



CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
DEPARTAMENTO DE MINAS E CONSTRUÇÃO CIVIL
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE MINAS

LUCAS ROBÉRIO BERNARDES SILVA

ESTUDO DO IMPACTO CAUSADO NO RESULTADO DO CÁLCULO DE CAVA
FINAL VARIANDO O SOFTWARE DE ESTIMATIVA DE TEORES

ARAXÁ – MG

2015

LUCAS ROBÉRIO BERNARDES SILVA

ESTUDO DO IMPACTO CAUSADO NO RESULTADO DO CÁLCULO DE CAVA
FINAL VARIANDO O SOFTWARE DE ESTIMATIVA DE TEORES

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais / Campus IV – Araxá, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro de Minas.

Orientador: Prof.Me. Michel Melo de Oliveira.

ARAXÁ – MG

2015

LUCAS ROBÉRIO BERNARDES SILVA

ESTUDO DO IMPACTO CAUSADO NO RESULTADO DO CÁLCULO DE CAVA
FINAL VARIANDO O SOFTWARE DE ESTIMATIVA DE TEORES

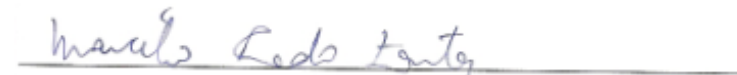
Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Centro Federal de
Educação Tecnológica de Minas Gerais /
Campus IV – Araxá, como requisito
parcial para obtenção do título de
Engenheiro de Minas.

Data de aprovação: 17 / 08 / 2015


Banca Examinadora:



Michel Melo de Oliveira – Presidente da Banca Examinadora
Professor Mestre – CEFET-MG – Orientador



Marcélio Prado Fontes
Professor – CEFET-MG



Silvânia Alves Braga
Professora Mestre – CEFET-MG

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, que permitiu que tudo isso fosse realizado

Ao meu pai Robério, por todo o apoio.

A meus avós pelo suporte, carinho e dedicação ao longo de todos esses anos.

Aos demais familiares e amigos que sempre apoiaram e acreditaram em mim.

Ao professor, orientador e amigo Michel Melo, por todo aprendizado e discussões que contribuíram para minha formação como engenheiro.

À professora Sylvania, por todo aprendizado e apoio no desenvolver do trabalho.

Aos amigos e companheiros de curso Florence Vieira e Thiago Henrique Silva, por toda ajuda na realização do trabalho.

Aos membros da banca examinadora, pelas correções e sugestões.

RESUMO

Todas as decisões financeiras envolvidas no nascimento de um empreendimento mineiro devem se basear no conhecimento do depósito mineral, uma das etapas envolve a estimativa de teores e análise geoestatística que podem representar uma fonte de incerteza considerável. É importante ressaltar que, em geral, o sucesso financeiro de um projeto assim como o sucesso no planejamento de mina é extremamente sensível a diferenças e variações entre o teor planejado e o real. O presente trabalho analisa como dois diferentes softwares respondem quando submetidos a um mesmo desafio; se existe relação entre os mesmos e como isso pode impactar a otimização de uma cava e no sucesso de um projeto. Ao inserirmos os mesmos dados e parâmetros em dois programas muito utilizados pela indústria, é instintivo pensarmos que exista uma uniformidade nas respostas. Com o intuito de evidenciar se há ou não essa relação unívoca, os softwares serão submetidos a um trabalho de estimativa e otimização de cava e a comparação dos resultados obtidos evidenciarão se existe essa integração e onde as discrepâncias entre estes são mais comuns.

Palavras-chave: Geoestatística. Variação de teores. Planejamento de mina. Estimativa de teores.

ABSTRACT

All financial decisions involved in the birth of a mining enterprise must be based on knowledge of the mineral deposit. One of the steps to enable a mining project involves grades estimating and geostatistical analysis, which can represent a source of considerable uncertainty. It notes that, in general, the financial success of the project as well as success in mine planning is extremely sensitive to differences and variations between the planned and the actual content. This paper analyzes how different software respond when subjected to the same challenge; if there is a relationship between them and how it can impact the pit optimization and success of a project. By inserting the same data and parameters of two programs, widely used by the industry, it is instinctive to think that there is uniform answers. In order to show whether or not this one relationship exists, the software will undergo a estimation work and pit optimization as well as comparison of results. In this way, this study will reveal if there is such integration and where the discrepancies among these are common.

Keywords:Geostatistics. Grade variation.Mine planning.Grade estimation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01 – Métodos de amostragem.....	10
Figura 02 – Exemplo de modelo de blocos para uma mina de ouro em lavra subterrânea.	11
Figura 03 – Esquema para classificação de recursos e reservas, segundo o Código JORC.	12
Figura 04 – Histograma de dados de teores associados a um corpo de minério de metal raro.	16
Figura 05 – Variograma e suas principais feições.....	17
Figura 06 – Exemplo de aplicação do algoritmo de Lerchs Grossmann.	21
Figura 07 - Disposição dos furos de sondagem do banco de dados considerado. ...	22
Figura 08 - Tabela <i>Assay</i>	23
Figura 09 - Tabela <i>Collar</i>	24
Figura 10 - Tabela <i>Survey</i>	24
Figura 11 - Tabela <i>Geology</i>	25
Figura 13 - Tabela de compostas.....	26
Figura 14 - Formatação do arquivo para importação no SGeMS.....	27
Figura 15 – Histograma SGeMS.	30
Figura 16 – Histograma Micromine.	31
Figura 17 – Variograma omnidirecional – SGeMS.	32
Figura 18 – Variograma omnidirecional – Micromine.	33
Fonte: Micromine, 2015.....	33
Figura 19 – Variograma para a direção escolhida ($Az=135^\circ / Dip=70^\circ$) – SGeMS....	34
Figura 20 – Variograma para a direção escolhida ($Az=135^\circ / Dip=70^\circ$) – Micromine.	34
Figura 21 – Variograma para a direção escolhida ($Az=135^\circ / Dip=70^\circ$) – GSLib.	35
Figura 22 – <i>Grid</i> cartesiano – SGeMS.	36
Figura 23 – <i>Grid</i> cartesiano – Micromine.	37
Figura 24 – Krigagem SGeMS.	37
Figura 25 – Krigagem Micromine.	38
Figura 26 – Histograma dos blocos estimados - SGeMS.....	38
Figura 27 – Histograma dos blocos estimados - Micromine.....	39

Figura 28 – Teste de validação cruzada.	40
Figura 30 – Cava final.	42

LISTA DE TABELAS

Tabela 01 – Resultados estatísticos para os softwares utilizados.....	31
Tabela 02 – Resultado estatístico Excel	31
Tabela 03 – Parâmetros utilizados para construção dos variogramas.	35
Tabela 04 – Parâmetros de custos para cálculo de cava final.	42
Tabela 05 – Comparação entre os resultados obtidos nos dois softwares utilizados.	43

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	7
2 OBJETIVOS	8
2.1 Objetivo Principal	8
2.2 Objetivos específicos	8
2.2.1 Investigar diferença entre as etapas de estimativas.....	8
2.2.2 Verificar a compatibilidade entre os softwares de estimativas.	8
2.2.3 Propor algoritmo para aumento de compatibilidade entre os softwares.....	8
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	9
3.1 Depósito mineral	9
3.2 Minério.....	9
3.3 Amostra e amostragem	9
3.4 Variável aleatória e regionalizada	10
3.5 Fenômeno regionalizado.....	10
3.6 Modelo de blocos	11
3.7 Avaliação e estimativa de recursos e reservas	12
3.7.1 Conceitos básicos	14
3.7.1.1 Incerteza na estimativa.....	14
3.7.1.2 Krigagem	14
3.7.2 Geoestatística	14
3.7.2.1 Ferramentas geoestatísticas	15
3.7.2.1.1 Histogramas	15
3.7.2.1.2 Variogramas	16
3.7.2.2 Estimativa por krigagem ordinária	17
3.7.3 Estimativa de reservas através de <i>softwares</i>	17
3.7.3.1 SGeMS.....	18
3.7.3.2 Micromine.....	18

3.8 Teor de corte	19
3.9 Validação cruzada	19
3.10 Métodos analíticos para definição da cava ótima	19
3.10.1 Algoritmo de Lerchs e Grossman	20
4 METODOLOGIA	22
4.1 Banco de dados	22
4.2 Estimativa	27
4.2.1 Análise estatística	28
4.2.2 Variografia	28
4.2.3 Modelo de blocos	28
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	30
5.1 Análise estatística	30
5.2 Variografia	32
5.3 Modelo de blocos e estimativa de teores	36
5.4 Geração da cava otimizada	40
5.4.1 Otimização no Micromine utilizando a estimativa nos dois softwares	41
6 CONCLUSÃO	44
REFERÊNCIAS	47

1 INTRODUÇÃO

O estudo de um empreendimento mineiro envolve muitas incertezas, desde sua amostragem até o cálculo do volume e massa do produto comercializado. Uma das etapas que podem contribuir consideravelmente para o aumento dessas incertezas é a estimativa de teores, base para o planejamento.

Segundo Picard e Smith (2004), o objetivo da cava final é baseado em encontrar um contorno de cava com o lucro máximo. A qualidade da estimativa e o tamanho dos blocos são variáveis importantes na cava final e no sequenciamento de lavra.

Na atividade mineira, em geral, os *softwares* são ferramentas importantíssimas, que vem ganhando cada dia mais adeptos entre os profissionais da área. Existem, atualmente, diversos programas que auxiliam nas várias etapas do processo de extração do minério.

Os programas em questão especificam sequências de lavra, permitindo uma resposta com flexibilidade às mudanças na qualidade do minério, ferramentas que estimam e simulam teores, auxiliam na estruturação de modelos geológicos, modelos de bloco e otimização de cava final. Porém, se faz necessário um estudo mais aprofundado, com o intuito de verificar a confiabilidade dos programas, assim como a existência de interação entre as linguagens dos diversos softwares diferentes e, ainda, a de alguma possível limitação na rotina dos mesmos, devido ao crescimento da utilização de tais ferramentas.

O presente trabalho consiste na análise de uma cava gerada a partir de um trabalho de estimativa feito por *dois softwares* diferentes para um mesmo banco de dados, com intuito de evidenciar alguma possível diferença oriunda da estimativa.

