UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**KRIGAGEM DE TEORES DE OURO DA MINA DE
CAIAMAR-GOIÁS**

Alexandre Silva Santos

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO
Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia

VERSÃO CORRIGIDA

São Paulo

2015

KRIGAGEM DE TEORES DE OURO DA MINA DE CAIAMAR-GOIÁS

Esta dissertação contém as correções e
alterações sugeridas pela comissão julgadora
durante a defesa realizada por Alexandre Silva
Santos em 24/03/2015.

Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

Prof. Dr. Giorgio Francesco Cesare de Tomi

“Cada sonho que você deixa pra trás, é um pedaço do seu futuro que deixa de existir.”

Steve Jobs

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho as pessoas que sempre acreditaram em mim.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus pelo privilégio da vida;

A minha esposa Aline, pois me deu força em todas as horas, sempre com os melhores conselhos e pensamentos

Ao meu pai e minha mãe pelo apoio confiança e carinho;

A Universidade de São Paulo pela oportunidade;

Aos meus amigos como um todo;

A empresa Yamana Gold por ter cedido o banco de dados em especial ao Geólogo Emerson Ricardo Ré pela intermediação;

Ao prof. Dr. Marcelo Monteiro da Rocha;

Ao prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto pelas aulas e conhecimento passado;

Ao prof. Dr. João Felipe C. L. Costa pelas elucidações e ajuda;

Ao grupo do LPM da URGs, Roberto, Pablo, Marcel e Paulo, pelo o apoio e pela ajuda;

A CAE Mining pela cessão do software Datamine Studio;

A Geovariances pela permissão de uso do programa Isatis;

Ao pessoal da sala 105 da USP, Eduardo Takafuji, Sidney S. Goveia, Carlos Carrasco, prof. Dr. Fabrício B. Dalmás e Santiago Díaz e;

Ao Antonio T. Kikuda do LIG;

RESUMO

Este trabalho foi realizado a partir de dados disponibilizados pela empresa Yamana Gold Inc., referente a mina de ouro de Caiamar, localizada na região centro oeste do país, na cidade de Guarinos em Goiás, onde ocorrem os terrenos *Greenstones* inseridos no Maciço Mediano de Goiás. Estes tipos de depósitos auríferos, além de ocorrerem no estado de Goiás, ocorrem também nos estados do Tocantins e Minas Gerais e já são conhecidos desde a época colonial.

A mineralização se encontra disposta nas formas concordante e sub-concordante a foliação SN, com uma direção média de 50-60°/SW distribuído em três níveis, antes denominados de A1, A2, A3 e em três camadas menores ou lentes chamadas A4, A5 e A6. Atualmente, com o desenvolvimento do trabalho na mina é possível dizer que as camadas que abrigam a maior quantidade do mineral são as camadas GRV e QFP.

A técnica de geoestatística de indicadores ajudou na busca do mineral de interesse, além de ajudar a entender o modo de distribuição e sua continuidade dos teores, que pode estar associado tanto a veios e vênulas de quartzo quanto a porções mineralizadas com espessuras médias inferiores a 1 metro.

O objetivo do trabalho é utilizar a Geoestatística Não Linear, mais precisamente a técnica de krigagem de indicadores para restringir a estimativa dos blocos estimados, com uma probabilidade maior que 0,5 ppm de ser minério.

A partir de várias tentativas de estimativas mal sucedidas, duas estratégias foram escolhidas para execução do trabalho. A primeira estratégia foi utilizar os teores mínimos, 0.5 ppm, transformados em indicadores e estimar a região mineralizada (*grade shell*), identificando a geologia mineralizada ou a zona mineralizada, em seguida utilizar a técnica krigagem ordinária para os dados dentro da região mineralizada e mapear os teores desejados de ouro. A segunda estratégia, utiliza as informações fornecidas pela mina, como as litologias descritas pelo geólogo de campo, identificadas como sendo as mais mineralizadas e utilizar a krigagem ordinária para se mapear os teores de ouro.

Com as evidências encontradas a segunda estratégia mostrou-se ser a mais promissora, especialmente por gerar um impacto em redução no custo de produção.

ABSTRACT

This study was conducted from data provided by the company Yamana Gold Inc., regarding the gold mine of Caiamar, located in the west central region of Guarinos city, where there are the Greenstones lands inserted in the Maciço Mediano de Goiás. These types of gold deposits, besides occur in the state of Goiás, also occur in the states of Tocantins and Minas Gerais and have been known since colonial times.

Mineralization is arranged in ways concordant and sub-concordant to SN foliation with an average direction of 50-60°/SW distributed on three levels previously named A1, A2, A3 and three smaller layers or lens so-called A4, A5 and A6. Nowadays, with the development of the work in the mine is possible to say that the layers that shelter the greatest amount of mineral layers are GRV and QFP.

The technique of geostatistics indicators helped in the search for mineral of interest and help to understand the mode of distribution and continuity of the levels, which may be associated with both veins and quartz venules as the mineralized portions with average thicknesses of less than 1 meter.

The objective is to use the nonlinear geostatistics, specifically the kriging technique indicators to restrict the estimation of blocks estimated with a probability greater than 0.5 ppm to be ore.

From several unsuccessful attempts to estimate, two approaches were chosen to perform the work. The first strategy was to use the minimum concentration, 0.1 ppm, and estimate indicators transformed into the mineralized area (grade shell), identifying geological mineral or mineralized zone then use ordinary kriging technique for the data within the mineralized region and map the desired gold content. The second strategy uses the information provided by the mine, as the lithologies described by the field geologist, identified as being the most mineralized and using ordinary kriging to map the gold grades.

Evidences found in the second strategy proved to be the most promising, especially for generating an impact in reducing the cost of production.

Índice de Figuras

Figura 1 - Amostragens e duas direções em relação aos eixos x e y do plano cartesiano (modificado de Druck, S.; Carvalho, M. S.; Câmara, G.; Monteiro, A. M. V., 2004).....	10
Figura 2 - Variograma típico e suas propriedades (Yamamoto, 2001).	11
Figura 3 - Representação gráfica dos modelos transitivos. (modificado de Isaaks e Srivastava, 1989).....	13
Figura 4 - Representação gráfica do enviesamento condicional existente na krigagem. O gráfico representa a distorção existente entre os valores reais e os estimados após a realização da Validação Cruzada, sendo possível observar que os valores reais maiores são subestimados, e os valores reais menores são superestimados. Tal distorção leva à obtenção de uma reta de regressão que se afasta da 1ª bisetriz (caso ideal). (Adaptado de Olea, 1999).	15
Figura 5 - Localização da cidade de Pilar de Goiás e as vias de acesso pelas cidades de Goiás e Brasília (Google Maps)	18
Figura 6 - Localização da mina de Caiamar em relação as cidade de Guarinos e Pilar de Goiás (Google Maps).....	19
Figura 6 - Mapa geológico simplificado da porção centro-leste da Província Tocantins, exibindo o Maciço Mediano de Goiás: Bloco Arqueano de Crixás-Goiás (1), Terrenos Paleoproterozóicos de Almas-Natividade (2), Complexos Máfico-Ultramáficos (3), Complexo Anápolis-Itaçu (4), Arco Magmático de Goiás (5). (Extraído de Pimentel <i>et al.</i> 2004).....	20
Figura 7 - Subdivisão do Bloco Arqueano-Paleoproterozóico de Goiás. Modificado de Mota- Araujo & Pimentel, 2002.	21
Figura 8 - Situação das cidades produtoras de ouro do Brasil colonial (Palacin, 1979).	22
Figura 9 - Mapa geológico do <i>Greenstone belt</i> de Guarinos e o entorno (Rodrigues, 2011). .	23
Figura 10 - Seção geológica apresentando as principais litologias relacionadas as mineralizações do depósito Caiamar (Rodrigues, 2011).....	25
Figura 11 - Esquema ilustrando as relações estimadas entre o gabro, mineralizações de ouro e a possível intrusão oculta do depósito do Caiamar (Rodrigues, 2011).	25
Figura 12 - Mapeamento do corpo de minério nas galerias do nível 55. (Fonte Yamana Gold Inc.)	29
Figura 13 - Localização das sondagens na área da mina de Caiamar.	31

Figura 14 - Histograma contendo todas as amostras de ouro da mina de Caiamar e a configuração das sondagens na mina.	33
Figura 15 - Histograma das amostras de ouro com teor abaixo de 0,1 ppm.	34
Figura 16 - Histograma do tamanho das amostras.	35
Figura 17 - Histograma das amostras regularizadas para 1,0 metro.	36
Figura 18 - Histograma da transformada de indicadores para o <i>cutoff</i> 0,5 AU_PPM.....	37
Figura 19 – <i>Grade shell</i> criado a partir do <i>cutoff</i> de 0.5 ppm com as sondagens.	38
Figura 20 - Histograma das amostras contidas no <i>grade shell</i>	38
Figura 21 - Modelo de bloco 10x10x2 metros.	39
Figura 22 - Modelo de bloco 10x10x2 metros com as amostras utilizadas na krigagem.....	40
Figura 23 - Parâmetros utilizados para o calculado da direção principal encontrada.	41
Figura 24 - Parâmetros utilizados para o calculado da direção principal encontrada e o mergulho.....	41
Figura 25 - Modelo krigado do <i>grade shell</i> das amostras de ouro.	44
Figura 26 - Histograma da krigagem do ouro para estratégia 1.	44
Figura 27 - Janela do Data Analysis Toolkit (beta) apresentando os valores das estimativas comparando as médias estimadas de krigagem e <i>Nearest Neighbor Estimation</i> do ouro com probabilidade de 50% de chance de ser minério.	45
Figura 28 - Análise de deriva na direção EW para a variável AU.	46
Figura 29 - Análise de deriva na direção NS para a variável AU.	46
Figura 30 - Análise de deriva na direção ao longo do furo para a variável AU.....	47
Figura 31 - Krigagem da variável AU_PPM.....	51
Figura 32 - Histograma da estimativa de AU krigado através das litologias escolhidas.	51
Figura 33 - Janela do Data Analysis Toolkit (beta) apresentando os valores das estimativas comparando as médias estimadas de krigagem e <i>Nearest Neighbor Estimation</i> do ouro.	52
Figura 34 - Análise de deriva na direção EW para a variável AU_PPM.	53
Figura 35 - Análise de deriva na direção NS para a variável AU_PPM.	53
Figura 36 - Análise de deriva na direção ao longo do furo para a variável AU_PPM.....	54

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Tipos de litologias classificados em códigos e a quantidade de amostras encontradas nas sondagens (Yamana Gold Inc., 2011).....	28
Tabela 2 - Análise estatística da variável AU_PPM da mina Caiamar	32
Tabela 3 - Parâmetros usados para construção dos variogramas experimentais direcionais ...	42
Tabela 4 – Resultado do variograma de direção de maior continuidade.....	42
Tabela 5 – Resultado do variograma de direção de média continuidade	42
Tabela 6 – Resultado do variograma de direção de menor continuidade.....	43
Tabela 7 - Tabela com o análise estatística das camadas geológicas individualizadas do banco de dados.....	48
Tabela 8 - Parâmetros usados para construção dos variogramas experimentais direcionais ...	49
Tabela 9 – Resultado do variograma de direção de maior continuidade.....	49
Tabela 10 – Resultado do variograma de direção de média continuidade	50
Tabela 11 – Resultado do variograma de direção de menor continuidade.....	50
Tabela 12 – Resumo de cálculo dos volumes calculados através das estratégias utilizadas....	56
Tabela 13 – Resumo de cálculo dos volumes calculados através das estratégias utilizando o <i>cutoff</i> de 0.5 ppm.	56

