropia. A direção do eixo maior está no azimuth 45° e mergulho $22,5^\circ$, o eixo médio posicionado em 135° de azimuth e 90° de mergulho, enquanto o eixo menor tem posição $45^\circ/90^\circ$. Apresenta-se na figura 40 o variograma experimental calculado e seu respectivo modelo teórico de variograma. Os parâmetros do modelo teórico de variograma ajustado são apresentados na tabela 12.

Tabela 12 - Parâmetros do modelo teórico de variograma do ouro transformado em uma gaussiana norma [0,1].

Modelo do Variograma de ouro transformado em gaussiana [0,1]	
Efeito pepita	0.25
Tipo	Esférico
Patamar	0.6
Eixo Maior	187.5
Eixo Médio	87.5
Eixo Mínimo	87.5
Rotação em Z	45
Rotação em X	22.5
Rotação em Y	0

A vizinhança para a simulação foi definida por um elipsoide de busca com os eixos rotacionados conforme as direções interpretadas na análise exploratória e dimensões de 187.5m, 87.5m e 87.5m como eixo maior, e dois eixos de tamanhos iguais, respectivamente. Foi utilizado o máximo de 12 amostras para as simulações e foram realizadas 100 simulações sequenciais.

Após a simulação, os resultados foram transformados buscando a aproximação com a distribuição original, entretanto a transformação gaussiana nos dados realizada inicialmente filtrou os teores mais baixos. Com o resultado dessas 100 realizações, foi feita a média de valores para cada bloco (*e-type*) e suas estatísticas descritivas são apresentadas na tabela 13. Comparando as estatísticas descritivas da média das simulações (*e-type*) àquelas dos dados originais das sondagens, observam-se algumas diferenças. A distribuição se tornou normal gaussiana, conforme histograma (figura 41). Os valores dos quartis aumentaram, sobretudo o primeiro quartil e a mediana, indicando que a frequência de valores baixos diminuiu, e a frequência de valores altos aumentou. Com a distribuição gaussiana, os valores de dispersão em torno da média diminuiram.

Assim como para krigagem, foi feita a análise exploratória da estimativa gerada pela simulação sequencial gaussiana. Foram aplicados os mesmos valores de filtragem dos dados utilizados na estimativa por krigagem, de 0,5 a 1 ppm de teor de ouro. Desta, forma também foi possível delimitar a camada preferencial de maiores teores, como mostra a figura 42.

Figura 40 - Variograma experimental e modelo teórico de variograma da variável ouro transformada em uma Gaussiana Normal [0,1].