Para tal, foi feito um trabalho de estimativa e análise geoestatística através dos softwares SGeMS e do Micromine e o trabalho de otimização de cava feito no próprio Micromine, visando a identificação de algum possível impacto ou particularidade na linguagem dos *softwares* que evidenciasse a interatividade ou não entre os diferentes programas.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Principal

Investigar o impacto da estimativa em dois softwares no cálculo de cava final.

2.2 Objetivos específicos

2.2.1 Investigar diferença entre as etapas de estimativas.

2.2.2 Verificar a compatibilidade entre os softwares de estimativas.

2.2.3 Propor algoritmo para aumento de compatibilidade entre os softwares.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Depósito mineral

É considerado um depósito mineral qualquer rocha na qual há concentração anômala de um ou mais minerais que possua quantidade e potencial para exploração econômica (BIONDI, 2003).

3.2 Minério

Minério é um agregado natural de um ou mais minerais passível de ser lavrado, processado e comercializado com a geração de lucro, em certo local e certo cenário econômico (GROSSI e VALENTE, 2003).

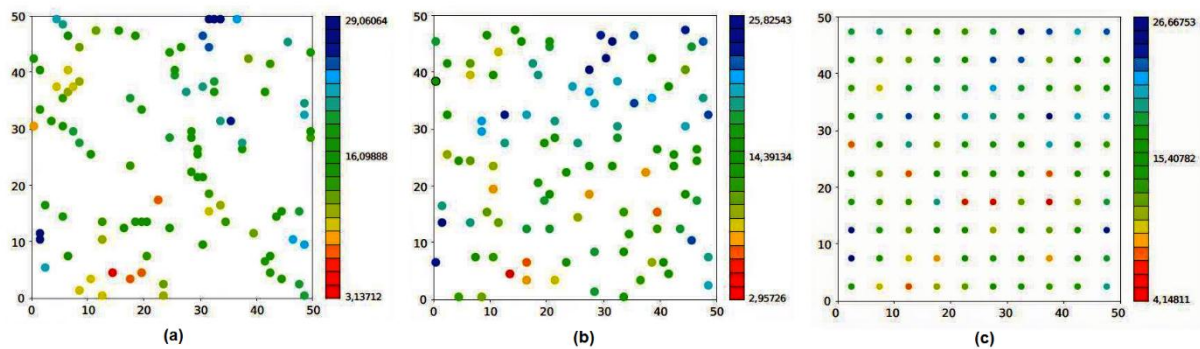
3.3 Amostra e amostragem

Uma amostra é um conjunto de valores, cuja distribuição é regida pela lei de distribuição do fenômeno espacial que esta representa, considerada representativa se reproduzir esta distribuição e também sua variabilidade espacial, levando em conta tanto seu tamanho como a distribuição na área a ser estudada (YAMAMOTO, 2013). Assim, uma amostra representativa representa volumes imensamente maiores do que aquele que a compõe, sendo crucial a sua representatividade.

A amostragem é o processo de seleção de amostras através de uma malha amostral. Surge da necessidade de representar-se uma área através de um orçamento de amostragem reduzido. As malhas amostrais podem ser de três tipos, como mostrado pela Figura 01. São eles:

- Amostragem aleatória simples: uma população de n unidades é demarcada de maneira aleatória na área de estudo;
- Amostragem aleatória estratificada: a área de estudo é dividida em n células de igual área, sendo uma amostra demarcada aleatoriamente em cada célula;
- Amostragem sistemática: a amostragem é feita sobre uma malha regular aplicada sobre a área de estudo. Para efeitos de estudos geoestatísticos, é a que gera melhores resultados (YAMAMOTO, 2013).

Figura 01 – Métodos de amostragem.



Fonte: YAMAMOTO, 2013, p. 20-21.

A representatividade de uma amostra está relacionada a fatores como o número de amostras contidas no campo de estudo; os processos de amostragem; os procedimentos de quarteamento da amostra; o tamanho da amostra; a forma da amostra e a orientação espacial da amostra (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

3.4 Variável aleatória e regionalizada

Uma variável aleatória é aquela determinada pela realização de um experimento, sendo discreta, se assume um valor qualquer, ou contínua se assume um valor contido dentro de um intervalo qualquer (YAMAMOTO, 2013).

Uma variável regionalizada é aquela cujos valores a serem assumidos são regidos por uma lei denominada lei de distribuição. Assim, estes são distribuídos espacialmente de maneira parcialmente estruturada, existindo entre eles um grau de correlação espacial denominado regionalização. Os fenômenos formadores de depósitos minerais geram, normalmente, valores de teores que podem ser considerados uma variável regionalizada (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

3.5 Fenômeno regionalizado

Um fenômeno regionalizado trata-se de um banco de dados composto pelos valores associados a uma variável regionalizada, sendo caracterizado pela distribuição e variabilidade espaciais para um domínio ao qual esta é aplicável (YAMAMOTO, 2013).

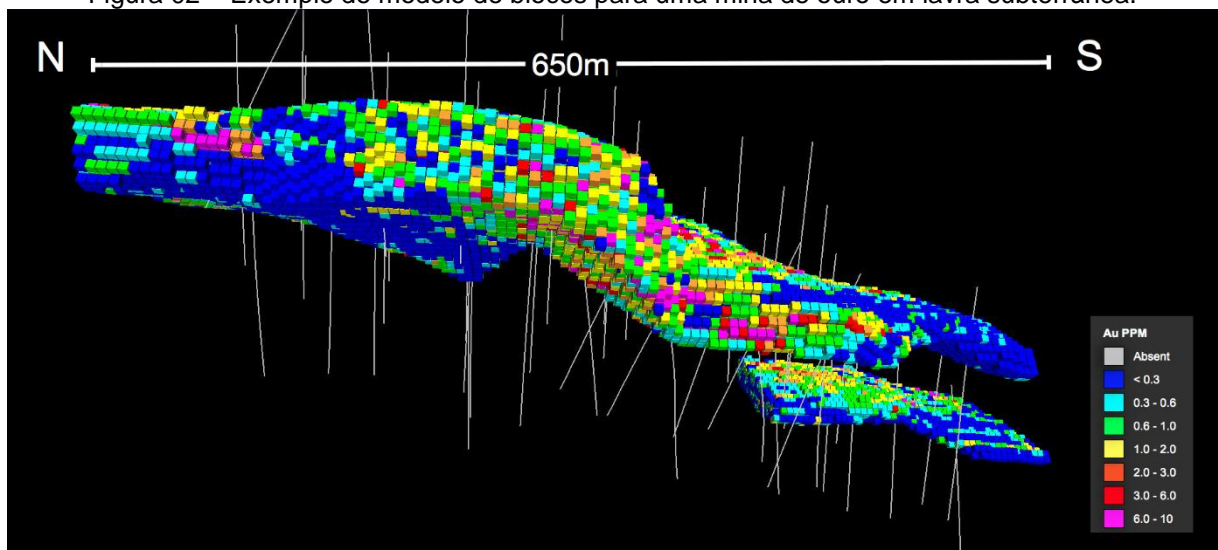
3.6 Modelo de blocos

O modelo de blocos é um modelo geométrico e econômico utilizado tanto para o sequenciamento de lavra como para a análise econômica da cava final. Trata-se da discretização do corpo mineralizado em blocos de tamanho constante. Este é definido com base em fatores como a malha de amostragem, o método de lavra a ser utilizado, nos controles geológicos a serem considerados, no espaçamento de perfuração para desmonte, dentre outros (DARLING, 2011).

Muitos autores discutem sobre o tamanho do bloco para estimativa, atentando que o tamanho do bloco não pode ser muito menor que a malha de amostragem. Esses blocos com dimensões muito menores acarretam em uma alta variância de estimação, podem causar erros nas etapas posteriores. Dentre esses autores podemos citar David (1988), Journel e Huijbregts (1998), Sinclair e Blackwell (2002), entre outros.

A cada bloco são associados atributos como teor médio, litologia, valor presente líquido, dentre outros. Tais parâmetros auxiliam nas decisões estratégicas necessárias à elaboração do sequenciamento de lavra, definindo se o bloco deve ou não ser minerado; se sim, quando este deve ser minerado; e o tempo ótimo no qual o minério proveniente deste bloco deve ser enviado à usina de beneficiamento. Um exemplo de modelo de blocos para uma mina subterrânea de ouro é mostrado pela Figura 02.

Figura 02 – Exemplo de modelo de blocos para uma mina de ouro em lavra subterrânea.



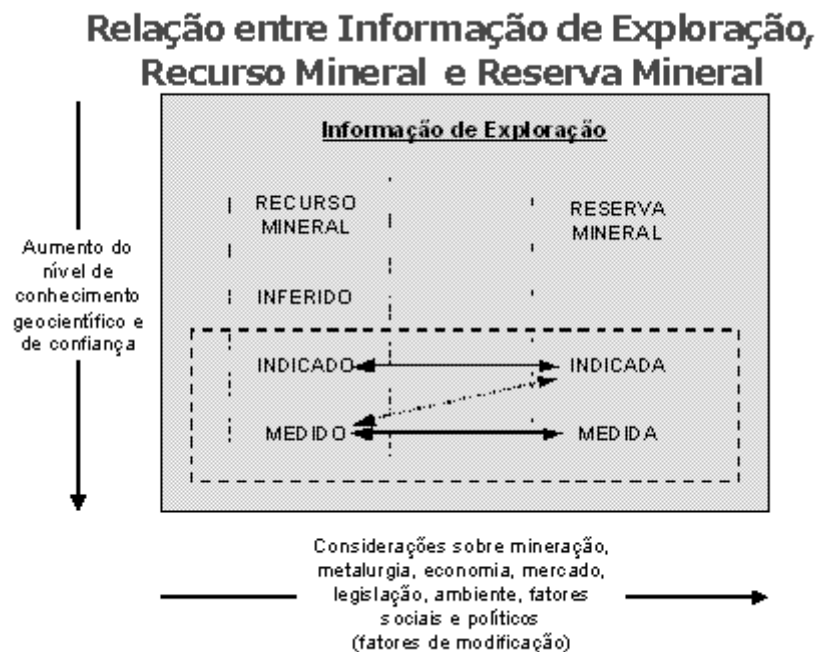
Fonte: <http://aureus-mining.com/wp-content/uploads/2013/11/NDB_BLOCK-MODEL_4.png>. Acesso em 14 jul. 2015

3.7 Avaliação e estimativa de recursos e reservas

Reservas e recursos são termos amplamente utilizados na avaliação mineral. A definição de tais termos foi mais bem consolidada nos últimos anos, a partir das diretrizes utilizadas pelo denominado *Australasian Code for Reporting of Identified Mineral Resources and Ore Reserves*, elaborada pelo *Joint Ore Reserves Committee (JORC)*. Assim, tais diretrizes ficaram conhecidas como Código JORC, e estabelecem as definições referentes a recursos e reservas, assim como sua classificação (GROSSI e VALENTE, 2003).