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	II
AGRADECIMENTOS	III
RESUMO.....	IV
ABSTRACT	V
1 INTRODUÇÃO.....	1
2 OBJETIVOS E METAS.....	2
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	3
3.1 VARIÁVEIS REGIONALIZADAS (V.R.).....	3
3.1.1 <i>Características das V.R. 's</i>	3
3.2 VARIÁVEIS ALEATÓRIAS (V.A.).....	4
3.2.1 <i>Variáveis Aleatórias Discretas</i>	4
3.2.2 <i>Variáveis Aleatórias Contínuas</i>	5
3.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	5
3.3.1 <i>Medidas de Tendência Central</i>	6
3.4 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA.....	8
3.4.1 <i>Variograma</i>	9
3.4.2 <i>Propriedades do Variograma</i>	11
3.4.3 <i>Modelos Teóricos de Variograma</i>	12
3.5 ESTIMADOR GEOESTATÍSTICO: KRIGAGEM.....	13
3.5.1 <i>Krigagem Ordinária (K.O.)</i>	14
3.5.2 <i>Krigagem Indicadora (K.I.)</i>	16
3.6 O DEPÓSITO DE CAIAMAR	18
3.6.1 <i>Geologia Regional</i>	19
3.6.2 <i>Mineralizações de ouro da região central do país</i>	22
3.6.3 <i>Geologia Local - Greenstone de Guarinos</i>	23
4 MATERIAIS E MÉTODOS	27
4.1 MATERIAIS.....	27
4.2 VALIDAÇÃO DO BANCO DE DADOS.....	29
4.3 MÉTODOS.....	30
4.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS.....	30
4.5 REGULARIZAÇÃO DAS AMOSTRAS OU COMPOSITE.....	34
4.6 CODIFICAÇÃO EM VARIÁVEIS INDICADORAS	36

4.7	ESTRATÉGIA 1 – MODELAGEM DO <i>GRADE SHELL</i>	37
4.7.1	<i>Modelo de Blocos</i>	39
4.7.2	<i>Análise Estrutural dos Dados – Estratégia 1</i>	40
4.7.3	<i>Krigagem Ordinária dos dados de ouro</i>	43
4.7.4	<i>Validação da Krigagem – Análise das Médias</i>	45
4.7.1	<i>Validação da Krigagem – Análise de Deriva</i>	46
4.8	ESTRATÉGIA 2 – KRIGAGEM ATRAVÉS DAS LITOLOGIAS MINERALIZADAS.....	47
4.8.1	<i>KO de ouro através da Litologia</i>	49
4.8.2	<i>Validação da Krigagem – Análise das Médias</i>	52
4.8.3	<i>Validação da Krigagem – Análise de Deriva</i>	52
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	55
6	CONCLUSÕES.....	57
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	58
ANEXO 1		63
	VARIOGRAMAS – ESTRATÉGIA 1	63
ANEXO 2		65
	VARIOGRAMAS – ESTRATÉGIA 2	65

1 INTRODUÇÃO

A região centro oeste do país é muito conhecida não só pela beleza da geografia, mas também pelas riquezas dos terrenos *greenstone belt* de idade Neoarqueano e Paleoproterozóico, que contêm importantes depósitos de ouro com dimensões e volumes variados. A região de Crixás hospeda a sexta maior reserva de ouro do Brasil (~80 t Au, média de 5 g/t), onde se localiza-se o maior distrito do tipo *Gold-Only* do Brasil Central.

Na região do *greenstone* de Guarinos, se conhece, até o momento, dois depósitos de pequeno porte, sendo um mais ao sul denominado Maria Lázara, que foi objeto de atividades garimpeiras, e outro ao norte chamado de Caiamar, cuja exploração iniciou na época dos Bandeirantes. Neste terreno localiza-se a mina de Caiamar, onde os trabalhos de pesquisa se desenvolveram e hoje a mina se encontra em produção. Porém, como toda mina em produção, necessita de um aumento no volume de minério de ouro para melhorar a sua vida útil e alavancar mais investimentos para a empresa.

Segundo Yamamoto (2001), o objetivo principal na classificação de reservas é a caracterização da quantidade de material com um grau de certeza associado à quantidade, pois o termo reserva mineral implica na relação de teor *versus* quantidade mineral *in situ*. Desta forma, outra variável a ser considerada, é a viabilidade de extração, do ponto de vista tecnológico.

Neste trabalho, utilizar-se-á técnica de geoestatística, denominada krigagem de indicadores, que é bem conhecida e utilizada com êxito no auxílio de pesquisas minerais. Um dos problemas de se trabalhar com minerais raros e preciosos como ouro, é devido justamente a grande quantidade de teores baixos e alguns poucos teores altos a muito altos, caracterizados por distribuições assimétricas positivas, que na geoestatística configura-se especialmente em um problema especialmente complexo uma vez que estes poucos valores altos afetam negativamente todas as etapas do trabalho. Com o desenvolvimento da técnica de indicadores, todos os valores são transformados em “0” e “1”, evitando com isso a influência desses altos valores.

Metodologias como a interpolação simples, sofrem influência desses poucos valores altos. Com o desenvolvimento da técnica de indicadores, todos os valores são transformados para evitar a influência desses altos valores e, assim, criar um mapa de minério ou um mapa de probabilidades, estimando os teores de ouro na área da mina, de forma a respeitar os

aspectos importantes da indústria mineral que influenciam diretamente na tomada de decisão e na relação quantidade e na qualidade de minério.

A finalidade do presente estudo é contribuir no planejamento da empresa através do uso da ferramenta de geoestatística que permite a análise das incertezas e estimativas envolvidas na indústria de mineração. O aspecto da incorporação da geologia na tomada de decisão e a modelagem associada ao fenômeno estudado. A partir daí, os problemas apontados no depósito, leva em consideração, o estado da arte dos métodos envolvidos, pretendendo-se mostrar essa aplicação geoestatística como um melhor tratamento dos dados e melhorar as estimativas dos recursos.

2 OBJETIVOS E METAS

O objetivo principal do trabalho é melhorar a caracterização do teor de ouro versus a quantidade mineral *in situ* e melhorar as estimativas, para se tentar aumentar o volume de reservas da mina, através das técnicas de krigagem de indicadores como condição de restrição dos dados transformados e estimar a região mineralizada ou a geologia mineralizada.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo traz informações relevantes para o bom entendimento da geoestatística aplicada e da geologia do depósito de Caiamar e suas condicionantes.

3.1 Variáveis Regionalizadas (V.R.)

Segundo Yamamoto (2002), as Variáveis Regionalizadas, são representadas pelas variáveis que descrevem um determinado momento, como corpos de minério. Yamamoto (2002) cita, que as V.R. são uma função numérica com distribuição espacial, que varia de um lugar para outro, com continuidade aparente, porém suas variações não podem ser representadas por funções deterministas.

Conforme Yamamoto (2001), a Hipótese Intrínseca, implica em uma função (intrínseca) que descreve o comportamento espacial da V.R. dentro do espaço. Essa função é uma característica intrínseca da regionalização, ou seja, a geoestatística assume que a distribuição das diferenças entre dois pontos amostrais seja a mesma para todo o domínio, dependendo apenas da distância de orientação entre os pontos.

3.1.1 Características das V.R. 's

São as características qualitativas de uma V.R.:

- 1) Localização – os valores da V.R. são dependentes de suas funções espaciais relativas dentro do campo geométrico. Além dos valores também serem dependentes do tamanho da amostra, forma e orientação (Suporte Amostral), segundo Yamamoto (2002);
- 2) Suporte – é o espaço amostral básico sobre o qual a variável é medida (IPT, 1989 apud Yamamoto, 2000);
- 3) Continuidade – é a variação de uma V.R., que pode ser grande ou pequena, mantendo uma certa continuidade entre os pontos (Yamamoto, 2002);
- 4) Anisotropia – é a variação gradual em uma direção e rápida ou irregular em outra (Yamamoto, 2002);

3.2 Variáveis Aleatórias (V.A.)

Segundo Yamamoto (2002), as variáveis aleatórias são determinadas pela realização de um experimento.

Conforme De Farias & Laurencel (2008), uma V.A. é uma fração real (assume valores em $\mathbb{R}$) definidos no espaço amostral “ Ω ” de um experimento aleatório. Em outras palavras, os experimentos aleatórios, num espaço de probabilidades $(\Omega, \mathcal{E}, \mathbb{P})$ é uma função numérica, $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, dita como uma variável aleatória. Como exemplo mais comum cita-se o número de lançamentos de um dado não viciado. Seu resultado é dito variável aleatória, assim $X: \Omega = \{1, 2, \dots, 6\} \rightarrow \mathbb{R}$, tal que, $X(\omega) = \omega$ que é uma função numérica do experimento, logo também é uma variável aleatória. Em uma V.A., pode-se obter as probabilidades de eventos compostos como $\{X \geq \omega\}$, $\{X > z\}$, onde ω e z , são números arbitrários, assim:

$$\mathbb{P}(X \leq \omega) = \sum_{i: x_i \leq \omega} \mathbb{P}(X = x_i), \mathbb{P}(X > z) = \sum_{i: x_i > z} \mathbb{P}(X = x_i)$$

(fonte: <http://www.ime.usp.br/~lrenato/cap4.pdf>)

3.2.1 Variáveis Aleatórias Discretas

Segundo Cristino (2012), as V.A.D. podem assumir apenas uma quantidade finita ou enumerável de valores.

Segundo Da Silva & Campos (2007), sempre que é realizado um experimento aleatório existe a preocupação de observar as características numéricas correntes dessa realização, como no lançamento de uma moeda, onde o interesse está em observar a face voltada para cima, se é cara ou coroa. Dessa forma, define-se X , como sendo “a ocorrência de cara ou coroa no lançamento”, observando a ocorrência X , se é aleatória ou se é manipulada. Essa característica numérica recebe o nome de variável aleatória discreta.

Se a imagem, é um conjunto não enumerável, dizemos que a V.A. é Contínua.

Segundo Da Silva & Campos (2007), as Variáveis Aleatórias Discretas são observadas com maior facilidade no lançamento de moedas não viciadas, onde se verifica com clareza a

ocorrência de cara ou coroa nos lançamentos observados, assim as ocorrências de cara ou coroa são observados como uma variável X que são variáveis aleatórias sem manipulações.

3.2.2 Variáveis Aleatórias Contínuas

Segundo Yamamoto (2002), as Variáveis Aleatórias Contínuas (V.A.C.), são aquelas que podem assumir qualquer valor num segmento contínuo da reta dos reais.

Diz-se que uma V.A. “ X ” é contínua se existir uma função f negativa ($f(x) \geq 0$, para todo $x \in \mathbb{R}$) e integrável com $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)dx = 1$ onde f é a função densidade de probabilidade (<http://www.estgv.ipv.pt/PaginasPessoais/malva/MetodosElectro/VAcont%C3%ADnuas.pdf>).