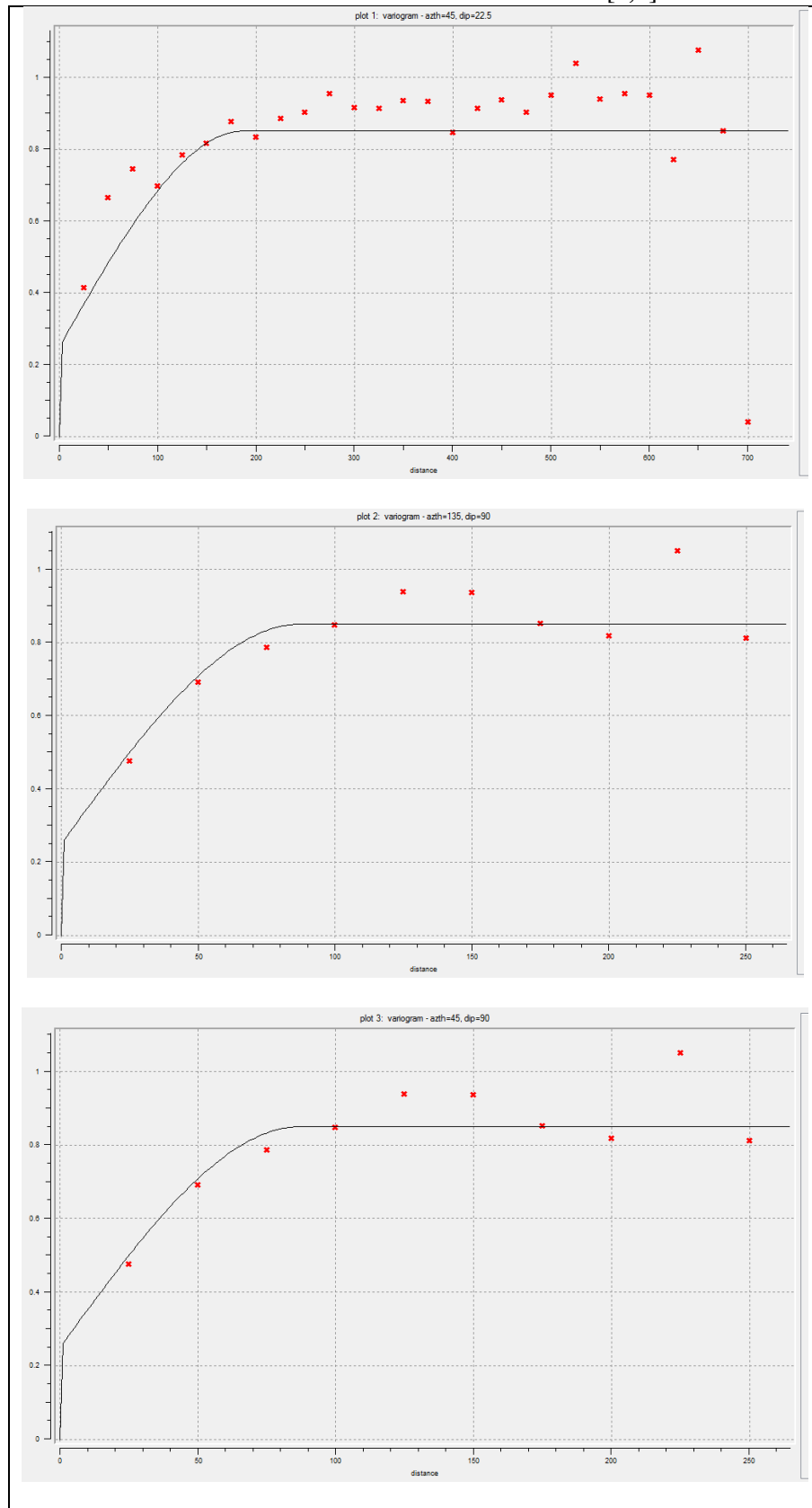


Tabela 13 - Estatística descritiva do *e-type* dos blocos simulados para os teores de ouro.

Mínimo	0.005
Primeiro Quartil	0.082
Mediana	0.126
Terceiro Quartil	0.119
Máximo	74.425
Média	0.144
Variância	0.022
Desvio Padrão	0.150
Coeficiente de Variação	1.038