Como definido pelo Código JORC, um **recurso mineral** é uma ocorrência mineral estudada apenas a partir da perspectiva geológica, utilizando-se da mesma para a avaliação de sua tonelagem e teor de corte. Uma **reserva mineral** é uma ocorrência mineral sobre a qual foram realizados estudos tanto geológicos, como técnicos e econômicos contemplados em um plano de avaliação econômica (SINCLAIR e BLACKWELL, 2012). A classificação dos recursos e reservas, segundo o Código JORC, é mostrada pela Figura 03.

Figura 03 – Esquema para classificação de recursos e reservas, segundo o Código JORC.



Fonte: GROSSI e VALENTE, 2003, p. 4.

A avaliação de recursos e reservas é de importância primordial às diversas etapas de um empreendimento mineiro, estando presente desde a fase de

exploração e reconhecimento do depósito até a fase na qual é desenvolvido o estudo de viabilidade técnico-econômica do projeto mineral, assim como no planejamento de lavra, em seus diversos estágios (YAMAMOTO, 2013).

Sua eficiência está fortemente associada à qualidade de estudos preliminares que subsidiam sua realização. Alguns destes estudos são mostrados pelo Quadro 01.

Quadro 01 – Estudos necessários à realização do estudo de estimativa de recursos e reservas.

Tipo de estudo	Conteúdo
Localização	Mapas locais. Seções longitudinais mostrando a localização de controles geológicos, afloramentos minerais, localização das amostras, localização e orientação dos furos de sonda, trincheiras e trabalhos subterrâneos. Indicação da qualidade dos dados de localização.
Geológico	Mapas e seções geológicas detalhadas, mostrando os tipos de rochas presentes, dados estruturais, alteração, tipos de mineralização, etc; confiabilidade da informação geológica; descrição dos estudos de geoquímica e geofísica, contendo dados e interpretação; documentação referente à perfuração dos furos de sondagem; registros detalhados de sondagem; variabilidade espacial de características geológicas que influenciam no dimensionamento do beneficiamento e da mina, incluindo efeitos sobre a recuperação (metalúrgica e em massa) e determinação do teor de corte.
Amostragem/análises químicas	Descrição de todos os métodos de amostragem, incluindo quantificação da variabilidade da amostragem; descrição das amostras; procedimentos de quarteamento das amostras; dimensionamento e resultados das amostras; programa de análises químicas.

Fonte: Adaptado de SINCLAIR e BLACKWELL, 2002, p. 11.

Os métodos geoestatísticos estimam os teores a partir da amostragem realizada na área em estudo. Antes deste campo da ciência ter sido desenvolvido, no final da década de 1950, a estimativa de depósitos minerais era feita de maneira empírica, dependendo essencialmente da experiência e do julgamento do profissional que a executava. Sua utilização foi aumentada devido a fatos como a difusão do uso de sondagem como método de amostragem, ao invés de técnicas mais dispendiosas; e da informatização dos processos de estimativa (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002). Assim, pode-se considerar que o advento da geoestatística contribuiu significativamente para a evolução dos métodos de avaliação e estimativa de recursos e reservas, aumentando consideravelmente sua confiabilidade.

3.7.1 Conceitos básicos

Para subsidiar a compreensão deste trabalho, torna-se necessária a abordagem de alguns conceitos relativos à geoestatística e à estimativa de recursos e reservas. Alguns destes conceitos serão abordados a seguir.

3.7.1.1 Incerteza na estimativa

A incerteza, em geoestatística, é dada por uma função que visa mensurar a magnitude do erro de estimativa. Surge da impossibilidade da determinação exata do erro, uma vez que não há valores medidos para todas as posições estimadas (OLIVEIRA *et al*, 2013).

3.7.1.2 Krigagem

Yamamoto (2013) define a krigagem como:

“[...] um processo geoestatístico de estimativa de valores de variáveis distribuídas no espaço e/ou tempo, com base em valores adjacentes quando considerados interdependentes pela análise variográfica. [...] apresenta estimativas não tendenciosas e a mínima variância associada ao valor estimado (YAMAMOTO, 2013, p. 55).

Utiliza funções matemáticas para a definição de pesos maiores para pontos menos distantes das amostras e menores para aqueles mais afastados. Assim, cria novos valores, através de interpolação, a partir de combinações lineares dos dados disponíveis (ANDRIOTTI, 1988).

O método de krigagem a ser utilizado no presente trabalho é o de krigagem ordinária (KO), tendo-se em vista as características do banco de dados disponível, que possui média constante, porém desconhecida.

3.7.2 Geoestatística

A geoestatística é o conjunto de técnicas estatísticas utilizadas para analisar e estimar valores de uma variável que são distribuídos e fisicamente relacionados no espaço ou no tempo. É definida por Matheron (1971, p. 5) *apud* Yamamoto (2013),

como a aplicação da Teoria das Variáveis Regionalizadas para a estimativa de depósitos minerais, sendo considerada um estudo das leis de distribuição.

Antes do desenvolvimento da geoestatística, a estimativa de recursos e reservas minerais era realizada de maneira relativamente empírica. Assim, a precisão das estimativas realizadas estava intrinsecamente relacionada à experiência e sensibilidade do profissional responsável pelo estudo, gerando variações consideráveis no mesmo (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

Com o desenvolvimento da geoestatística e com a difusão da utilização das campanhas de sondagem para o reconhecimento de áreas a serem exploradas, foi estabelecido um marco na avaliação de recursos e reservas. A partir do mesmo, o ponto de vista prático, a análise dos testemunhos de sondagem, tanto do ponto de vista visual como do de análises químicas, passou a fornecer informações que serão componentes de um banco de dados para a análise geoestatística e posterior estimativa através do método de interpolação mais apropriado.

O estudo geoestatístico detalhado do banco de dados gerado a partir das informações de sondagem é feito através de algumas ferramentas estatísticas principais, detalhadas no tópico 3.7.2.1.

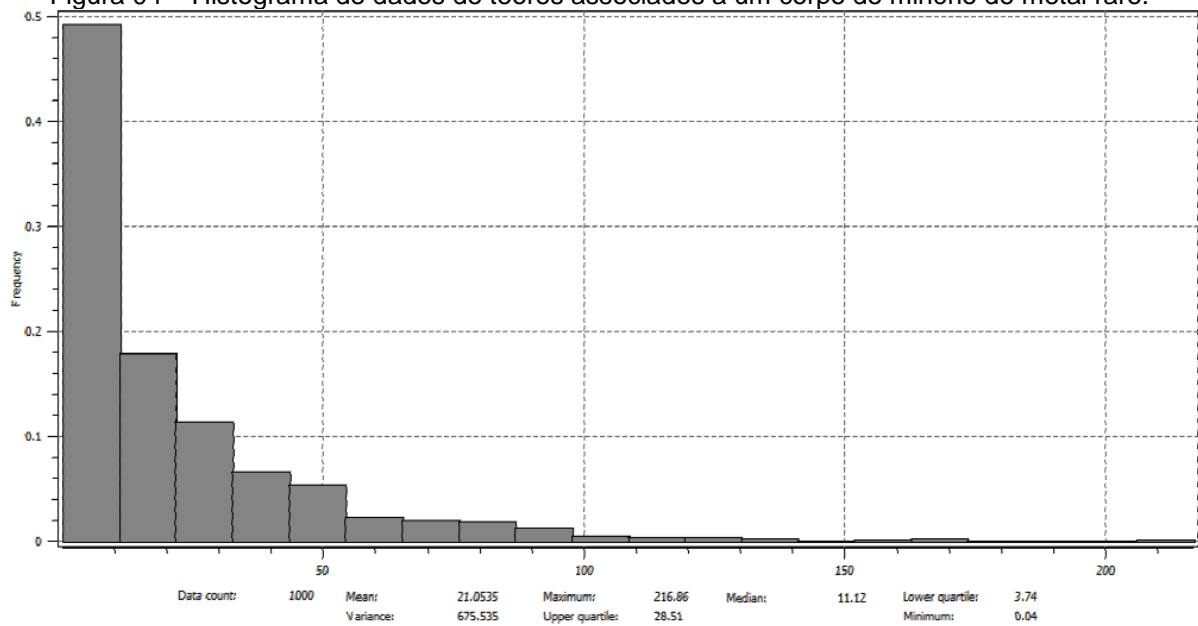
3.7.2.1 Ferramentas geoestatísticas

A estimativa de valores de teores de certo mineral ou elemento em um corpo mineral utiliza como ferramentas principais os histogramas e os variogramas. Estes nos fornecem os dados de entrada necessários à execução da krigagem.

3.7.2.1.1 Histogramas

Os histogramas são formas gráficas simples que permitem a visualização da distribuição dos valores do banco de dados estudado. Permitem a verificação da amplitude e do espalhamento dos dados, valores anômalos, faixas de maior concentração, etc. Os histogramas gerados por programas de análise geoestatística fornecem, geralmente os valores de média, variância, mediana, valor máximo, valor mínimo e quartis superior e inferior para o banco de dados considerado. A Figura 04 mostra um exemplo de histograma gerado por um programa de geoestatística, para certo banco de dados.

Figura 04 – Histograma de dados de teores associados a um corpo de minério de metal raro.



Fonte: Acervo do autor.