Da Silva & Campos (2007), definem que uma variável aleatória é uma função $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, cuja imagem é um subconjunto enumerável do conjunto dos números reais, tal qual o conjunto $\{\omega \in \Omega: X(\omega) = x_i\}$ que é um evento para todo i .

O conceito de variável discreta está relacionado com o fato de que esta somente pode assumir uma quantidade finita de ou enumerável de valores, assim de maneira simplista, para os outros casos, as variáveis são ditas contínuas.

3.3 Análise Estatística

Esta análise tem o objetivo de conhecer os dados da pesquisa e melhorar o entendimento do comportamento das variáveis de interesse.

Ovalle e Toledo (1985) definiram que a estatística descritiva pode ser interpretada como uma função que tem como objetivo observar fenômenos de mesma natureza e que a partir da coleta de dados juntamente com a organização e classificação dos dados através de gráficos e tabelas, permite descrever esses fenômenos.

3.3.1 Medidas de Tendência Central

O objetivo destas medidas é caracterizar os valores centrais da distribuição, como por exemplo o valor esperado, ou ainda o ponto médio, que são, respectivamente, a média e a mediana. Outro valor que se caracteriza como medida de tendência central é a moda.

3.3.1.1 Média

Como pode ser visto em Yamamoto (2002), a média, chamada também de esperança matemática é representada por $\bar{X}$ ou μ , respectivamente as médias amostrais (estatística) e a populacional (parâmetros) pode ser escrita conforme:

$$E[X] = \sum_{i=1}^n X_i P(X_i)$$

Onde $P(X_i)$ é a probabilidade associada a ocorrência da i -ésimo valor da variável X .

3.3.1.2 Mediana e Moda

Yamamoto (2002), define que a mediana corresponde a 50% da distribuição de frequência acumulada, a qual se refere correspondendo ao valor central de um conjunto de dados. No caso de dados brutos discretos, a mediana é obtida, ordenando os dados de forma crescente ou decrescente e identificando o valor central; caso haja número ímpar de valores, o valor central será a mediana, caso o número de dados seja par, a média dos dois valores centrais será a mediana.

Ainda segundo Yamamoto (2002), a moda é o valor mais frequente observado no histograma.

3.3.1.3 Medidas de Dispersão

São medidas de dispersão dos dados a variância, o desvio padrão das amostras e coeficiente de variação (Yamamoto, 2002).

3.3.1.3.1 Variância e Desvio Padrão

Segundo Yamamoto (2002), a dispersão dos valores em torno da média é medida através da variância “ S^2 ”, que é determinada pela expressão:

$$\text{Var}[X] = S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 P(X_i)$$

O desvio padrão é a raiz quadrada da variância e é expresso na mesma unidade da variância, ou seja:

$$S = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 P(X_i)}$$

3.3.1.3.2 Coeficiente de Variação

Segundo Yamamoto (2002), o coeficiente de variação é uma medida de dispersão adimensional frequentemente utilizado para comparar a dispersão relativa dos valores entre diferentes distribuições. Esta medida é obtida segundo:

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

3.3.1.4 Medidas de Forma

São medidas de forma de uma V.A. a assimetria e a curtose.

3.3.1.4.1 Assimetria e Curtose

Segundo Yamamoto (2002), a assimetria mede o grau de simetria de uma distribuição de frequência em torno da média, podendo apresentar assimetria negativa (cauda da distribuição para esquerda) ou positiva (cauda da distribuição para direita). A curtose mede o grau de achatamento da distribuição e reflete a dispersão dos valores em torno da média

3.4 Análise Geoestatística

Na década de 1910 autores como Smith (1910) e Montgomery (1913) conferiram espacialidade (requisito fundamental de Variáveis Regionalizadas) às variáveis aleatórias. Smith estudou a disposição de parcelas em experimentos de rendimentos de variedades de milho para eliminar o efeito das variáveis no solo. Montgomery estudou o rendimento de grãos de trigo em 224 parcelas de solo para avaliar o efeito de nitrogênio no rendimento do cereal.

A geoestatística como ciência tem seus primeiros estudos divulgados em 1951 quando Daniel Krige trabalhando com os dados de concentração de ouro do Rand, na África do sul, concluiu que a informação dada pela variância seria insuficiente para explicar tal fenômeno, desta forma, seria necessário levar em consideração a distância entre as observações. A partir daí, surgiu o conceito de *Geoestatística*, que leva em consideração a localização e a dependência espacial das variáveis.

Entre os anos de 1962, 1963 e 1971, Matheron desenvolveu a *Teoria das Variáveis Regionalizadas*, baseada nas observações de Krige. Essa teoria consiste basicamente em associar a maior correlação a dados próximos, pois quanto mais próximos eles estiverem entre si, maior será sua correlação.

Outros autores como Rizzoli & Deveughele em 1976, utilizaram a análise geoestatística para melhorar os métodos de reconhecimento de areias aluvionares.

Miller (1979) utilizou a geoestatística para estudar as propriedades escalares de descontinuidades, como espaçamento e mergulho de fraturas, concluindo que tais propriedades possuem correlação espacial.

Todos os fenômenos naturais apresentam, frequentemente, certa estruturação nas variações entre pontos próximos, desta forma pode-se dizer que as variações não são aleatórias e, portanto, apresentam algum grau de dependência espacial e é esta dependência que a geoestatística estuda.

Segundo Burrough (1987), a teoria das variáveis regionalizadas pressupõe que a variação de uma variável pode ser expressa pela soma de três componentes:

- a) *uma componente estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante;*
- b) *uma componente aleatória, espacialmente correlacionada; e;*
- c) *um ruído aleatório ou erro residual.*

La Pointe (1981) desenvolveu o estudo geoestatístico de propriedades mecânicas, com o Módulo de Young, com o coeficiente de Poisson à resistência a compressão uniaxial, e suas propriedades estruturais e com a frequência do fraturamento. Neste estudo foram realizadas simulações utilizando as correlações espaciais para melhorar as previsões dos modelos numéricos de estabilidade das escavações.

3.4.1 Variograma

O variograma é a ferramenta básica, que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado e permite representar quantitativamente a variação do fenômeno regionalizado no espaço (Huijbregts 1975). Conforme Yamamoto e Landim (2013), duas variáveis regionalizadas, X e Y , onde $X = Z(x)$ e $Y = Z(x+h)$, neste caso, referindo-se ao mesmo atributo (teor de zinco no solo), foram medidas em diferentes posições, conforme a Figura 1, assim onde x , denota uma posição em duas dimensões, com componentes (x_i, y_i) , h , é um vetor distância com módulo e direção que separam os pontos.

Figura 1 - Amostragens e duas direções em relação aos eixos x e y do plano cartesiano (modificado de Druck, S.; Carvalho, M. S.; Câmara, G.; Monteiro, A. M. V., 2004)

O nível de dependência entre essas duas variáveis regionalizadas, X e Y, é representado pelo variograma, $2\gamma(h)$ que é definido como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados pelo vetor distância h (Yamamoto, 2002), ou seja,

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

As aplicações de geoestatística utilizam-se da função semivariograma que é descrita como a metade da função variograma, ou seja, em termos computacionais pode-se escrever:

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

onde $N(h)$ é o número de pares de valores medidos $Z(x_i + h), Z(x_i)$, separados pelo vetor distância h.

A Figura 2 ilustra o variograma com patamar típico e suas propriedades.

Figura 2 - Variograma típico e suas propriedades (Yamamoto, 2001).

3.4.2 Propriedades do Variograma

A interpretação do variograma com patamar permite obter os parâmetros que descrevem o comportamento espacial das variáveis regionalizadas que são:

- Amplitude ("range"): é a distância a partir da qual as amostras passam a ser espacialmente independentes. Em outras palavras, o alcance ou amplitude reflete o grau de homogeneização entre as amostras, ou seja, quanto maior for o alcance maior será a homogeneidade entre as amostras (Yamamoto, 2002). Nesse sentido, conforme Matheron (1971), o semivariograma dá um significado preciso da noção tradicional de zona de influência. O alcance (a) é a distância que separa o campo estruturado (amostras espacialmente correlacionadas) do campo aleatório (amostras espacialmente independentes);
- Patamar ("sill") $C_0 + C$: é o valor no qual a variância espacial estabiliza (Yamamoto, 2002);
- Efeito pepita ("nugget effect") C_0 : é o valor da função semivariograma próximo à origem ($h \rightarrow 0$). Teoricamente, esse valor é zero, pois duas amostras tomadas no mesmo ponto ($h = 0$) têm o mesmo valor; o efeito pepita também é chamado de variância aleatória (Yamamoto, 2002).

- d) *Variância espacial*: diferença entre o patamar e o efeito pepita (Yamamoto, 2002).

Para o cálculo de um variograma experimental deve-se definir:

- a) O número de direções que será calculado o variograma experimental;
- b) Em quais direções o variograma será calculado;
- c) A tolerância angular aplicada ao azimuth (direção) definido;
- d) O tamanho do passo ou distância mínima entre as amostras, que normalmente é a distância média entre as amostras, no caso de malhas irregulares;
- e) O número de passos ou número de vezes que o passo será incrementado. O número de passos vezes o passo deve ser menor ou igual ao campo geométrico da área em estudo e;
- f) A tolerância do passo ou porcentagem da distância do primeiro passo que será adicionada e subtraída do passo.

3.4.3 Modelos Teóricos de Variograma

O gráfico do semivariograma experimental " $\hat{\gamma}(h)$ ", que é calculado através da equação do semivariograma, deve se ajustar o modelo teórico de variograma. Desta forma é importante que o modelo ajustado represente a tendência de $\hat{\gamma}(h)$ em relação à h . Assim, as estimativas obtidas através da krigagem serão mais exatas e, portanto, mais confiáveis. O procedimento de ajuste não é direto e nem automático, como no caso de uma regressão, mas é iterativo, pois neste processo faz-se o primeiro ajuste e em seguida verifica-se a adequação do modelo teórico. Dependendo do ajuste obtido, pode-se ou não redefinir o modelo, até obter um modelo que seja considerado satisfatório.

A Figura 3 mostra os modelos teóricos de variograma mais comuns, que são os modelos esférico, gaussiano e exponencial.

Figura 3 - Representação gráfica dos modelos transitivos. (modificado de Isaaks e Srivastava, 1989).

3.5 Estimador Geoestatístico: Krigagem

Krigagem é o termo utilizado para designar o procedimento clássico de seleção do preditor com uma variância de predição mínima. O método de krigagem pode ser utilizado para solucionar problemas em diversas áreas como mapeamentos geológicos, de solos, hidrológicos, atmosféricos etc. (Camargo, 1998).

Segundo Landim e Sturaro (2002), a krigagem usa as informações a partir do variograma para encontrar os pesos ótimos para serem associados às amostras com valores conhecidos que irão estimar os pontos desconhecidos. É entendida como uma série de técnicas de análise de regressão que procura minimizar a variância de estimativa, a partir de um modelo prévio que leva em conta a dependência estocástica entre os dados distribuídos no espaço.

É considerado um melhor estimador linear não enviesado (*best linear unbiased estimator*, ou BLUE), em que a variância da krigagem é utilizada para definir intervalos de confiança do tipo gaussiano.