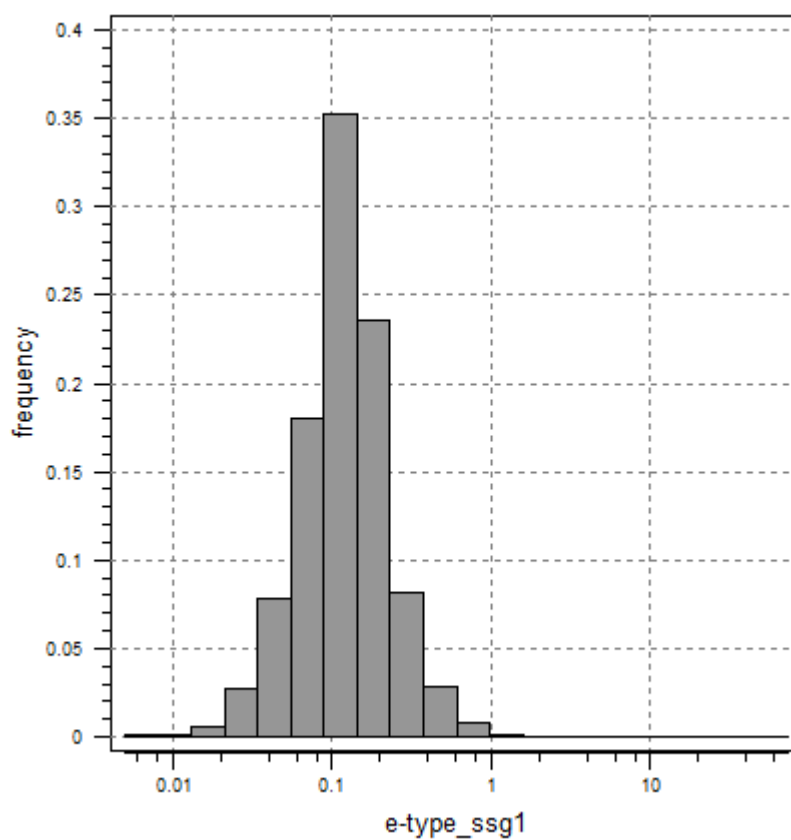
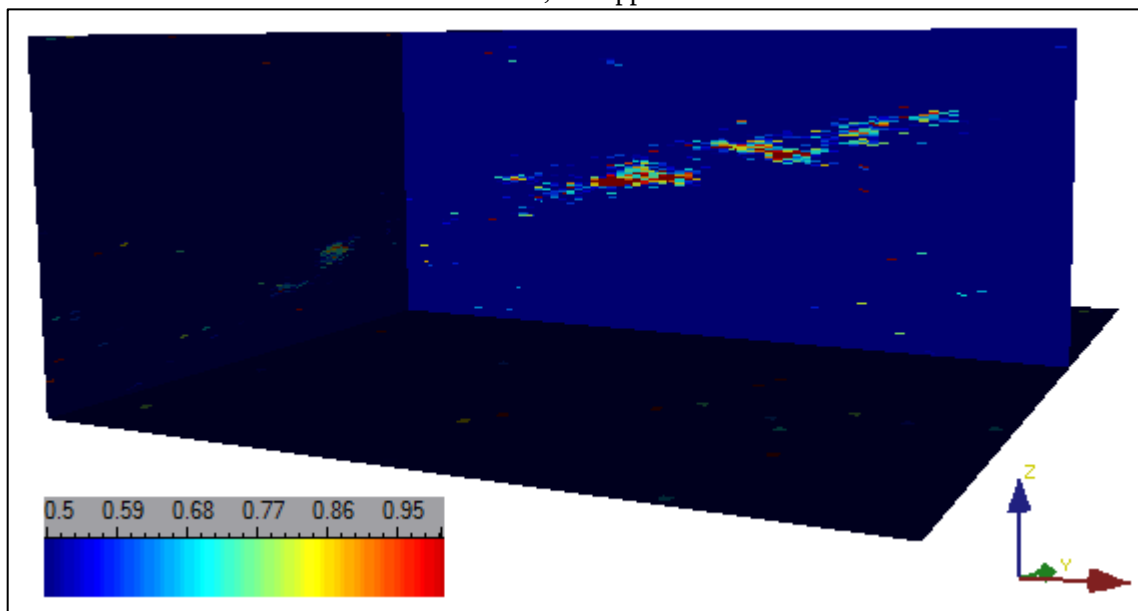
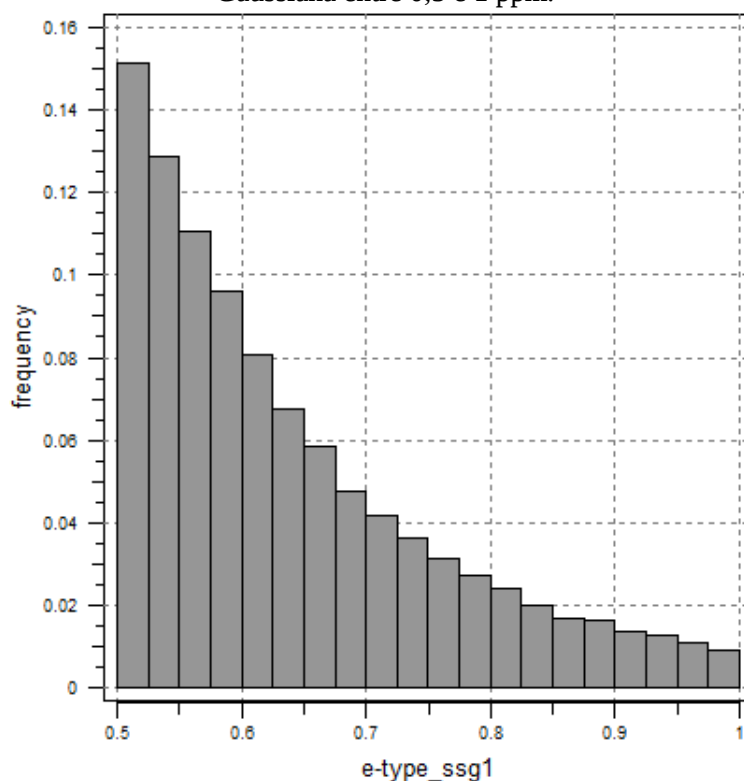
Figura 41 – Histograma do *e-type* dos teores de ouro nos blocos simulados pela Simulação Sequencial Gaussiana.