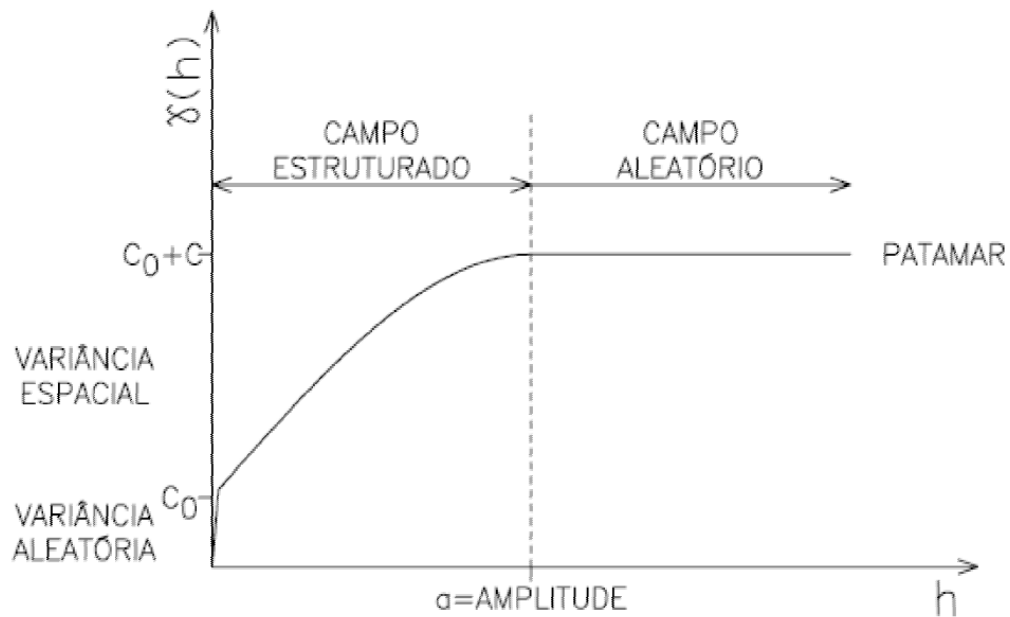
3.7.2.1.2 Variogramas

O variograma é a ferramenta básica que permite descrever quantitativamente a variação no espaço do fenômeno regionalizado. Os variogramas mostram a função intrínseca relacionada à estrutura do fenômeno estudado, e medem as relações estatísticas, através da covariância, que existem entre as amostras, espaçadas de sucessivos valores de h . A função variograma é crescente até certo valor de h , denominado amplitude, a partir do qual as amostras deixam de estar distribuídas de forma estruturada, se organizando apenas sob o aspecto aleatório. São realizados para uma direção determinada.

A Figura 05 mostra as feições típicas de um variograma. São estas o efeito pepita (*nugget effect*), a amplitude (*range*) e o patamar (*sill*):

- Efeito pepita (*nugget effect*): é a variância de origem, na qual a função variograma corta o eixo vertical. Também é denominada variância aleatória, sendo atribuída à variabilidade natural do depósito e a erros de amostragem;
- Amplitude (*range*): distância na qual o variograma atinge o patamar. Nesta, as amostras passam a ser independentes;
- Patamar (*sill*): valor de variância para qual o valor da função variograma se estabiliza. É aproximadamente igual à variância total dos valores amostrais.

Figura 05 – Variograma e suas principais feições.



Fonte: YAMAMOTO, 2004, p. 39.

3.7.2.2 Estimativa por krigagem ordinária

A krigagem ordinária é a mais utilizada dentre os variados tipos de krigagem. É aplicável a bancos de dados com média constante, porém desconhecida. Dentro deste método, a média é estimada pelo método denominado krigagem da média, sendo, em seguida, aplicado o método de krigagem simples (YAMAMOTO, 2013).

3.7.3 Estimativa de reservas através de softwares

A grande quantidade de dados dos bancos de dados associados às geociências, tanto na etapa de avaliação de recursos e reservas como na de sequenciamento de lavra, faz com que a utilização de *softwares* na manipulação dos mesmos seja necessária à sua utilização como ferramenta de trabalho diário.

Os principais *softwares* utilizados para a análise geoestatística são o GSLib (*Geostatistical Software Library*) e o SGeMS (*Stanford Geostatistical Earth Modeling Software*). Além disso, as principais ferramentas de análise geoestatística figuram como componentes em *softwares* de planejamento e gerenciamento de lavra, tais como o Datamine e o Micromine.

Neste trabalho, serão abordadas mais detalhadamente as características do SGeMS e do Micromine, por estes programas terem sido usados nos estudos apresentados.

3.7.3.1 SGeMS

O SGeMS (*Stanford Geostatistical Earth Modeling Software*) realiza cálculos e modelagem geoestatística tridimensional, oferecendo ao usuário muitos dos algoritmos padrões, além de outros mais recentes desenvolvidos e aprimorados no laboratório de engenharia de recursos e energia da Universidade de Stanford.

Suas principais características são a interface gráfica desenvolvida com vistas à usabilidade do programa; e seu código aberto, que o torna um *software* passível de melhoria contínua por usuários de todo o mundo. Possui, ainda, como vantagem, a grande disponibilidade de tutoriais para seu uso, elaborados tanto por seus desenvolvedores como por usuários e universidades (CORREIA, 2010).

3.7.3.2 Micromine

O Micromine é um *software* australiano, desenvolvido pela empresa Micromine PtyLimited, capaz de gerenciar os processos componentes da etapa de exploração geológica, assim como os processos rotineiros de controle de produção da mina.

Também possui como vantagem a usabilidade do produto, estando disponível na língua portuguesa e disponibilizando visualização tridimensional de alta qualidade. Dentre as funcionalidades oferecidas a serem utilizadas neste trabalho, tem-se:

- importação de dados geológicos e de superfície;
- validação do banco de dados gerado a partir das informações de sondagem;
- geração do modelo de blocos;
- operações booleanas;
- contorno do fundo de cava;
- desenho da cava final e da cava final otimizada.

3.8 Teor de corte

A definição do teor de corte é necessária para que a modelagem geológica da reserva lavrável seja possível, sendo imprescindível sua definição ao processo de avaliação de recursos e reservas. Tecnicamente, o teor de corte é aquele abaixo do qual a lavra de um volume de rocha não é economicamente viável (SINCLAIR e BLACKWELL, 2002).

3.9 Validação cruzada

A validação cruzada é o processo através do qual se busca verificar a qualidade da krigagem realizada. Constitui da retirada das amostras de um banco de dados, uma a uma, realizando-se outra krigagem com o objetivo de avaliar seu valor. Assim, considera-se que a estimativa será tanto melhor quanto mais próxima de zero for a média das diferenças das amostras (ANDRIOTTI, 1988).

3.10 Métodos analíticos para definição da cava ótima

Segundo Peroni (2002, p. 26) a cava ótima para um empreendimento mineiro é caracterizada por uma geometria que permita, “maior lucratividade; maior valor presente líquido; e maior aproveitamento dos recursos minerais”. Assim, a otimização de cava através de algoritmos tem sido alvo de estudos nos últimos anos.

Os algoritmos para definição de cava ótima são aplicados sobre um modelo de blocos aos quais são atribuídos valores monetários associados a sua extração e processamento (PERONI, 2002). Os algoritmos mais utilizados e mais satisfatoriamente implementados em plataforma computacional, são a técnica dos cones flutuantes e o algoritmo de Lerchs e Grossmann (1965). O algoritmo de Lerchs e Grossman foi utilizado neste trabalho e, assim sendo, será detalhado a seguir.

3.10.1 Algoritmo de Lerchs e Grossman

O algoritmo de Lerchs e Grossman foi desenvolvido em 1965, quando publicado por estes autores o trabalho intitulado *Optimum design of open pit mines*. Este aborda dois métodos numéricos: um abordando um modelo bidimensional, ou uma seção vertical de uma cava; e outro abordando modelo tridimensional (HUSTRULID, KUCHTA e MARTIN, 2013).

O algoritmo de Lerchs e Grossmann (1965) é aplicado a um modelo de blocos no qual cada bloco já foi analisado economicamente, tendo sido atribuído seu valor econômico. Um exemplo é mostrado pela Figura 06, para melhor compreensão dos procedimentos associados ao algoritmo. Considera-se, para este exemplo, que o ângulo de talude da cava é de 45°. Sobre este modelo (Figura 06a), são aplicados os seguintes passos:

1. soma-se os valores dos blocos, no sentido do topo para a base da coluna de blocos. Assim, a cada bloco será atribuído o valor necessário para a lavra dos blocos superiores até aquele ponto (M_{ij}). Repete-se o procedimento para todas as colunas analisadas na seção (Figura 06b), segundo a Equação 01;

$$M_{ij} = \sum_{k=1}^i m_{kj} \quad (01)$$

2. analisa-se verticalmente os valores dos blocos, visando a soma do valor dos blocos para a cava em sua totalidade. Para cada bloco, analisa-se três blocos da coluna à sua esquerda: o que se encontra na mesma linha do bloco, o que se encontra na linha acima do bloco e o que se encontra na linha abaixo do bloco. Soma-se o valor do bloco com o bloco de maior valor na coluna à esquerda, gerando o valor denominado P_{ij} (Figura 06c) através da Equação 02;

$$P_{ij} = M_{ij} + \text{Max} \begin{cases} P_{i-1,j-1} \\ P_{i,j-1} \\ P_{i+1,j-1} \end{cases} \quad (02)$$

3. encontra-se o maior valor da primeira linha de blocos, analisando-os da direita para a esquerda, como destacado na Figura 06c;
4. a partir deste bloco, procede-se à mesma análise feita no passo 2, determinando a direção da lavra no sentido do bloco de maior valor e possibilitando o traçado da cava final (Figura 06d).