As formas mais usuais de estimativa por krigagem são a simples e a ordinária. A krigagem simples é utilizada quando a média é assumida como constante para toda a área e a krigagem ordinária, por sua vez, considera a média flutuante ou móvel para toda a área, ou seja, é basicamente, uma combinação linear de variáveis aleatórias nas localidades x_i sendo o estimador de lagrange simples é:

$$z_{ks}^*(x_0) = m + \sum_{i=1}^k \lambda_i (z(x_i) - m)$$

onde $z_{ks}^*(x_0)$ é o estimador na localidade x_0 , m é a média constante em toda a área e λ_i são os ponderadores obtidos a partir da resolução de sistema linear de equações da krigagem.

Conforme Soares (2006), os ponderadores do estimador de krigagem se resume fundamentalmente a dois fatores:

- O fator distância estrutural entre as amostras e o ponto a estimar. Para o 2º membro do sistema de krigagem, deduz-se que quanto mais próximas as amostras do ponto a estimar, maior será o seu peso no estimador;
- O fator desagregação (declustering) é originado pela matriz de covariâncias entre as amostras (1º membro do sistema de krigagem)

3.5.1 Krigagem Ordinária (K.O.)

Krigagem ordinária (K.O.), por sua vez, se diferencia em relação à krigagem simples por “não necessitar da média para encontrar os pesos que minimizam a variância do erro da estimativa”. No entanto, apresenta algumas exigências, como a estimativa da média local, que resulta na soma unitária dos ponderadores λ_i . A K.O. é representada:

$$z_{ko}^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \text{ com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

O método da K.O., por ser um método robusto que minimiza a variância do erro, não apresenta enviesamento, além de ser um interpolador exato, ou seja, honra os pontos dos dados amostrais. Outra característica da K.O. é a tendência de suavizar a variação espacial da informação em questão de suas estimativas, em decorrência deste fato os valores abaixo da média serão superestimados e os valores maiores que a média serão subestimados (Goovaerts, 1997).

A distorção nas estimativas é denominada de enviesamento condicional das mesmas (Figura 4). Outra propriedade do efeito de suavização seria o grau de suavização que é inversamente proporcional à densidade de dados disponíveis (Olea, 1999).

Figura 4 - Representação gráfica do enviesamento condicional existente na krigagem. O gráfico representa a distorção existente entre os valores reais e os estimados após a realização da Validação Cruzada, sendo possível observar que os valores reais maiores são subestimados, e os valores reais menores são superestimados. Tal distorção leva à obtenção de uma reta de regressão que se afasta da 1ª bissetriz (caso ideal). (Adaptado de Olea, 1999).

O estimador de krigagem é uma combinação de pontos conhecidos, em que os ponderadores são proporcionais às distâncias euclidianas, pois as distâncias entre vizinhos, incorporam a estrutura da variabilidade na região estimada.

3.5.2 Krigagem Indicadora (K.I.)

O enfoque da K.I. é de ser uma técnica não paramétrica de estimativa, é prever uma distribuição de probabilidades de um dado evento, Journel (1989) e Valencia (1999).

Segundo Journel (1983), Oliveira (2008) e Smith & Williams (1996), a krigagem de variáveis indicadoras apresenta uma proposta de construir uma função de distribuição de probabilidades acumuladas (*Cumulative Distribution Function - cdf*) através da estimativa das distribuições espaciais.

Imai *et al.* (2003), definiram que a metodologia de K.I., prevê transformação não linear sobre o conjunto $Z(x)$ dos dados amostrais, denominado de codificação indicadora. Esta codificação pode ser baseada na presença ou ausência de uma característica ou ainda da variável estar acima ou abaixo de um determinado valor de corte de uma distribuição acumulada que conduzirá a uma estimativa de vários valores dessa distribuição, cuja função pode ser ajustada (Landim e Sturaro, 2002).

O enfoque da K.I. não é o de estimar um valor, como na krigagem ordinária, mas sim o de estimar a probabilidade que um determinado evento ocorra (Oliveira, 2008).

Segundo Landim (2003), o primeiro passo, na KI é transformar os dados originais em indicadores, isto é, transformar os valores que estão acima de um determinado nível de corte em zeros (0) e os que estão abaixo em uns (1) ou vice-versa,

$$i_j(v_c) = \begin{cases} 1 & \text{se } v_j \leq v_c \\ 0 & \text{se } v_j > v_c \end{cases} \text{ ou o inverso } \begin{cases} 1 & \text{se } v_j \geq v_c \\ 0 & \text{se } v_j < v_c \end{cases}$$

onde v_c = nível de corte e v_j é o valor observado.

Após o passo de transformação dos dados, é necessário calcular o variograma experimental das variáveis indicadoras para cada teor de corte. Como os variogramas de indicadoras podem apresentar pouca estruturação dependendo do percentil que a indicadora apresente Deutsch e Journel (1992) propuseram o uso da indicadora da mediana, calculando-se um único variograma. Assim, efetuando-se a krigagem ordinária pontual nos valores transformados, obtém-se a probabilidade de $v_j < v_c$ (Landim, 2003). À medida que se

incrementa v_c , obter-se-á valores estimados da função de distribuição de probabilidades acumuladas.

Apesar da simplicidade da krigagem de variáveis de indicadores, Soares (2006), destaca alguns inconvenientes :

- 1) Para diferentes valores de corte z_1 e z_2 , o método não garante a manutenção da relação de ordem uma vez que as estimativas de $[I_{z_1}(x_0)]^*$ e $[I_{z_2}(x_0)]^*$ são independentes

$$[I_{z_1}(x_0)]^* \leq [I_{z_2}(x_0)]^* \text{ se } z_1 < z_2$$

- 2) Para que a relação seja verdadeira, para qualquer par de valores z_1 e z_2 , é necessário que os ponderadores $\lambda_\alpha(z)$ da estimativa de $[I_{z_1}(x_0)]^*$ e $[I_{z_2}(x_0)]^*$ sejam iguais e positivos, ou seja, sejam independentes de z_1 .

$$\lambda_\alpha(z_1) = \lambda_\alpha(z_2) = \lambda_\alpha(z)$$

Isto implica que, para a maioria das situações, seja usado o mesmo modelo de variograma para qualquer corte (base da Krigagem Indicadora da Mediana). Caso haja efeito de desestruturação da variável $Z(x)$, ou seja, variogramas com menores amplitudes e maiores efeitos pepitas, neste caso a krigagem de indicadores da mediana é inapropriado, ou seja, a utilização de um só variograma torna-se inadequada.

Uma vez que o estimador de krigagem impõe que a soma dos ponderadores seja 1, mas não impõe que não haja ponderadores negativos ou superiores a 1, não há a garantia de que os valores estimados estejam compreendidos entre 0 e 1: $[I_z(x_0)]^* \in [0,1]$, que teoricamente é uma incoerência, dada a interpretação de $[I_z(x_0)]^*$ tenha uma probabilidade estimada de $Z(x)$ ser inferior a z . Assim deve-se, a posteriori, impor a seguinte condição aos estimadores:

$$\text{se } [I_z(x_0)]^* > 1 \text{ então } [I_z(x_0)]^* = 1$$

$$\text{se } [I_z(x_0)]^* < 0 \text{ então } [I_z(x_0)]^* = 0$$

Na realidade, basta corrigir os pesos da krigagem indicadora para que sejam todas positivas, conforme descrito em Yamamoto (2000).

3.6 O Depósito de Caiamar

Para chegar a mina de Caiamar, existem basicamente dois trajetos, no primeiro parte-se da cidade de Goiânia, e o acesso se dá pela BR-153 (Figura 5) a uma distância aproximada de 263 km. O segundo a partir da cidade de Brasília, a 280 km se dá seguindo pela BR-070 até a cidade de Pirenópolis, a partir deste ponto denomina-se BR-153 até Pilar de Goiás, em seguida percorre-se por cerca de 16 quilômetros até a cidade de Guarinos (Figura 6). O acesso a mina de estudo pode ser feito através de uma entrada secundária do lado direito da BR-153 no sentido norte por aproximadamente 15 quilômetros da referida cidade, em estrada de terra.

Figura 5 - Localização da cidade de Pilar de Goiás e as vias de acesso pelas cidades de Goiás e Brasília (Google Maps)

Figura 6 - Localização da mina de Caiamar em relação as cidade de Guarinos e Pilar de Goiás (Google Maps)

3.6.1 Geologia Regional

A região centro oeste do Brasil apresenta os eventos colisionais entre os crátons, São Francisco, Amazônico e Paranapanema, este último, é recoberto por rochas sedimentares da Bacia do Paraná, formando o orógeno da faixa móvel Brasília, na borda oeste do Cráton São Francisco com direção aproximada N-S, e faz parte da Província Tectônica Tocantins (Almeida, 1981).

A região de estudo se encontra nos terrenos situados entre as faixas Araguaia, Paraguai e Brasília, além do Maciço Mediano de Goiás, Arco Magmático de Mara Rosa e Arco Magmático do oeste de Goiás (Figura 6).

Figura 7 - Mapa geológico simplificado da porção centro-leste da Província Tocantins, exibindo o Maciço Mediano de Goiás: Bloco Arqueano de Crixás-Goiás (1), Terrenos Paleoproterozóicos de Almas-Natividade (2), Complexos Máfico-Ultramáficos (3), Complexo Anápolis-Itaçu (4), Arco Magmático de Goiás (5). (Extraído de Pimentel *et al.* 2004).

Esta região apresenta cinco faixas de rochas do tipo *Greenstone belts*, representadas ao norte pelos *greenstone belts* de Crixás, Guarinos e de Pilar de Goiás, ao sul pelos

greenstone belts de Serra de Santa Rita e Faina (Figura 6 e 7), sendo que o local de interesse do trabalho, se encontra nos terrenos de Guarinos, sendo parte do Bloco Arqueano-Paleoproterozóico de Goiás, que se encontra encaixado na porção sudoeste da Faixa Brasília, durante o Neoproterozóico (Figura 7).

Figura 8 - Subdivisão do Bloco Arqueano-Paleoproterozóico de Goiás. Modificado de Mota-Araujo & Pimentel, 2002.

A região do trabalho faz fronteira a norte com o Arco Magmático de Mara Rosa; a noroeste encontra-se truncado pelo Lineamento Transbrasiliano, a sudoeste apresenta contato em cunha aberta para norte composta por ortognaisses do bloco Fazenda Nova; ao sul limita-se com quartzitos, metaconglomerados e xistos da Sequência Serra Dourada; a sudeste é sotoposto por rochas metassedimentares do Grupo Araxá e a leste e nordeste ocorrem rochas metassedimentares do Grupo Serra da Mesa (Rodrigues, 2011). A estratigrafia é constituída por sequência máfica-ultramáfica na base, coberta por metassedimentos (Almeida, 2011). Todos os *greenstones* são preservados em sinformas alongadas, isolados por núcleos do

complexo granito-gnáissico, constituídos por gnaisses tonalíticos e granodioríticos denominados Anta, Caiamar, Moquém, Hidrolina, Itaporanga, Caiçara e Uva (Almeida, 2011).