Figura 42 – Seção do modelo estimado por simulação sequencial gaussiana, com seleção dos dados entre 0,5 e 1 ppm de ouro.



Os blocos com teores entre 0,5 e 1 ppm de teor de ouro foram filtrados, e suas frequências acumuladas são apresentadas na figura 43. Os dados filtrados, pertencentes à camada preferencial de maiores teores, apresenta um histograma com assimetria positiva, assim como o histograma de frequência dos dados originais para este intervalo de teores. Após a estimativa, os dados da camada de interesse seguem o modelo matemático.

Figura 43 - Histograma da frequência de blocos estimados por Simulação Sequencial Gaussiana entre 0,5 e 1 ppm.



6 CONCLUSÕES

Antes de se iniciar o estudo de um empreendimento mineiro, é necessário fazer a validação do banco de dados que será utilizado, a fim de corrigir possíveis erros que estão associados à geração do banco de dados, como exemplo erros de digitação.

O banco de dados original está orientado por conhecimentos geológicos prévios, seguindo o *trend* regional NW-SE. Diante da limitação do software utilizado para modelagem numérica, foi necessário recortar uma área piloto, buscando uma malha de amostragem mais próxima de regular, que é mais indicada para as estimativas, por não estar enviesada, o que leva a uma amostragem mais equilibrada, e não cria tendências geradas pelo distanciamento dos dados. É necessário um rigoroso controle de qualidade para a amostragem e análises químicas das rochas para obter-se um modelo representativo.

A composição do conjunto de amostras permitiu regularizar quase que em totalidade os comprimentos das amostras, aumentando a confiança da estimativa. As amostras devem ter um tamanho constante em profundidade, para não influenciar de forma errônea a estimativa de teores de ouro.

A seleção de amostras dentro do intervalo de ± 2 vezes o desvio padrão, excluindo os *outliers*, facilitou modelagem do variograma teórico. Antes da remoção destes valores, não foi possível a estruturação dos variogramas.

A análise exploratória estrutural para a estimativa da direção das anisotropias deu como resultados modelos teóricos de variograma. A verificação de parâmetros, como o efeito pepita, através do variograma omnidirecional foi de fundamental importância para obtenção de um modelo representativo.

A realização de uma análise consistente é de suma importância para que o variograma do depósito seja representativo da variabilidade espacial. A avaliação da reserva, por meio da krigagem ordinária, depende desta análise para que seja significativa. Qualquer que seja o modelo de variograma introduzido, sempre haverá uma resposta, cuja consistência e validade dependem da representatividade do estudo variográfico.

A validação visual da krigagem, através da comparação entre as seções do modelo de blocos e furos de sondagem, teve relação local considerada aceitável entre os teores reais das amostras e os teores estimados. A validação global da krigagem foi positiva, pois os resultados de teores médios das amostras têm variação de apenas 10% quando comparados aos dados originais.