Figura 06 – Exemplo de aplicação do algoritmo de Lerchs Grossmann.

	j	A	B	C	D	E	F	G	H
i	1	-2	-2	-2	-2	-2	-2	-2	-2
	2	-6	5	5	5	5	5	5	-6
	3	-7	-2	-2	-2	-2	-2	-2	-7
	4	-8	-8	-8	8	3	-8	-8	-8

(a)

	j	O	A	B	C	D	E	F	G	H
i	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1		-2	-2	-2	-2	-2	-2	-2	-2
	2		-8	3	3	3	3	3	3	-8
	3		-15	1	1	1	1	1	1	-15
	4		-23	-7	-7	9	4	-7	-7	-23

(b)

	j	O	A	B	C	D	E	F	G	H
i	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1		-2	-2	1	2	5	8	13	17
	2		-8	1	4	7	10	15	19	11
	3		-15	-7	2	5	12	16	17	4
	4		-23	-22	-14	11	15	8	9	6

(c)

	j	O	A	B	C	D	E	F	G	H
i	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1		-2	-2	1	2	5	8	13	17
	2		-8	1	4	7	10	15	19	11
	3		-15	-7	2	5	12	16	17	4
	4		-23	-22	-14	11	15	8	9	6

(d)

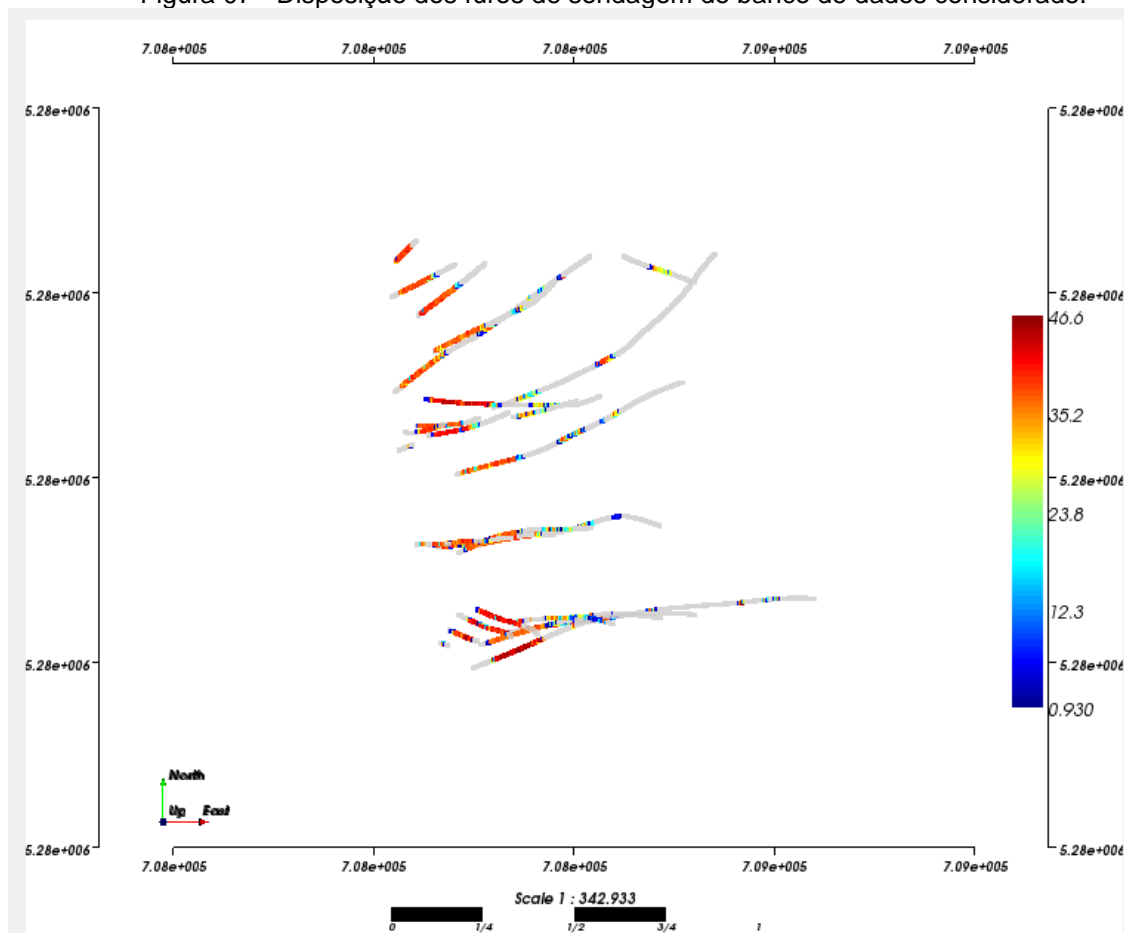
4 METODOLOGIA

4.1 Banco de dados

O banco de dados utilizado já estava disponível para o *software* Micromine, e se refere a um depósito de ferro. Engloba informações sobre os furos de sondagem realizados em determinada área, cujas características não foram informadas.

Um conjunto de 30 furos (Figura 07) foi distribuído em uma área total de sondagem de aproximadamente 377 Km², com um total de 12623 m perfurados. Foi realizada a composição das amostras para regularização das mesmas, garantindo-se que as mesmas estivessem em um mesmo suporte de 1 metro cada. Assim, obteve-se 12619 amostras, sendo apenas 5660 representativas para o trabalho em questão. É importante ressaltar que os furos não são verticais o que tem implicações diretas nas etapas posteriores.

Figura 07 - Disposição dos furos de sondagem do banco de dados considerado.



Fonte: SGeMs, 2015

O banco de dados referente às amostras é constituído de quatro diferentes tabelas. São estas as tabelas *Assay*, *Collar*, *Geology* e *Survey*.

A tabela de teores (*Assay*) (Figura 08) possui informações sobre cada furo, seu comprimento, início e término do avanço, e teores aferidos.

Figura 08 - Tabela Assay.

	Hole	Section	Sample	From	To	Fe_Total	Fe_Mag	East	North	RL	Tamanho amostra	Ore
1	1	13		0.000	1.000			708529.233	5283580.099	47.917	1.00	
2	1	13		1.000	2.000			708528.978	5283580.054	46.951	1.00	
3	1	13		2.000	3.000			708528.723	5283580.009	45.985	1.00	
4	1	13		3.000	4.000			708528.468	5283579.964	45.019	1.00	
5	1	13		4.000	5.000			708528.213	5283579.919	44.053	1.00	
6	1	13		5.000	6.000			708527.958	5283579.874	43.087	1.00	
7	1	13		6.000	7.000			708527.703	5283579.829	42.121	1.00	
8	1	13		7.000	8.000			708527.448	5283579.784	41.156	1.00	
9	1	13		8.000	9.000			708527.193	5283579.739	40.190	1.00	
10	1	13		9.000	10.000			708526.939	5283579.694	39.224	1.00	
11	1	13		10.000	11.000			708526.684	5283579.649	38.258	1.00	
12	1	13		11.000	12.000			708526.429	5283579.604	37.292	1.00	
13	1	13		12.000	13.000			708526.174	5283579.559	36.326	1.00	
14	1	13		13.000	14.000			708525.919	5283579.514	35.360	1.00	
15	1	13		14.000	15.000			708525.664	5283579.469	34.394	1.00	
16	1	13		15.000	16.000			708525.409	5283579.424	33.428	1.00	

Fonte: Micromine, 2015.

A tabela de coordenadas dos furos (*Collar*) (Figura 09) possui informações sobre as coordenadas da boca de cada furo (N, E, cota), assim como a profundidade total de cada furo.

Figura 09 - Tabela *Collar*.

	Hole	Section	North	East	RL	Tdepth
1	1	13	5283580.121	708529.360	48.400	700.000
2	2	14	5283797.541	708166.089	46.400	101.000
3	3	14	5283879.012	708514.354	42.400	876.000
4	9	14-A	5284030.849	708221.309	42.700	241.000
5	10	13-A	5283679.155	708293.581	49.200	336.000
6	11	14-A	5284008.180	708349.425	42.600	635.000
7	13	13-A	5283691.175	708396.111	43.800	570.000
8	14	13-A	5283671.325	708214.799	50.400	131.000
9	15	14-A	5284032.242	708260.187	42.400	359.300
10	18	14-A	5284061.668	708171.509	42.100	158.000
11	19	13-A	5283675.409	708254.259	49.800	268.000
12	23	14	5283854.853	708377.467	42.100	220.600
13	24	14	5283833.228	708252.212	43.800	327.000
14	25	14-A	5284040.635	708395.005	45.900	840.000
15	42	13	5283541.536	708213.436	55.000	60.000
16	53	14-A	5284043.656	708556.768	47.100	1215.000

Fonte: Micromine, 2015.

A tabela de localização espacial dos furos (*Survey*) (Figura 10) possui informações sobre a atitude de cada avanço do furo, mostrando seu azimute e mergulho, assim como o azimute da seção na qual este está localizado.

Figura 10 - Tabela *Survey*.

	Hole	Azim	Dip	Sdepth	Section	Azim of Section
1	1	260.000	-75.000	0.000	13	263
2	1	260.000	-75.000	20.000	13	263
3	1	259.000	-74.000	40.000	13	263
4	1	258.000	-73.000	60.000	13	263
5	1	257.000	-72.000	80.000	13	263
6	1	256.000	-71.000	110.000	13	263
7	1	256.000	-70.000	150.000	13	263
8	1	258.000	-69.000	200.000	13	263
9	1	258.000	-68.500	249.600	13	263
10	1	258.000	-68.000	255.400	13	263
11	1	258.000	-68.000	257.800	13	263
12	1	258.000	-68.000	259.000	13	263
13	1	258.000	-68.000	260.000	13	263
14	1	258.000	-67.000	300.000	13	263
15	1	258.000	-66.000	330.000	13	263
16	1	254.000	-65.000	340.000	13	263

Fonte: Micromine, 2015.

A tabela Geologia (*Geology*) (Figura 11) apresenta informações referentes à classificação de cada furo e dos segmentos que o compõem quanto à tipologia de

rocha e/ou outras informações relevantes, tais como, Rock Quality Designation (RQD), NGI-Q, resistência em campo (*point load test*) e etc.

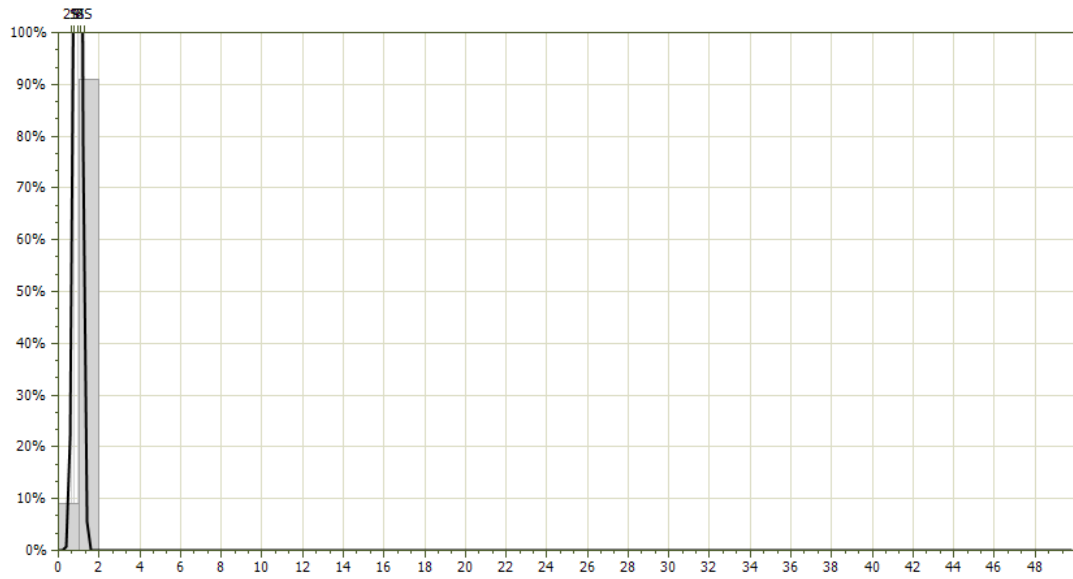
Figura 11 - Tabela *Geology*.