3.6.2 Mineralizações de ouro da região central do país

A região possui cerca de 16.000 km² e está tectonicamente envolto por rochas de origem e idade variadas (Figura 6). O objeto dos esforços na área são as ocorrências de ouro, cujos relatos na região remontam ao período colonial (Palacin 1979), Figura 8, e atualmente suas jazidas respondem por cerca de 20% do ouro contido nas reservas medidas + indicadas do país (Neves 1988). Trabalhos abordando as mineralizações de ouro da região central do país, foram apresentados por Berbert *et al.* (1980), Campos *et al.* (1985) e Costa & Barreto Fúho (1988).

Figura 9 - Situação das cidades produtoras de ouro do Brasil colonial (Palacin, 1979).

3.6.3 Geologia Local - Greenstone de Guarinos

O *greenstone* de Guarinos situa-se no extremo norte do Bloco Arqueano-Paleoproterozóico de Goiás, com cerca de 40 km de comprimento e 6 km de largura (Figura 9). Seus limites tectônicos são ao norte com as rochas do Arco Magmático de Mara Rosa, a oeste com ortognaisses do Complexo Caiamar, a leste com o Complexo Moquém, e ao sul com rochas do Grupo Araxá.

Figura 10 - Mapa geológico do *Greenstone belt* de Guarinos e o entorno (Rodrigues, 2011).

3.6.3.1 O Depósito Aurífero de Caiamar

Na avaliação do depósito de Caiamar feito pela Yamana Gold Inc., revelou que a mineralização está hospedada em um corpo de episienito sódico resultado de alteração hidrotermal de rochas gabróicas, correlacionando-as a um novo tipo de depósito aurífero (Rodrigues, 2011).

A estrutura principal é a zona de cisalhamento Carroça, representando a maior zona de cisalhamento, paralela a foliação regional, ligando a Serra de Maria Lazara e Pilar de Goiás ao sul. O esforço cisalhante gerou alteração e deformações hidrotermais maiores que 1000 metros de extensão, responsáveis pela formação do depósito do Caiamar (Rodrigues, 2011).

O depósito é constituído basicamente por três unidades estratigráfica básicas, denominadas da base ao topo de sequência basal, sequência química e sequência clasto-química. A sequência basal é representada por metabasaltos com lentes de talco xisto e intercalações métricas de formações ferríferas (BIF). A sequência química é caracterizada por pacotes de grafita xisto e intercalações de gonditos métricas a decimétricas, metacherts e lentes de rocha silicosa com granadas milimétricas e quartzo, interpretados como produtos de sedimentação e silicificação de antigas esteiras algais. A sequência clasto-química é representada por metagrauvacas, compostas por biotita, quartzo, calcita, granada, ora com anfibólio, intercaladas com lentes carbonosas e variações texturais (Rodrigues, 2011).

A mineralização ocorre basicamente em metagrauvacas grossas em apófises hidrotermais, quartzo-feldspáticos pórfiros, encaixados em sequências sedimentares químicas e siliciclásticas metamorfizadas no fácies xisto verde e anfibolito com orientação N30°W, e caimento de 45-55°SW (Figura 10). O corpo mineralizado apresenta a forma de *boudins* com *rake/plunge* de 280°/45° com espessuras de 1 a 4 m (Rodrigues, 2011).

Figura 11 - Seção geológica apresentando as principais litologias relacionadas as mineralizações do depósito Caiamar (Rodrigues, 2011).

Rodrigues (2011) considera a relação do depósito de Caiamar muito semelhante a algumas associações de depósitos relacionados a intrusões, entre os sistemas de veios tardios e periféricos, concluindo que os fluidos hidrotermais foram provavelmente derivados de uma intrusão encoberta abaixo da sequência do *greenstone belt*, a partir da qual o gabro poderia ser uma porção mais rasa, conforme ilustrado na Figura 11.

Figura 12 - Esquema ilustrando as relações estimadas entre o gabro, mineralizações de ouro e a possível intrusão oculta do depósito do Caiamar (Rodrigues, 2011).

3.6.3.2 Mineralização

A mineralização na área de Caiamar é condicionada por duas zonas principais, separadas por camadas de rochas anfíbolíticas. A zona superior, com espessura em torno de 5 metros, apresenta teores de ouro de 0,2 g/t de Au a 50 g/t de Au, caracterizadas pela presença frequente de veios finos de quartzo-albita associados a sulfetação, com cerca de 3% da composição da rocha por arsenopirita, que hospeda metagrauvacas grossas com venulações de quartzo-albita, além de arsenopirita e pórfiros de quartzo-albita e uma zona basal que aloja o mesmo tipo de rocha em contato basal com o biotita-quartzo-grafita xisto (Yamana Gold Inc., 2011).

Os teores mais altos estão intimamente associados com o conteúdo de sulfeto (arsenopirita) e os veios de quartzo-albita. Os teores mais altos obtidos pelas análises de testemunhos de sondagem foram as amostras coletadas em alvos associados com controle estrutural distribuído ao longo do trend E-W (Yamana Gold Inc., 2011).

Segundo o relatório interno da empresa, a mineralização de ouro de Caiamar ocorre em três níveis:

- Nível 1 (zona superior – A1): corresponde a um importante e contínuo nível dentro do depósito. Este nível é controlado por metagrauvacas grossas com lâminas porfíricas de quartzo-albita. As rochas foram posteriormente hidrotermalizadas devido a uma intrusão (silicificada e albitizada) com venulações de quartzo-albita-arsenopirita;
- Nível 2 (zona inferior – A2): corresponde a uma importante zona com as mesmas características do Nível 1, em relação ao contexto geológico e teores, separada do Nível 1 por uma camada de anfíbolitos;
- Nível 3 (zona descontínua – A3): se refere a zona de descontinuidade da mineralização com diferentes características em comparação aos níveis anteriores: a mineralização encontra-se hospedada em rochas quartzo-biotita-grafita xisto, ocorrendo em níveis dentro dos grãos de arsenopirita finos e disseminados em veios de quartzo. Estes níveis ocorrem abaixo do nível inferior, não apresentam continuidade segundo o *strike*, mas possuem teores ligeiramente mais baixos e com menor espessura. Os teores do Nível 3 mantêm-se variando de 0,86 g/t Au (mínimo) a 4.21 g/t Au (máximo).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Materiais

As informações descritivas da área de estudo foram registradas na forma de tabelas, onde as características das amostras de sondagens foram armazenadas em arquivos “.CSV”.

As informações que compõem o banco contêm as descrições de furos, análises químicas, análises de teor, verificação de espessuras, tipos de rocha etc.

O banco de dados da mina de Caiamar é composto por:

- Nome e Localização das amostras (X, Y e Z);
- From e To, ou topo e base das amostras nos furos;
- Teores de Au em ppm e ppb;
- Informações de Rocha, como foliação, falhas e minerais, além de azimutes, espessuras de amostras e direção de mergulho e;
- Tipos de rocha.

Os Dados estão divididos nos arquivos:

- Collar: com as coordenadas UTM da boca do furo de sondagem;
- Survey: Informações sobre a direção e inclinação do furo de sondagem;
- Assay: Contempla dados dos intervalos das amostras, número das amostras e teor;
- Litho: Contém informações dos tipos de rochas descritos durante a execução dos furos;
- Alteration: Descrição do tipo de alteração da rocha;

A Base de dados é composta por 146 sondagens, contabilizando 55.057,16 metros perfurados, com 44.334 amostras, em malha irregular de aproximadamente 25 metros, com alguns furos em distâncias iguais ou superiores a 100m.

As litologias encontradas nas sondagens foram aquelas apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Tipos de litologias classificados em códigos e a quantidade de amostras encontradas nas sondagens (Yamana Gold Inc., 2011).

Codificação	SUBSTITUIÇÃO	QUANTIDADE	LITOTIPO
A0		12	Granada-quartzo-biotita-anfibólio xisto/ Granada-biotita-quartzo xisto
A1		83	Granada-biotita-quartzo xisto
A2		94	Granada-biotita-quartzo xisto/ Granada-biotita-anfibólio xisto
A3		22	Grauvaca c/ intercalações de xisto grafitoso
A4	?	2	?
A5	?	1	?
A6	?	1	?
AAGRV		147	Quartzo-biotita-anfibólio xisto
ABGRV		28	Granada-biotita-quartzo-anfibólio xisto
ABRC		1	Brecha hidrotermal anfibolítica
AGRV		1102	Quartzo-anfibólio-biotita xisto
ANF		84	Anfibolito
BRC	GRVF	1	?
CS	GRVI	6	?
FA		83	Fácies algal
FENDA	?	7	?
GABIX	GRVI	2	?
GND		69	Gondito
GR	GRVF	14	?
GRV		1136	Grauvaca grossa (Granada-biotita-quartzo xisto)
GRVF		960	Grauvaca fina (Granada-biotita-quartzo xisto)
GRVI		654	Grauvaca c/ intercalações de xisto grafitoso
GX		551	Xisto grafitoso
HE	A1	9	?
LAT	SOIL	4	?
MAR	GRVF	2	?
MB	AGRV	1	?
MCA	FA	1	?
MCH		25	Metachert
MGRV		116	Grauvaca com magnetita
MSP		427	Metassedimentos pelíticos
MVA	MSP	1	?
NR	?	1	?
PCGL	MSP	2	?
PEG	GRVI	1	?
QFP		41	Quartzo-feldspato pórfiro
SAP		654	Solo + Saprolito
SOIL	?	122	?
TGRV		166	Grauvaca com talco
TUFF	GRVF	1	?
VQZ		153	Veio de quartzo
TURM	?	?	Turmalinito

4.2 Validação do Banco de dados

A validação de banco de dados é importante, pois se verifica, se os dados utilizados para a avaliação de recursos minerais possuem erros de entrada, *gaps*, e outros tipos de informações que possam causar erros ou problemas.

Como etapa da validação do banco de dados, foi realizado o tratamento estatístico no Laboratório de Informática Geológica (LIG) da USP, utilizando os programas Datamine® e ISATIS®.

Como etapa da investigação, a empresa, além dos furos de sonda, realizou o mapeamento geológico na escala 1:10.000 e o mapeamento de duas galerias na escala de 1:5000 (Figura 12) o que permitiu a amostragem de mais de 2 mil amostras de canais.

Figura 13 - Mapeamento do corpo de minério nas galerias do nível 55. (Fonte Yamana Gold Imc.)

Ainda com relação a figura acima, algumas dessas informações elucidaram uma das teorias a respeito do tipo de mineralização. Este tipo de mineralização foi denominada de “*Ore Shoots*”, que na realidade explicam, algumas intrusões em varias direções,

hidrotermalizadas, bastante mineralizadas, porém este assunto não faz parte do escopo deste trabalho

4.3 Métodos

Foram testadas duas abordagens ou estratégias. Na primeira, a variável indicadora foi codificada utilizando o teor de corte de 0.5 ppm de ouro para que se pudesses estimar o *grade shell* por krigagem de indicadores.

Os resultados foram processados de modo que apenas os blocos com probabilidade maior que 0.5 fossem selecionados para servir como restrição à seleção de amostra para a estimativa dos teores de ouro.

Na segunda abordagem, foi feita a seleção de amostras em duas etapas, a primeira consiste na interpretação geológica com base na descrição litológica, separando apenas as amostras contendo as litologias GRV, QFP e HE, em seguida aplicou-se a codificação de indicadora utilizada na primeira estratégia, para fazer a estimativa de indicadores de blocos de minério. Os resultados desta krigagem foram utilizadas como condição de restrição para a seleção de amostras da estimativa dos teores de ouro no depósito.