A análise da superfície do comportamento dos teores regionais permitiu concluir que não há uma direção preferencial de crescimento, mas essa superfície acompanha a foliação regional das rochas hospedeiras. Para esta análise, foram usados apenas os dados da camada interesse, com maiores teores, visto que os dados de rochas estéreis não são representativos da mineralização, e acabam por reduzir o potencial do depósito com a dissolução dos teores.

A Simulação Sequencial Gaussiana forneceu uma estimativa representativa para a região em estudo, quando considerada a camada de interesse, possível hospedeira de altos teores de ouro. O histograma dos teores estimados, considerando todos os blocos do modelo numérico, não honrou a distribuição dos dados originais. A média estimada teve aumento 23% em relação à média dos dados originais. Os dados filtrados, pertencentes à camada preferencial de maiores teores, reproduzem a distribuição dos dados originais. Assim sendo, a estimativa por Simulação Sequencial Gaussiana se mostrou eficaz para modelar os teores de interesse. A diminuição de frequências dos teores baixos não superestima o modelo, visto que esses teores não são o alvo de interesse quando se busca a mineralização.

O histograma de frequências, do intervalo entre 0,5 a 1 ppm de ouro, da Simulação Sequencial Gaussiana acompanha o modelo matemático, pois ele não apresenta as variações que aparecem na distribuição do histograma da Krigagem Ordinária. A Simulação Sequencial Gaussiana suaviza a tendência dos dados, dando uma distribuição com comportamento sem variações notáveis.

O conhecimento geológico é fundamental para a modelagem numérica de um depósito, pois com o modelo metalogenético é possível balizar as análises de forma mais assertiva. É importante realizar detalhamento na descrição dos furos de sondagem, a fim de identificar possíveis condicionantes estruturais (falhas, dobras, lineações, etc.), possibilitando encontrar regiões de maiores teores de ouro. Isto permitirá controlar a influência destes elementos no modelo, e se obter resultados mais precisos e confiáveis, além de facilitar a interpretação do modelo numérico ajustado ao modelo geológico da mineralização.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, F. F. M. Evolução tectônica do centro-oeste brasileiro. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, Rio de Janeiro, v. 40, n. 2, p. 280-296, 1968.

ALMEIDA, F. F. M.; HASUI, Y.; BRITO NEVES, B. B.; FUCK, R.R. Províncias estruturais brasileiras. In: SIMPÓSIO DE GEOLOGIA DO NORDESTE, 8., 1997, Campina Grande. **Atas...** Campina Grande: SBG, 1977. p. 363-391.

ALMEIDA, T. R. **Estudo petrográfico da zona mineralizada em ouro dos alvos Jordino, Ogó e Três Buracos, no Greenstone Belt de Pilar de Goiás**. 2011. 64 f. Trabalho de conclusão de curso (Geologia), Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2011.

BRASIL. Departamento Nacional de Produção Mineral. **Sumário mineral**. Brasília: DNPM, 2014. Disponível em: <<http://www.dnpm.gov.br/dnpm/sumarios/sumario-mineral-2014>>. Acesso em: 12 nov 2015.

CAERS, J. **Modeling uncertainty in the Earth Science**, Wiley-Blackwell, p. 104-106.

CLARK, I. **Practical geostatistics**. London: Applied Science Publishers LTD., 129 p. 1979.

DANNI J. C. M. Os *Greenstone Belts* da Província Tocantins no Estado de Goiás. **Revista Brasileira de Geociências**, São Paulo, v. 18, n. 4, p. 381-390, 1988.

DANNI, J. C. M.; RIBEIRO, C. C. Caracterização estratigráfica da sequência vulcanossedimentar de Pilar de Goiás e de Guarinos, Goiás. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA, 30., 1978, Recife. **Anais...** Recife: SBG, 1978. p. 582-596.