	Hole	Section	From	To	Index_Rock
22	1	13	389.800	391.500	3
23	1	13	391.500	419.400	4
24	1	13	419.400	477.800	1
25	1	13	477.800	480.000	4
26	1	13	480.000	487.200	1
27	1	13	487.200	488.800	4
28	1	13	488.800	491.000	1
29	1	13	491.000	493.400	4
30	1	13	493.400	495.500	3
31	1	13	495.500	499.200	3
32	1	13	499.200	506.000	3
33	1	13	506.000	508.600	3
34	1	13	508.600	511.000	4
35	1	13	511.000	512.100	12
36	1	13	512.100	518.500	1
37	1	13	518.500	523.400	4

Fonte: Micromine, 2015.

A composição das amostras foi feita em relação ao eixo Z, utilizando um histograma do tamanho das amostras (Figura12) e a partir da análise estatística do gráfico observamos o valor da moda para escolhermos o melhor suporte. Após a preparação e composição (Figura 13), o mesmo banco de dados foi exportado para o *software* SGeMS, para a realização de estimativa buscando a comparação dos resultados entre este *software* e o Micromine.

Figura 12 – Histograma tamanho de amostras



Fonte: Micromine,2015

Figura 13 - Tabela de compostas.

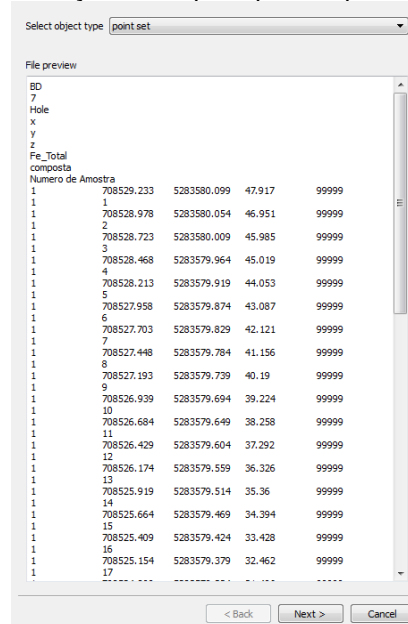
	Hole	Section	Sample	From	To	Composta	Fe_Total	Fe_Mag	Tamanho amostra	Ore	EAST	NORTH	RL
4	1	13		3.000	4.000	1.000			1.00		708528.468	5283579.964	45.019
5	1	13		4.000	5.000	1.000			1.00		708528.213	5283579.919	44.053
6	1	13		5.000	6.000	1.000			1.00		708527.958	5283579.874	43.087
7	1	13		6.000	7.000	1.000			1.00		708527.703	5283579.829	42.121
8	1	13		7.000	8.000	1.000			1.00		708527.448	5283579.784	41.156
9	1	13		8.000	9.000	1.000			1.00		708527.193	5283579.739	40.190
10	1	13		9.000	10.000	1.000			1.00		708526.939	5283579.694	39.224
11	1	13		10.000	11.000	1.000			1.00		708526.684	5283579.649	38.258
12	1	13		11.000	12.000	1.000			1.00		708526.429	5283579.604	37.292
13	1	13		12.000	13.000	1.000			1.00		708526.174	5283579.559	36.326
14	1	13		13.000	14.000	1.000			1.00		708525.919	5283579.514	35.360
15	1	13		14.000	15.000	1.000			1.00		708525.664	5283579.469	34.394
16	1	13		15.000	16.000	1.000			1.00		708525.409	5283579.424	33.428
17	1	13		16.000	17.000	1.000			1.00		708525.154	5283579.379	32.462
18	1	13		17.000	18.000	1.000			1.00		708524.899	5283579.334	31.496
19	1	13		18.000	19.000	1.000			1.00		708524.645	5283579.290	30.530

Fonte: Micromine, 2015.

4.2 Estimativa

Após ser feita a preparação e regularização do banco de dados o mesmo foi importado no *software* SGeMS, *software* este que exige uma formatação própria (Figura 14) para aceitação do banco de dados.

Figura 14 - Formatação do arquivo para importação no SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015.

Para tal, devem constar as informações na:

- 1ª Linha – Nome do projeto
- 2ª Linha – Número de variáveis existentes no arquivo
- 3ª, 4ª e 5ª e demais linhas - coordenadas em x, coordenadas em y, coordenadas em z e variáveis respectivamente de acordo com a ordem da coluna.

O tipo de objeto, neste caso, é um *point set*, uma vez que os dados se tratam de pontos referenciados espacialmente. Ou seja, a cada ponto está associado um valor de coordenada x, y e z. Após a importação eficiente do banco de dados, deu-se continuidade ao desenvolvimento do trabalho.

4.2.1 Análise estatística

A análise estatística do banco de dados foi feita através da criação de histogramas, geralmente representados por gráficos de barras verticais que possibilitam, através de sua análise, evidenciar algumas medidas importantes do banco de dados como os valores de média, variância, mediana, valor máximo, valor mínimo, dentre outros.

4.2.2 Variografia

A variografia, importante ferramenta geoestatística, nos possibilita interpretar, caso seja possível, o comportamento espacial das variáveis em estudo.

A partir da geração do variograma, este instrumento permite evidenciar a direção onde se encontra a maior continuidade das amostras, dado a partir do qual será possível a criação do modelo de blocos de maneira eficiente.

4.2.3 Modelo de blocos

A geração de um modelo de blocos consiste na divisão do corpo geológico em blocos de dimensões predefinidas, aos quais serão atribuídos valores de teores, parâmetros financeiros, dentre outros. Através deste modelo será efetuada a estimativa de teores do depósito estudado. Assim, cada bloco do modelo é uma porção representativa do depósito. Com o modelo de blocos criado, pode-se escolher o melhor método para realizar a estimativa do depósito.

O método estimador escolhido foi a krigagem ordinária, devido às características do banco de dados. Foi realizada, também, validação cruzada com o objetivo de verificar a qualidade da krigagem.

Após ser feita a estimativa no modelo de blocos, é realizada a otimização da cava gerada pelos parâmetros adquiridos até então. É importante dizer que o SGeMS não possui essa função. Porém, faremos o trabalho de otimização de cava com o software Micromine que além do trabalho de estimativa também possui a funcionalidade de gerar e otimizar a cava.

É necessário, ainda, salientar que o SGeMS não possui ferramentas para exportação do modelo de blocos. Sendo assim, foi utilizado um algoritmo responsável por exportar as coordenadas do modelo de blocos.

Todas as etapas descritas foram realizadas tanto no SGeMS quanto no Micromine. Deve-se ressaltar que o *software* Micromine, possui todas as ferramentas necessárias para adequação do banco de dados, criação de modelo de blocos, estimativa e otimização de cava.

Após a geração da cava final, dos modelos estimados nos dois softwares, foi feita a análise e comparação dos resultados.

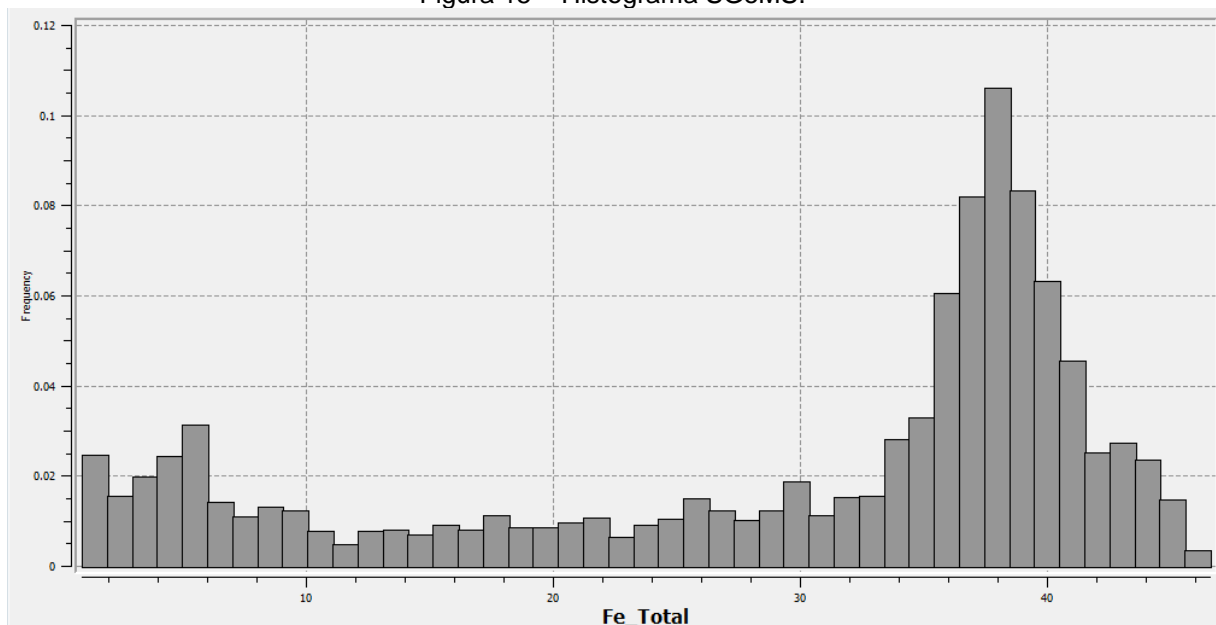
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Análise estatística

A análise estatística dos dados teve início com a criação e interpretação do histograma. Como podemos observar, os *softwares* apresentaram histogramas (Figura 15 e 16) parecidos, como era de se esperar. Já na estatística descritiva o valor da variância foi ligeiramente diferente. Essa diferença não deveria existir, já que existe uma relação unívoca entre as médias, número de amostras, tamanho de amostras imputados em ambos os *softwares*. Com base nesta observação calculou-se a estatística descritiva no Microsoft Excel (Tabela 02). De acordo com os cálculos do Excel pode-se observar que o SGeMS calcula a variância populacional enquanto o Micromine calcula a variância amostral. A Tabela 01 faz uma comparação entre os parâmetros estatísticos encontrados em cada *software*.