4.4 Análise estatística dos dados

A região da mina de Caiamar apresenta dimensões de aproximadamente de 2.800m de leste a oeste e, cerca de 2.600m de norte a sul. Assim, a distância total é de cerca de 3.820,99 metros, com as cotas topográficas variando entre 166,74m e 492,2m. O mapa com a localização das sondagens é apresentado na Figura 13.

A variável alvo do trabalho é o AU_PPM, e suas amostras apresentam comprimentos variados entre 0,01m e 6,77m, e que somam um total de 44.334 amostras, com teores que variam de 0 ppm a 55,7 ppm de ouro conforme o histograma das amostras na Figura 14. Foram eliminadas do banco de dados 194 amostras que não apresentavam análises de ouro.

A análise estatística do banco de dados, encontra-se resumida na Tabela 3, onde observa-se as estatísticas descritivas do teor de ouro.

Figura 14 - Localização das sondagens na área da mina de Caiamar.

Tabela 2 - Análise estatística da variável AU_PPM da mina Caiamar

Análise Estatística – AU_PPM	
Número de amostras	44.334
Amostras não analisadas	194
Percentil 25%	0,01 ppm
Percentil 50%	0,01 ppm
Percentil 75%	0,02 ppm
Máximo	55,7 ppm
Média	0,094 ppm
Variância	0,930
Desvio Padrão	0,9643

A Figura 14, apresenta a configuração espacial das sondagens na região da mina de Caiamar e o histograma das amostras, que apresentam a distribuição de frequência com assimetria positiva. Esta assimetria ocorre devido a grande quantidade de amostras com teores muito baixos, cerca de 98% das amostras.

O histograma da Figura 15 a seguir apresenta a distribuição das amostras com teores menores que 0,1 ppm de ouro que perfazem 41.216 amostras, apesar da assimetria, o coeficiente de variação é de apenas 0,0158.

Figura 15 - Histograma contendo todas as amostras de ouro da mina de Caiamar e a configuração das sondagens na mina.

Figura 16 - Histograma das amostras de ouro com teor abaixo de 0,1 ppm.

4.5 Regularização das Amostras ou Composite

Antes de iniciar os trabalhos geoestatísticos, foi realizada a regularização das amostras visando deixar todas as amostras com o mesmo suporte.

Antes do cálculo do teor composto foi elaborado o histograma com o tamanho das amostras para verificar a distribuição dos comprimentos ao longo dos furos (Figura 16).

Figura 17 - Histograma do tamanho das amostras.

Após a análise do tamanho das amostras, foi feita a regularização com comprimento de 1 metro. Dessa forma, houve uma diminuição no número das amostras de 44.140, para 40.742 amostras, mas não houve a diminuição no teor máximo de ouro de 55,7 ppm. A média foi reduzida, mas em pequena proporção e a variância diminuiu conforme pode ser observado nas informações da Figura 17.

Figura 18 - Histograma das amostras regularizadas para 1,0 metro.

4.6 Codificação em Variáveis Indicadoras

A transformação das variáveis em variáveis indicadoras foi realizada considerando os valores acima de 0,5 ppm como “1”, e os valores abaixo como “0”. O valor de 0,5 ppm foi escolhido por ser o teor de corte estabelecido na mina.

O histograma apresentado na Figura 18 mostra que para o teor de corte utilizado, aproximadamente 2% das amostras satisfazem a condição.

Figura 19 - Histograma da transformada de indicadores para o *cutoff* 0,5 AU_PPM.

4.7 Estratégia 1 – Modelagem do *Grade shell*

Para a modelagem do *grade shell*, utilizou-se da codificação de variáveis indicadoras com teor de corte mínimo de 0,5 ppm através Datamine Studio 3[®]. O polígono gerado foi criado através de interpolação do vizinho mais próximo, para se obter um modelo da envoltória da mineralização (Figura 19). Em seguida, se fez a interseção dos furos de sondagens com o sólido criado (*grade shell*) e retirou-se apenas as amostras contidas no modelo. Foram selecionadas 19.754 amostras que serviram para a estimativa do teor de ouro, o histograma das amostras selecionadas é apresentado nas Figura 20.

Figura 20 – *Grade shell* criado a partir do *cutoff* de 0.5 ppm com as sondagens.

Figura 21 - Histograma das amostras contidas no *grade shell*.

4.7.1 Modelo de Blocos

Para se aplicar o método de estimativa, foi construído o modelo de blocos em 3D, os blocos apresentam dimensões de 10x10x2 metros. Assim, o modelo apresenta 285x253x350 blocos conforme a Figura 21 que é a representação do modelo de blocos e a Figura 22 que é o mesmo modelo, porém transparente e com a localização dos furos de sonda.

Figura 22 - Modelo de bloco 10x10x2 metros.

Figura 23 - Modelo de bloco 10x10x2 metros com as amostras utilizadas na krigagem.

4.7.2 Análise Estrutural dos Dados – Estratégia 1

Para identificar a anisotropia, o variograma foi calculado em 8 direções iniciais variando seus intervalos de $22,5^\circ$ até se obter o melhor variograma (Figura 23). Após identificada a direção principal, utilizou-se esta direção variando os mergulhos, também com intervalos de $22,5^\circ$ em 8 inclinações, até se achar o novamente melhor variograma ou o que possui a maior continuidade (Figura 24).

ind 0.5 vs. ind 0.5

Load Parameters... Save

Lags

Number of lags 50

Lag separation 50

Lag tolerance 25

Directions

Number of directions 7

tol bandwidth

Angles are in degrees.
Use a tolerance tol > 90 to indicate an omni-direction.

	azimuth	dip	tolerance	bandwidth	measure type	head indic. cutoff	tail indic. cu
1	0	0	22	20	variogram		
2	45	0	22	20	variogram		
3	67.5	0	22	20	variogram		
4	90	0	22	20	variogram		
5	112.5	0	22	20	variogram		

< Back Next > Close

Figura 24 - Parâmetros utilizados para o calculado da direção principal encontrada.

ind 0.5 vs. ind 0.5

Load Parameters... Save

Lags

Number of lags 50

Lag separation 50

Lag tolerance 25

Directions

Number of directions 7

tol bandwidth

Angles are in degrees.
Use a tolerance tol > 90 to indicate an omni-direction.

	azimuth	dip	tolerance	bandwidth	measure type	head indic. cutoff	tail indic. cu
1	135	22.5	22	20	variogram		
2	135	45	22	20	variogram		
3	135	67.5	22	20	variogram		
4	135	90	22	20	variogram		
5	135	112.5	22	20	variogram		

< Back Next > Close

Figura 25 - Parâmetros utilizados para o calculado da direção principal encontrada e o mergulho.

As direções que melhor representam a anisotropia são apresentadas nas Tabelas 3, 4, 5 e 6 e as figuras dos variogramas são apresentados no ANEXO 1.

Tabela 3 - Parâmetros usados para construção dos variogramas experimentais direcionais

<i>Variogramas direcionais</i>			
Número de Lags	10	10	10
Separação do Lags	15	15	15
Tolerância do Lag	7.5	7.5	7.5
Azimuth/dip	135°/67.5°	45°/67.5°	141°/69°
Tolerância Angular	22°	22°	22°
Tolerância da Banda	45°	45°	45°

Tabela 4 – Resultado do variograma de direção de maior continuidade

Max	
Azimuth/dip	135°/67.5°
Nugget Effect	0.4
Nb. of Structures	2
Sill (Contribution)	0.2
Type	SPH
Ranges 1	36
Sill (Contribution)	0.33
Type	SPH
Ranges 2	61

Tabela 5 – Resultado do variograma de direção de média continuidade

Med	
Azimuth/dip	45°/67.5°
Nugget Effect	0.4
Nb. of Structures	2
Sill (Contribution)	0.2
Type	SPH
Ranges 1	21
Sill (Contribution)	0.33
Type	SPH
Ranges 2	1e+10

Tabela 6 – Resultado do variograma de direção de menor continuidade

Min	
Azimuth/dip	141°/69°
Nugget Effect	0.4
Nb. of Structures	2
Sill (Contribution)	0.2
Type	SPH
Ranges 1	15
Sill (Contribution)	0.33
Type	SPH
Ranges 2	54

Os variogramas desta primeira estratégia encontram-se no ANEXO 1 e apresentados como variogramas A, B e C respectivamente.

4.7.3 Krigagem Ordinária dos dados de ouro

A krigagem ordinária de ouro foi realizada utilizando os dados dos variogramas experimentais apresentados no item anterior. As estimativas foram calculadas no software SGEMS (Figura 25). A Figura 26 é o histograma destes resultados.

Figura 26 - Modelo krigado do *grade shell* das amostras de ouro.

Figura 27 - Histograma da krigagem do ouro para estratégia 1.

4.7.4 Validação da Krigagem – Análise das Médias

Como método de validação foram utilizadas as análise de deriva dos dados e a análise das médias das estimativas realizadas.

Para validação da estimativa, foram comparadas as médias da krigagem ordinária com o método de estimativa NN (Estimativa por vizinho mais próximo). Essa validação foi feita utilizando as amplitudes do variograma em ambos os métodos, para verificar a quantidade de blocos e calcular a média dos resultados. Para a estimativa do *grade shell*, a variação da média da krigagem do ouro foi de 0,108 e 0,081 para o vizinho mais próximo conforme a Figura 27.

Figura 28 - Janela do Dada Analysis Toolkit (beta) apresentando os valores das estimativas comparando as médias estimadas de krigagem e *Nearest Neighbor Estimation* do ouro com probabilidade de 50% de chance de ser minério.

4.7.1 Validação da Krigagem – Análise de Deriva

A validação das estimativas feita pela análise de deriva (*swat plot*), mostra que este tipo de gráfico apresenta a tendência local das estimativas feitas de seguirem os dados reais. As Figuras 28, 29 e 30 apresentam a análise feita para a estimativa de ouro.

Figura 29 - Análise de deriva na direção EW para a variável AU.

Figura 30 - Análise de deriva na direção NS para a variável AU.

Figura 31 - Análise de deriva na direção ao longo do furo para a variável AU.

Analisando as figuras, percebe-se a subestimativa sistemática dos teores, porém as tendências gerais são reproduzidas pela estimativa nas três direções.

4.8 Estratégia 2 – Krigagem através das litologias mineralizadas

Dentre as 40 litologias descritas, GRV, QFP e a HE, são as que apresentam os melhores resultados estatísticos conforme pode ser observado na Tabela 7.

Tabela 7 - Tabela com o análise estatística das camadas geológicas individualizadas do banco de dados.