DANNI, J. C. M.; DARDENNE, M. A.; FUCK, R. A. Geologia da região da Serra da Santa Rita e Sequência Serra de Cantagalo. In: SIMPÓSIO DE GEOLOGIA DO CENTRO-OESTE, 1., 1981, Goiânia. **Atas...** Goiânia: SBG, 1981. p.265-280.

DANNI, J. C. M. 1988. Os Greenstone Belts da Província Tocantins no Estado de Goiás, Brasil. **Rev. Bras. Geoc.**, 18 (4): 381-390.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide**. 2 ed. New York: Oxford University Press, 1998.

DIXON, W. J.; MASSEY, F. J. **Introduction to statistical analysis**. New York: McGraw-Hill, 1957.

GOLD PRICE. **Gold price history**. 2015. Acesso em: <<http://goldprice.org/gold-price-history.html>>. Acesso em: 12 nov 2015.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Departamento Nacional de Produção Mineral, 1988.

HUIJBREGTS, C. J. Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data. In: DAVIS, J. C.; MCCULLAGH, M. J. (Ed.). **Display and analysis of spatial data**. New York: John Wiley, 1975. p. 38-53.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. R. **An introduction to applied geoestatitics**. New York: Oxford University Press, 1989.

JOST H.; OLIVEIRA A. M. 1991. Stratigraphy of the *greenstone belts* of the Crixás region, Goiás. **Journal of South American Earth Sciences**, Oxford, v. 4, n. 3, p. 201-214, 1991.

JOST, H.; FORTES P. T. F. O. Gold Deposits and occurrences of the Crixás Goldfield, central Brasil. **Mineralium Deposita**, New York, v. 36, p. 358-376, 2001.

JOST, H.; VARGAS, M. C.; FUCK, R. A.; KUYUMJIAN, R. M.; PIRES, A. C. B. Relações de contato, litologias, geologia estrutural e geofísica do Bloco Arqueano do Moquém, Crixás, Goiás. In: SIMPÓSIO DE GEOLOGIA DO CENTRO-OESTE, 4., Brasília. **Resumos Expandidos**. Brasília: SBG, 1994. p. 21.

JOST, H.; KUYUMJIAN, R. M.; FREITAS, A. L. S.; COSTA, A. L. L.; NASCIMENTO, C. T. C.; VASCONCELOS, F. M.; GALLOTI NETO, L.; MARTINS, M. C.; CARVALHO, M. N.; CONDÉ, V. C. Geologia da Porção Norte do *Greenstone Belt* de Guarinos, Goiás. **Revista Brasileira de Geociências**, São Paulo, v. 25, n. 1, p. 51-60, 1995.

JOST H.; FUCK, R. A.; BROD, J. A.; DANTAS, E. L.; MENESES, P. R.; ASSAD, M. L. L.; PIMENTEL, M. M.; BLUM, M. L. B.; SILVA, A. M. Geologia de Terrenos Arqueanos e Proterozóicos da região de Crixás-Cedrolina, Goiás. **Revista Brasileira de Geociências**, São Paulo, v. 31, n. 3, p. 315-328, 2001.

JOST, H.; DUSSIN, I. A.; CHEMALE J. R. F.; TASSINARI, C. C. G.; JUNGES, S. U-Pb and Sm-Nd constraints for the paleoproterozoic age of the metasedimentary sequences of the Goiás archaean *greenstone belts*. In: SOUTH AMERICAN SYMPOSIUM ON ISOTOPE GEOLOGY, 6., San Carlos de Bariloche, 2008. **Proceedings...** San Carlos de Bariloche: INGEIS, 2008.

JOURNAL, A. G. Non-parametric estimation of spatial distribution. **Mathematical Geology**, Heidelberg, v. 15, p. 445-468, 1983.

JOURNAL, A. G.; HUIJBREGTS, J. C. H. **Mining geostatistics**. New York: Academic Press, 1978.

KOCH, G. S.; LINK, R. F. **Statistical analysis of geological data**. New York: Dover Publications, 1971.