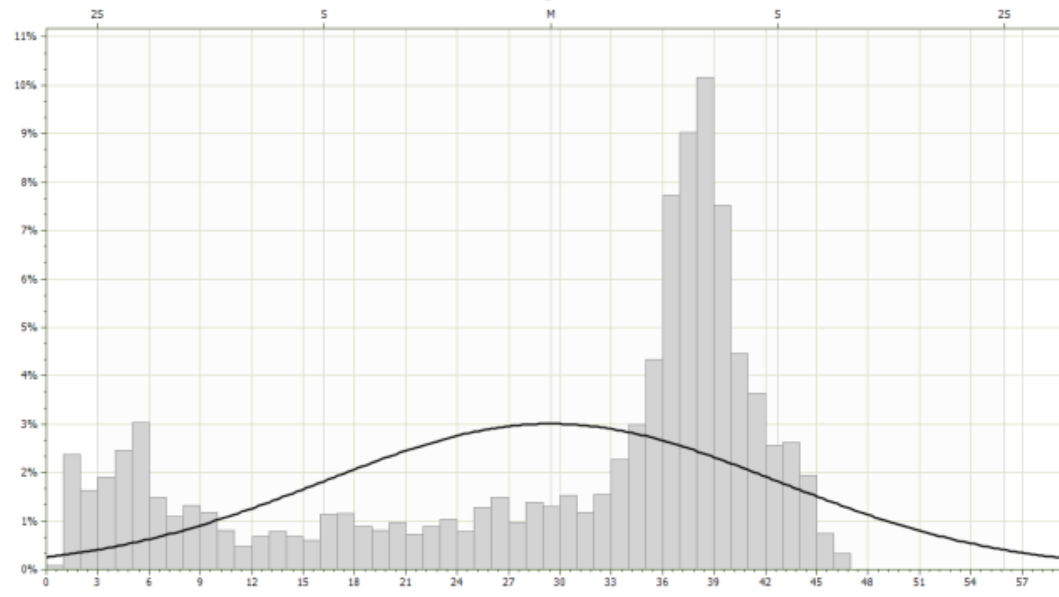
Segundo Goovaerts (1997) e Journel (1989) a variância utilizada deve ser a populacional. Apesar da diferença relativa entre as variâncias ser de 0,018% a constatação de tal fato mostra um pequeno equívoco na programação do Micromine. Esse fato evidencia a importância deste trabalho, que mostra que podem ter pequenas diferenças entre softwares o que acarreta a necessidade de ser criterioso ao trabalhar em uma ferramenta.

Figura 15 – Histograma SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015.

Figura 16 – Histograma Micromine.
Histogram



Fonte: Micromine, 2015.

Tabela 01 – Resultados estatísticos para os softwares utilizados.

Valores	Micromine	SGeMS
Número de amostras	5660	5660
Média	29.455	29.455
Variância	175.674	175.643
Máximo	46.6	46.6
Mínimo	0.93	0.93
Mediana	36.08	36.08

Tabela 02 – Resultado estatístico Excel

Valores	Excel
Número de amostras	5660
Média	29.455
Variância Amostral	175.674
Variância Populacional	175.643
Máximo	46.6
Mínimo	0.93
Mediana	36.08

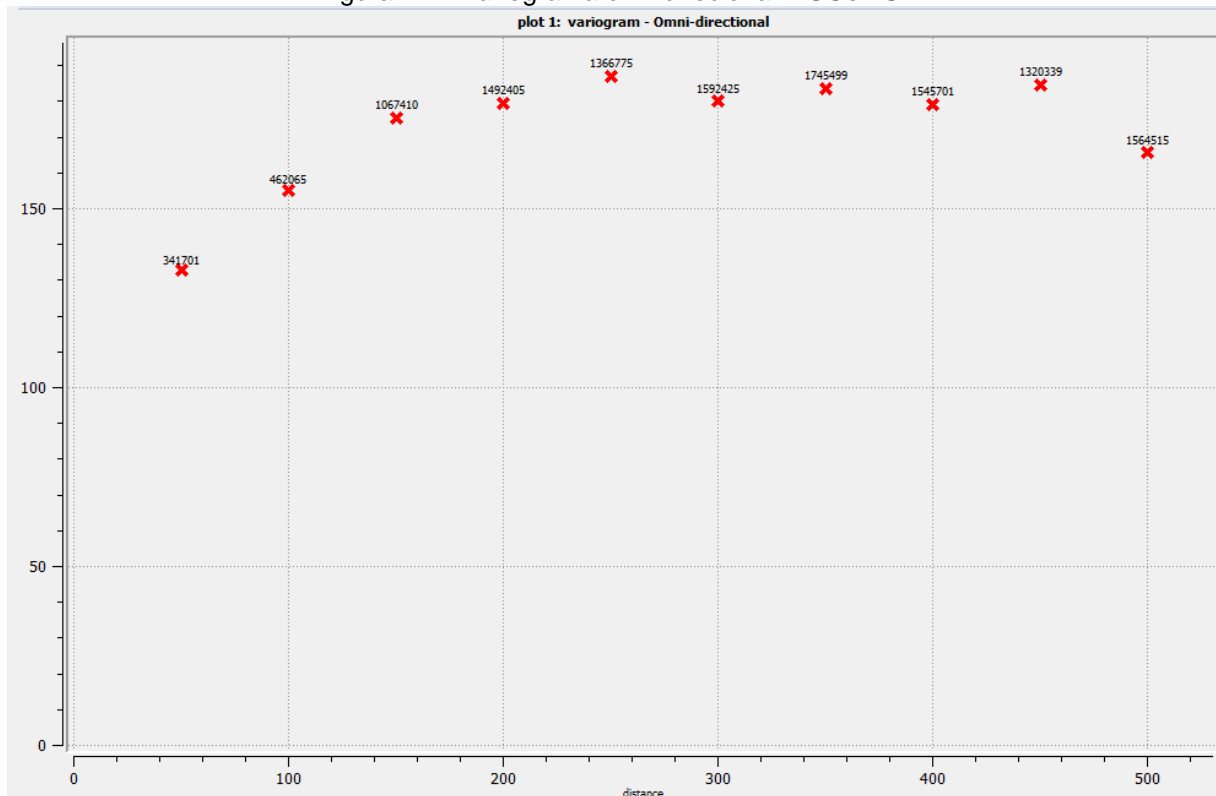
Os histogramas (Figuras 15 e 16) apresentam, ainda, forma assimétrica e com características de bimodalidade, o que infere um depósito mineral relativamente complexo.

5.2 Variografia

A construção dos variogramas é um importante passo, pois já foi mostrado que essa etapa pode ser complicada quanto à interação entre diferentes *softwares*. Assim, encontraram-se diferentes respostas para os *softwares* utilizados, ainda que tenham sido utilizados os mesmos parâmetros de entrada.

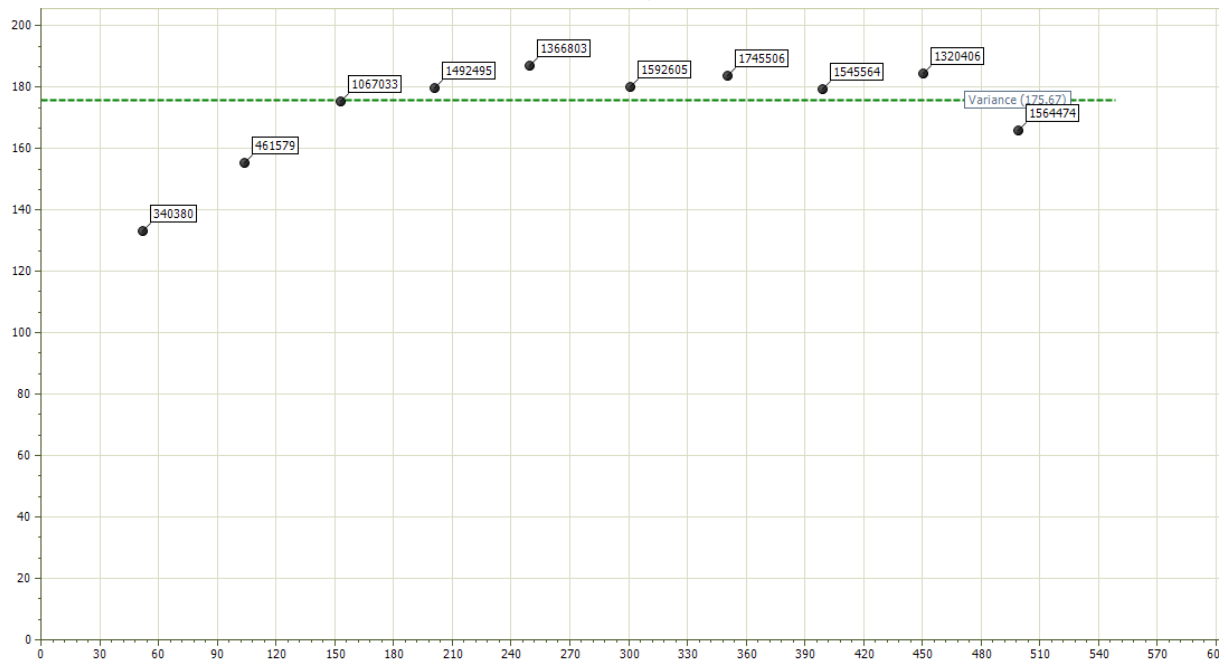
Foram realizados testes com direções diversas e foi utilizada uma esfera de busca visando encontrar a direção que melhor evidenciasse as características do depósito. Variogramas omnidirecionais foram criados, utilizando como parâmetros número de *lag* igual a 10, *lag separation* igual a 100 e *lag tolerance* igual a 50, visando não haver sobreposição de amostras. Foram gerados os variogramas mostrados pelas Figuras 17 e 18. Os variogramas omnidirecionais são semelhantes, o que varia são os números de pares utilizados para fazer o cálculo. Sendo esta outra evidência que existe diferença na metodologia de cálculo dos dois softwares, que não ficou claro no omnidirecional mas que resultou em uma grande diferença nos variogramas direcionais.