Litho_Cod	Litho	Sample	Average	Max	Min
1	I	2422	0,0734	9,88	0
2	AAGRV	1781	0,0503	32,97	0
3	ABGRV	122	0,0108	0,07	0,01
4	ABRC	2			
5	AGRF	2			
6	AGRV	5382	0,026	7,81	0
7	ANF	127	0,067	3,17	0
8	BRC	1			
9	CLS	74	0,0137	0,03	0
10	CS	15			
11	FA	277	0,0246	0,27	0,01
12	FENDA	7			
13	GABIX	12			
14	GND	280	0,0397	0,66	0,01
15	GR	14			
16	GRV	4336	0,263	44,23	0
17	GRVF	4218	0,033	5,08	0
18	GRVI	5510	0,0357	30,64	0
19	GX	2695	0,0319	3,11	0
20	HE	95	1,716	17,6	0,01
21	LAT	8			
22	MAR	2			
23	MB	2			
24	MCA	1			
25	MCH	56	0,035	0,27	0
26	MGR	55	0,024	0,27	0
27	MGRV	4708	0,01	0,12	0
28	MPL	65	0,022	0,22	0
29	MSP	1324	0,0318	0,82	0
30	MVA	2			
31	PCGL	17			
32	PEG	5			
33	QFP	87	3,93	30,42	0,03
34	QZV	2			
35	SAP	3160	0,101	32,99	0
36	SOIL	318	0,029	0,53	0
37	TCLS	23			
38	TGRV	3364	0,041	43,78	0
39	TUFF	1			
40	VQZ	170	0,019	0,63	0

4.8.1 KO de ouro através da Litologia

A estimativa dos dados foi realizada por krigagem ordinária e, para tal, foram utilizados no mínimo 2 e máximo de 8 amostras. O elipsóide foi dividido em 8 setores angulares, com um número ótimo de 1 amostras por setor ou no máximo 2 amostras. Os variogramas experimentais utilizados e seus respectivos modelos possuem os parâmetros apresentados nas Tabelas 8, 9, 10 e 11. A Figura 31 apresenta o resultado desta estimativa como um modelo de blocos e na Figura 32 apresenta-se o histograma dos teores estimados. As figuras dos variogramas são apresentados no ANEXO 2.

Tabela 8 - Parâmetros usados para construção dos variogramas experimentais direcionais

<i>Variogramas direcionais</i>			
Número de Lags	20	20	20
Separação do Lags	15	2	2
Tolerância do Lag	7.5	1	1
Azimuth/dip	135°/157.5°	45°/67.5°	141°/69°
Tolerância Angular	22°	22°	22°
Tolerância da Banda	45°	45°	45°

Tabela 9 – Resultado do variograma de direção de maior continuidade

Max	
Azimuth/dip	135°/157.5°
Nugget Effect	0.8
Nb. of Structures	1
Sill (Contribution)	1.84
Type	SPH
Ranges 1	42

Tabela 10 – Resultado do variograma de direção de média continuidade

Med	
Azimuth/dip	45°/67.5°
Nugget Effect	0.8
Nb. of Structures	1
Sill (Contribution)	1.84
Type	SPH
Ranges 1	23.6

Tabela 11 – Resultado do variograma de direção de menor continuidade

Min	
Azimuth/dip	141°/69°
Nugget Effect	0.8
Nb. of Structures	1
Sill (Contribution)	1.84
Type	SPH
Ranges 1	12.4

Os variogramas desta primeira estratégia encontram-se no ANEXO 2 e apresentados como variogramas A, B e C respectivamente.

Figura 32 - Krigagem da variável AU_PPM.

Figura 33 - Histograma da estimativa de AU krigado através das litologias escolhidas.

4.8.2 Validação da Krigagem – Análise das Médias

Observa-se, na Figura 33, que a média para os valores estimados por KO foi maior do que a média obtida por NN e que a variância foi menor.

Figura 34 - Janela do Data Analysis Toolkit (beta) apresentando os valores das estimativas comparando as médias estimadas de krigagem e *Nearest Neighbor Estimation* do ouro.

4.8.3 Validação da Krigagem – Análise de Deriva

A validação das estimativas feita pela análise de deriva (*swat plot*), mostra neste tipo de gráfico a tendência local das estimativas feitas seguem a tendência dos dados conforme pode ser observado nas Figuras 34, 35 e 36.

Figura 35 - Análise de deriva na direção EW para a variável AU_PPM.

Figura 36 - Análise de deriva na direção NS para a variável AU_PPM.

Figura 37 - Análise de deriva na direção ao longo do furo para a variável AU_PPM.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo é apresentada uma revisão geral do conjunto de considerações obtidas sobre as metodologias e sua aplicabilidade no trabalho.

Após a consolidação do banco de dados, o resultado da boa homogeneização do suporte amostral somente foi possível após a exclusão de alguns furos de sondagem que não apresentavam análises físico-químicas. A tarefa de validação do banco dados identificou problemas como ausência de desvios de algumas amostras no arquivo *Survey*, o que interferiu bastante na entrada do banco no software Datamine Studio 3.

Um problema menor foi a malha irregular de sondagem, pois talvez a utilização de uma malha regular de 20x20 quadrada ajudasse a melhorar as estimativas do depósito.

A regularização do banco de dados, tanto para a primeira como para a segunda estratégia, conseguiu regularizar cerca de 95% das amostras no comprimento de 1 metro.

A modelagem do *grade shell* através do *cutoff* de 0.5 ppm identificou a estrutura mineralizada ou a geologia mineralizada, desta forma trabalhou-se apenas com as amostras que estavam dentro da estrutura mineralizada, isso ajudou na análise estrutural para o cálculo dos variogramas, pois antes não se conseguia estruturação dos variogramas. A metodologia de criação do modelo geológico através dos teores ajudou no cálculo dos variogramas experimentais para a primeira estratégia.

A análise estrutural dos dados para se obter anisotropia foi feita calculando-se através de 8 direções, variando de 22.5° (0°, 22.5°, 45°, 67.5°, 90°, 112.5°, 135°, 157.5°) no plano horizontal, em seguida na direção ortogonal, também variando 22.5° em 8 direções de mergulhos e uma direção coplanar (*rake*), retirada também através de 8 direções. Desta forma, a análise exploratória foi satisfatória e os modelos teóricos dos variogramas foram ajustados nas direções encontradas e apresentaram valores de amplitudes relativamente baixos para a primeira e para a segunda estratégia. Durante o desenvolvimento do trabalho, foi identificada anisotropia mista para o depósito estudado, considerando as direções encontradas. Mesmo assim, a verificação dos parâmetros como efeito pepita, através do variograma omnidirecional foram fundamentais para a obtenção de um modelo representativo. Os variogramas obtidos apresentaram boa estruturação para ambas estimativas, *Grade Shell* e litotipos. Através dos cálculos de estimativas, é possível se verificar que a primeira estratégia apresentou um número de blocos estimados pelo menos 4 vezes maior que a segunda, isso já era esperado

devido à quantidade de amostras utilizadas na primeira, cerca de 20.000 amostras, e na segunda, cerca de 4.000 amostras.

Como análise final das estratégias, verificou-se que na primeira estratégia utilizou-se maior número de dados, cerca de 20.000 amostras contra quase 4.000 da segunda. Além da área ser muito maior, isso explicaria a quantidade de blocos calculados de 239.333 contra 57.161 da segunda estratégia (Tabela 12).

Tabela 12 – Resumo de cálculo dos volumes calculados através das estratégias utilizadas.

	<i>1ª Estratégia</i>	<i>2ª Estratégia</i>
Quantidade de Blocos	239.333	57.160
Teor Médio	0,108	0,335
Variância	0,771	0,748
Tamanho do Bloco (m³)	200	200
Vol (m³)	47.866.600	11.432.000

Quando se filtra o resultado para o *cutoff* de 0.5 ppm, a quantidade de blocos calculados na primeira estratégia é menor do que na segunda estratégia (Tabela 13), isso porque a segunda utilizou apenas os litotipos mais promissores, explicando os melhores resultados de estimativas de ouro.

Tabela 13 – Resumo de cálculo dos volumes calculados através das estratégias utilizando o *cutoff* de 0.5 ppm.

<i>Cutoff (0.5 ppm)</i>	<i>1ª Estratégia</i>	<i>2ª Estratégia</i>
	(densidade=2.7 g/cm ³)	
Quantidade de Blocos	7.046	9.126
Teor Médio	2,244	1,565
Variância	21,33	2,81
Volume do Bloco (m³)	200	200
Volume total (m³)	1.409.200	1.825.200
Volume total (t)	3.804.840	4.928.040

6 CONCLUSÕES

A partir da primeira estratégia testada estimaram-se cerca de 239.333 blocos com teor médio de 0,108 ppm, quantidade maior do que a obtida com a segunda estratégia que resultou em 57.160 blocos estimados e teor médio de 0,335 ppm.

Embora no resultado da segunda estratégia o volume estimado tenha sido menor do que aquele calculado pela primeira estratégia, quando aplica-se o teor de corte de 0,5 ppm, o teor médio de ouro passa para 2,2 ppm (que é maior do que aquele da primeira estratégia quando aplicado o teor de corte) e a quantidade de metal contido também é maior. Desta forma, considera-se a segunda estratégia mais adequada, pois, como exposto, apresenta os melhores resultados além de utilizar as características geológicas descritas nos testemunhos de sondagem.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almeida, F. F. M., 1981. O Craton do Paramirim e sua relações com o São Francisco. In: Simpósio sobre o Craton do São Francisco e suas Faixas Marginais, 1, Salvador, Anais, 1-10.
- Almeida, T. R., 2011. Estudo Petrográfico da zona mineralizada em ouro dos alvos Jordino, Ogó e Três Buracos, no *Greenstone Belt* de Pilar de Goiás. Monografia. Rio Claro. SP. UNESP
- Berbert, C. O.; Olf/Atti, O.; Correia Filho, F. C. L.; Oliveira, C. C., 1980. Controles de mineralizações auríferas no Centro-Oeste brasileiro. In: Congresso Brasileiro Geologia, 31, Camboriu. Anais...Camboriu, SBG. v.3, p1388-1401
- Blais, R. A.; Carlier, P. A., 1968. Applications of geostatistics in ore evaluation. Montreal: Canadian Institute of Mining and Metallurgy, Special v. 9. p. 41-48.
- Burrough, P., 1987. Principles of geographical information systems for land resources assessment. Oxford, Clarendon Press.
- Camargo, E. C. G., 1998. Apostila do curso – geoprocessamento para projeto ambientais. Cap. 12. São José dos Campos. INPE.
- Campos, E. C.; Lacerda Filho, J. V. de; Barreto Filho, J. A.; Zenha, M. A. R.; Marques, M. A.; Costa, S. A. G.; Silva, F. A. P., 1985. Projeto Ouro/Goiás-Relato das atividades desenvolvidas no ano de 1984. Goiania, DNPM/CPRM. 174p. (Inédito)
- Costa, S. A. G. & Barreto Filho, J. A., 1988. Mapa Ouro do estado de Goiás-Texto Explicativo. Goiania, DNPM/CPRM. 7p. (Rei. Inédito)
- Cristino, C. T., 2012. Variáveis Aleatórias; Universidade Federal Rural de Pernambuco; DEINFO.
- Da Silva, J. C. & Campos, J. da C., 2007. Variáveis Aleatórias; Universidade Federal do Rio Grande do Norte; Centro de Ciências Exatas e da Terra; Dep. Matemática; Programa de Educação Tutorial.
- De Farias, A. M. L. & Laurencel, L. da C., 2008. Variáveis Aleatórias Discretas; Universidade Federal Fluminense; Centro de Estudos Gerais; Instituto de Matemática; Dep. De Estatística.
- De Tomi, G. 2001. Modelagem Geológica. In: Yamamoto, J.K. (org). Avaliação e classificação de reservas minerais. São Paulo. Edusp. p 49-68
- Delfiner, P.; Delhomme, J. P., 1975. Optimum Interpolation by Kriging. In: Davis, J. C.; Mccullagh, M. J. Display and Analysis of Spacial Data. New York, John Wiley.