LANDIM, P.M.B.; STURARO, J.R. **Krigagem indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de risco**. DGA, IGCE, UNESP – Rio Claro. Laboratório de Geomatematica, Texto Didático 06, 2002, 19p.

LANDIM, P. M.B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Editora Unesp, 2003

MAGALHÃES, M. N.; LIMA, A. C. P. **Noções de probabilidade e estatística**. São Paulo: Edusp, 2010.

MARINI, O. J.; FUCK, R. A.; DANNI, J. C. M.; DARDENNE, M. A. A evolução geotectônica da Faixa Brasília e do seu embasamento. In: SIMPÓSIO SOBRE O CRÁTON DO SÃO FRANCISCO E SUAS FAIXAS MARGINAIS, 1., Salvador, 1981. **Anais...** Salvador: SBG, 1981. p. 100-105.

MATHERON, G. F. **Traité de géostatistique appliquée**. Paris: Editions Technip, 334 p. 1962.

MATHERON, G. F. **La théorie des variables régionalisées et ses applications**, Les Cahiers du Center de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, Fascicule 5, École Supérieure des Mines de Paris, 1970.

OLEA, R.A. **Geostatistical glossary and multilingual dictionary**. New York: Oxford University Press, 1991.

PIERCEY, S. J. Modern Analytical Facilities 2. A Review of Quality Assurance and Quality Control (QA/QC) Procedures for Lithogeochemical Data. **Geoscience Canada**, [S.l.], p. 75-88, mar. 2014. ISSN 1911-4850. Disponível em: <<https://journals.lib.unb.ca/index.php/GC/article/view/20475/24873>>. Acessado em: 24 out. 2016.

PORTAL ACTION. **Boxplot**. 2016. Disponível em: <<http://www.portalaction.com.br/estatistica-basica/31-boxplot>>. Acesso em: 01 fev 2016.

PULZ, G. M. **Modelos prospectivos para ouro em greenstone belts: exemplo dos depósitos Maria Lázara e Ogó, na região de Guarinos e Pilar de Goiás, Goiás**. 1995. 189 f. Tese (Doutorado em Geociências) - Instituto de Geociências, Universidade de Brasília, Brasília, 1995.

REMY, N.; BOUCHER, A.; WU, J. **Applied Geostatistics with SGeMS: A user's guide**. New York: Cambridge University Press, 2009.

RESENDE, L. **Estratigrafia, petrografia e geoquímica da sequência sedimentar do Greenstone Belt de Pilar de Goiás, GO**. 1995. 124 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Geociências, Universidade de Brasília, Brasília, 1995.

RIBEIRO FILHO, W. Geologia e alguns aspectos das mineralizações auríferas das faixas Pilar e Guarinos. In: ENCONTRO REGIONAL DO OURO DE GOIÁS, 1., Goiânia, 1984. **Ata...** Goiânia: SBG, 1984. p. 6-24.

RIBEIRO JUNIOR, P. J. **Introdução ao ambiente estatístico R**, 2011. Disponível em: <<http://leg.ufpr.br/~paulojus/embrapa/Rembrapa/>>. Acesso em: 01 fev 2016.

ROSSI, M. E.; DEUTSCH, C. V. **Mineral resource estimation**. New York: Springer, 2014.

SABÓIA, L. A. Os *greenstone belts* de Crixás e Goiás, GO. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Geologia**, São Paulo, n. 9, p. 44-72, 1979.

SOUSA, V. H. V. **Estratigrafia Isotópica do *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás e Correlações**. 2011. 90 p. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Geociências, Universidade de Brasília, Brasília.

TEIXEIRA, A. C. **Análise estrutural e microtectônica da inflexão do Jordino e depósitos de ouro associados no *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás**. 2012. 56 f. Trabalho de conclusão de curso (Geologia), Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2012.

YAMAMOTO, J. K. **Avaliação e Classificação de Reservas Minerais**. São Paulo: Edusp, 2001.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística Conceitos e Aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.

ANEXO A – MAPA GEOLÓGICO

ANEXO A - MAPA GEOLÓGICO