- Deutsch, C. V. & Journel, A. G., 1992. GSLIB, Geostatistical software library and user's guide; Oxford University Press, New York, 369p (an earlier version is dated 1992).
- Druck, S.; Carvalho, M. S.; Câmara, G.; Monteiro, A. M. V., 2004. Análise Espacial de Dados Geográficos. Brasília, DF, EMBRAPA.
- Ferreira, M., 2006. Modelagem Tridimensional de Depósitos Minerais. Dissertação de Mestrado do Programa de Pós Graduação em Engenharia Mineral – UFOP, Ouro Preto. 94p.
- Gil, A. C., 2002. Como elaborar projetos de pesquisa. São Paulo: Atlas, 175p;
- Gonzaga, G. G., 1996. Análise da Variabilidade Espacial de Propriedades Mecânicas de um Maciço Gnáissico através de uma abordagem Geoestatística. 165 p. Dissertação de Mestrado de Engenharia Civil, PUC-Rio de Janeiro.
- Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for natural resources evaluation: Oxford University Press, New York, 483p;
- Hazen, T. E., 1968. Curry, N. H., 1968. Psychrometry in agricultural engineering. Transactions of the ASAE, St. Joseph, v.2, n.11, p.180-184.
- Hoek, E., 1999. Support for very weak rock associated with faults and shear zones Distinguished lecture for the opening of the International Symposium on Rock Support and Reinforcement Practice in Mining, Kalgoorlie, Australia, 14-19 March, 1999.
- Hoek, E., Read, J., Karzulovic, A., Chen, Z. Y., 2000. Proceeding of the International Conference on Geotechnical and Geological Engineering. Rock Slopes in Civil and Mining Engineering. In: International Conference on Geotechnical and Geological Engineering. Melbourne. Melbourne. 2000 p. 1-16.
- Huijbregts, C. J. 1975. 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. p.38-53.
- Imai, N. N.; Galo, M. L.B.T.; Tachibana, V. M.; Hasegawa, J. K.; Matsuoka, C. T.; Lima, D. L.; Vicente, J.; Sartori, L. R.; Victorino, P. S. S., 2003. Sig para agricultura de precisão. In Anais do IV Fórum de Ciências da FCT, Vol. CDROM, Presidente Prudente - SP, pp. 190-198
- Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo – IPT., 1969. Estudo e implementação de novas técnicas e desenvolvimento de programas em geoestatística: aplicações em geologia. São Paulo, IPT. 98p (IPT – Relatório – 27.799)
- Isaaks, E. H. & Srivastava, R. M., 1989. An introduction to applied geostatistics. New York, Oxford University Press. 561p.
- Journel, A. G. & Huijbregts, C. J., 1978. Mining geostatistics. London, Academic Press. 600p.

- Journel, A. G., 1989. 'Fundamentals of Geostatistics in five lessons'. SCRF. Stanford California.
- Journel, A.G., 1983. Non-parametric estimation of spatial distribution. *Mathematical Geology*, 15(2):445-468
- Krige, D.G., 1951. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand. *Journal of Chemical Metall Mining Society South African*, v.52, p.119-139.
- La Pointe, P. R., 1981. Improved Numerical Modeling of Rocks Masses Through Geoestatistical Characterization. In: U.S. Symposium on Rock Mechanics, 22nd. Proceedings of the 22th U. S. Symposium on Rock Mechanics. p. 386-391.
- Landim, P. M. B., 2003. Análise estatística de dados geológicos. São Paulo: Editora UNESP, 2003. 253 p.
- Landim, P. M. B.; Sturaro, J. R.; Monteiro, R. C., 2002 Exemplos de Aplicação da Cokrigagem. Rio Claro – SP : UNESP. Texto Didático. 18p.
- Landim, P.M.B. & Sturaro, J.R., 2002. Krigagem indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de riscos. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 06, 19 pp.
- Martins, A. A., 1989. Tendências Recentes de Mortalidade Infantil na Região Metropolitana de Belo Horizonte 1976-1986. Rio de Janeiro: (s.n.). (Monografia de mestrado apresentada à Escola Nacional de Saúde Pública - Fundação Oswaldo Cruz).
- Martins, G. A., 2005. Estatística Geral e aplicada. São Paulo: Atlas.
- Matheron, G., 1962-1963. *Traité de Geoestatistique*, Technip, v. 1-2, Paris;
- Matheron, G., 1971. The theory of regionalized variables and its applications. Fontainebleau, École Nationale Supérieure des Mines de Paris. 211p. (Les Cahiers de Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, 5).
- Miller, S. M., 1979. Geostatistical analysis for evaluating spatial dependence in fracture set characteristics. *Appl of Comp. and Oper. Res.* In *Miner Ind.* 16th. Tucson, Publ. by Society of Mining Engineering. AIME, New York, p. 537-545.
- Montgomery, E. G., 1913. Experiments in Wheat Breeding: experimental error in the nursery and variation in nitrogen and yield. Washington, D. C.: U.S. Department of Agriculture. Bur. Plant Indust. Bul., 269. 61p.
- Mota-Araújo J.G.M. & Pimentel M.M. 2002. U-Pb ages and Sm-Nd isotopes and structural analysis of the Moiporá-Novo Brasil shear-zone system: the limits between Neoproterozoic Goiás Magmatic Arc and the Archean Uvã Complex, Tocantins Province, Central Brazil. In: *South Am. Symp. Isotopic Geology*, 4, Salvador, Short Papers Volume, pp.: 221-224.
- MSA Math Journal; Vol. III; Número 1, Spring 1992; Pag. 43-50.

- Nascimento, A. C. F., 2001. Modelagem Geométrica Tridimensional de Maciços Rochosos e Feições Estruturais. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Civil, PUC-Rio, Rio de Janeiro.
- Neves, S. B., 1988. O número de projetos dobra em dois anos: um quadro completo do potencial aurífero brasileiro, os projetos agrupados por região, a produção e os investimentos. *Minérios*, 141:82-89.
- Olce, O.; Pompeo, J. N., 1994. Geometria espacial posição e métrica; Fundamentos da matemática elementar; Vol. 10. 5o ed.; Editora Atual; São Paulo.
- Olea, R., 1999. Geostatistics for engineers and Earth scientists: Kluwer Academic Publishers, Boston, 303p.
- Oliveira, S. B., 2008. Estudos geoestatísticos aplicados a um depósito magmático de Ni-Cu. 93 f. Dissertação (Mestrado)—Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Ovalle, I. I., Toledo, G. J., 1985. Estatística Básica. 2a ed. São Paulo: Atlas. 459p;
- Palacin, L. 1979. O século do ouro em Goiás. Goiânia, ed. Oriente. 174p.
- Pimentel M. M., Jost H., Fuck R. A., Armstrong R. A., Dantas E. L., Potrel A., 2003. Neoproterozoic anatexis of 2.9 Ga old granitoids in the Goiás-Crixás block, Central Brazil: evidence from new SHRIMP U-Pb data and Sm-Nd isotopes. *Geologia USP, Sér. Científica*, 3:1-12.
- Pimentel, M.M.; Hardy, J.; Fuck, R.A. 2004. O Embasamento da Faixa Brasília e o Arco Magmático de Goiás. In: *Geologia do Continente Sul-Americano: Evolução da Obra de Fernando Flávio Marques de Almeida*.
- Neto, V.M.; Bartorelli, A.; Cameiro, C.D.R.; Brito Neves, B.B. (Org.). São Paulo: Beca Editora, p. 355-369.
- Popof, C. C., 1966. Computing reserves of mineral deposits: Principles and conventional methods. IC 8283 U.S. Bureau of Mines. Washington D. C.
- Pretorius, J. P. G., 1980. The estimation of the experimental and basics of the observed variance of rocks strength. *Rock Mechanics*. V. 13. P. 119-130.
- Rizzoli, J. L. & Deveughele, M., 1976. Valorization dès Données Issues de la Reconnaissance Détaillée dès Gisements de Sables ET Gravieres Alluvionnaires. Tese de Doutorado. Université Pierre ET Marie Curie, Paris.
- Rodrigues, V. G., 2011. Geologia do Depósito Aurífero do Caiamar, *Greenstone Belt* de Guarinos: Um Raro Depósito Associado à Episienito Sódico. Universidade de Brasília, DF. Dissertação de Mestrado, 79 p.
- Smith, L. H., 1910. Plot arrangement for variety experiment with com. *Proceedings of the American Society of Agronomy*, v.107, n.09, p.84-89.

- Smith, M. L. and Williams, R. E., 1996. Examination of methods for evaluating remining a mine waste site. Part II. Indicator kriging for selective remediation. College of Mines and Earth Resource, University of Idaho, Moscow, ID 83843, USA. Engineering Geology 43: 23-30p.
- Soares, A., 2006. Geoestatística para Ciências da Terra e do Ambiente. Instituto Superior Técnico – Editora IST Press, Lisboa- Portugal. Segunda Edição, 2006. 214p.
- Turner, A. K., 2006. Chalenges and trends for geological modeling and visualization. Bulletin of Engineering Geology and the Environment. V. 65, n.2. p. 109-127.
- Valencia, L. I., 1999; “O paradigma da krigagem indicatriz e o problema espaço-temporal na Geoestatística”. Dissertação de mestrado. Instituto de Matemática. UFRJ.
- Valente, J. 1982 e 1989. Geomatemática. Lições de geoestatística. Ouro Preto-MG, Ed. Fundação Gorceix. 8 volumes.
- Xavier, S. R., 1999. Estudo Geoestatístico so Subsolo da Usina Nuclear de Angra 2, RJ. 243 p. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Civil, PUC – Rio de Janeiro.
- Yamamoto, J.K., 2000, An alternative measure of the reliability of ordinary kriging estimates: Math. Geology, v. 32, no. 4, p. 489-509.
- Yamamoto, J. K., 2001. Avaliação e Classificação de Reservas Minerais. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo. 232p.
- Yamamoto, J. K., 2002. Apostila do Curso de Geoestatística da USP. São Paulo. São Paulo. 82p.
- Yamamoto, J. K. & Landim, P. B., 2013. Geoestatística: Conceitos e Aplicações. São Paulo: Editora: Oficina de Textos. São paulo. 215p.
- Yamana Gold Inc, 2011. Caiamar Pre-Feasibility Study. Internal Report. 23p.

Links consultados:

<http://ginasiomental.com/material.htm>

<http://www.portalaction.com.br/content/62-distribuição-normal>

<http://www.ime.unicamp.br/~veronica/Coordenadas1s/aula6pr.pdf>

<http://www.estgv.ipv.pt/PaginasPessoais/malva/MetodosElectro/VAcont%C3%ADnuas.pdf>

<http://www.ime.usp.br/~lrenato/cap4.pdf>

ANEXO 1

Variogramas – estratégia 1

A - Variograma da maior direção

B - Variograma da direção mediana ou ortogonal

C – Variograma da menor direção ou Rake

ANEXO 2

Variogramas – estratégia 2

A – Variograma da maior direção

B – Variograma da direção mediana ou ortogonal

C – Variograma da menor direção ou Rake