Figura 17 – Variograma omnidirecional – SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015.

Figura 18 – Variograma omnidirecional – Micromine.



Fonte: Micromine, 2015.

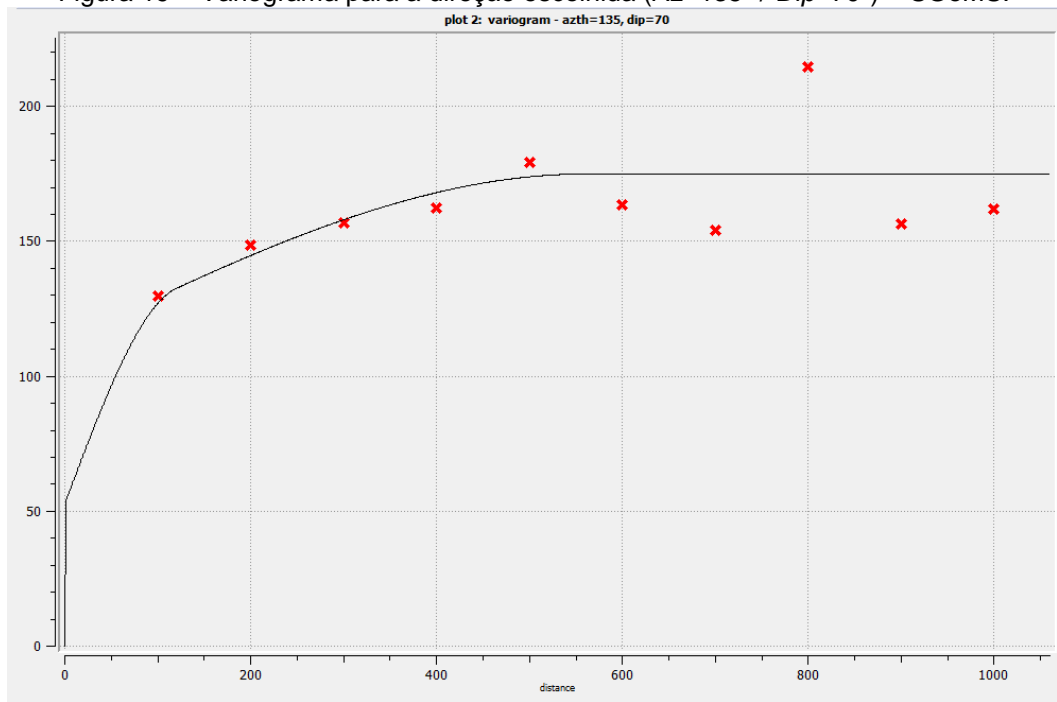
Para definição da direção de melhor representatividade, construiu-se variogramas em direções variadas utilizando o SGeMS. Esta foi definida como aquela com azimute igual a 135° , *dip* igual a 70° , com tolerância de $22,5^{\circ}$ e *bandwidth* igual a 25. O mesmo variograma foi calculado utilizando o software micromine, obtendo um variograma completamente distinto daquele observado no SGeMS(Figura 20). Para retirar duvidas vários testes foram feitos no Micromine para concluir que essa diferença não era devida pela forma do software interpretar os dados de entrada, a saber:

- Verificação de como o software interpreta cada dado de entrada em conjunto com o suporte do software
- Análise variográfica refeita no Micromine, com mesmo cuidado e critério utilizado no SGeMS

Como a diferença entre os variogramas gerados era notável foi realizado um teste em um terceiro programa para verificação.

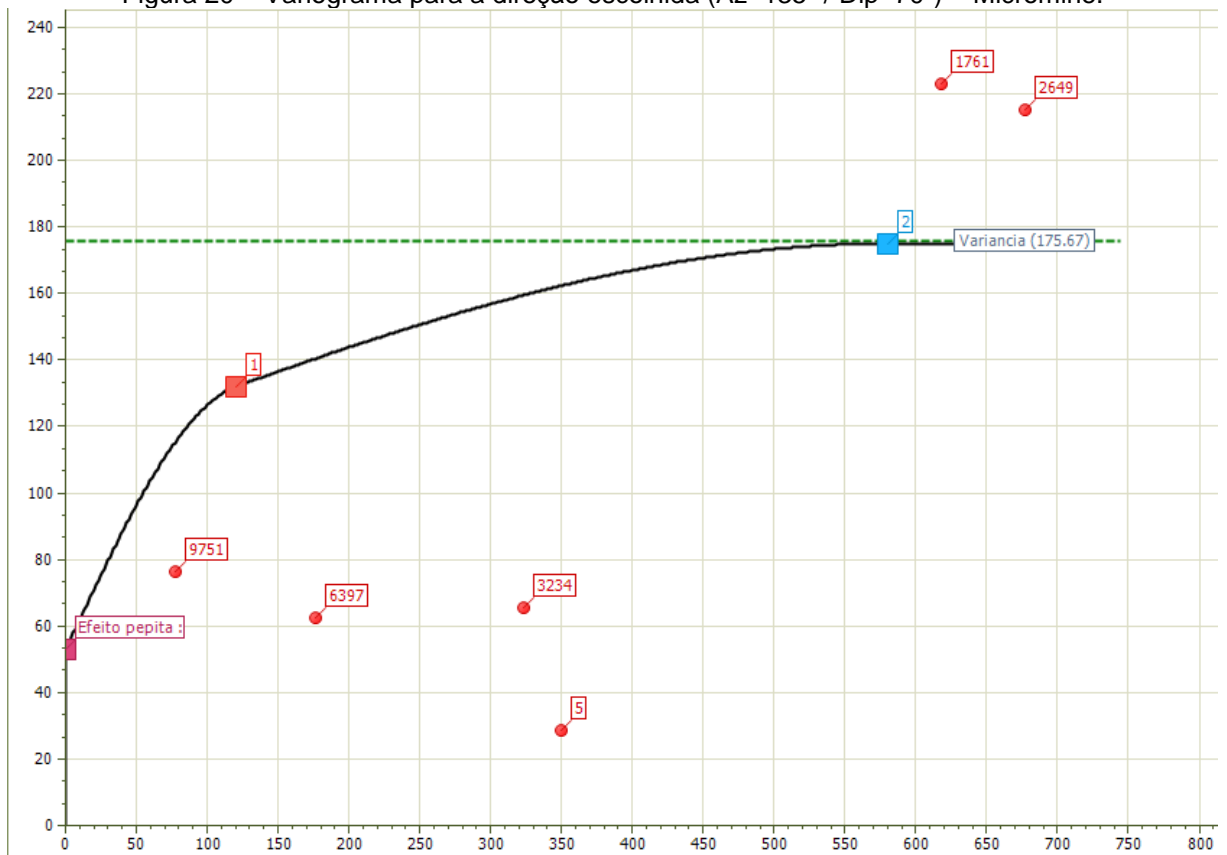
O programa escolhido para ser utilizado como padrão foi o GSLib (Geostatistical Software Library). Este também apresentou resultados diferentes dos dois softwares (Figura 21).

Figura 19 – Variograma para a direção escolhida (Az=135° / Dip=70°) – SGeMS.



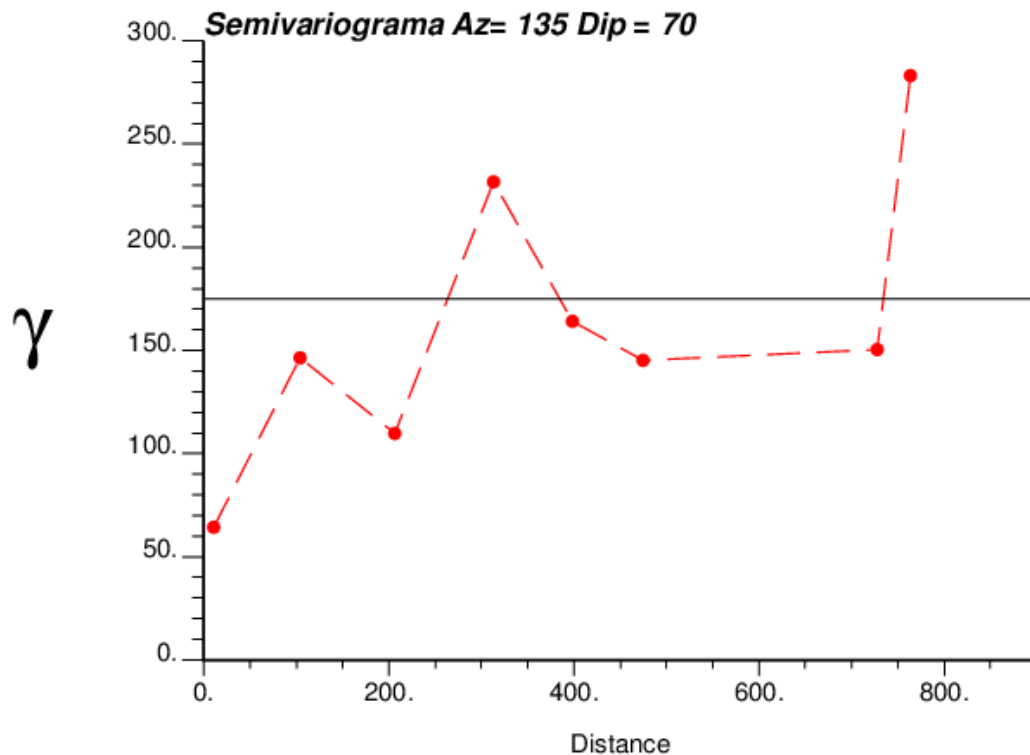
Fonte: SGeMS, 2015.

Figura 20 – Variograma para a direção escolhida (Az=135° / Dip=70°) – Micromine.



Fonte: Micromine, 2015.

Figura 21 – Variograma para a direção escolhida (Az=135° / Dip=70°) – GSLib.



Fonte: GSLib, 2015.

Com esse resultado encontrou-se um dilema para prosseguir com o trabalho. Como todos os softwares obtiveram resultados diferentes, optou-se por utilizar o Variograma calculado pelo SGeMS, por apresentar uma forma mais clara e também pelo fato de que nenhum variograma calculado pelos outros programas mostrou visual semelhante. Não se pode dizer que o SGeMS é o melhor software de cálculo de Variograma, sendo necessários mais estudos para que isto possa ser afirmado.

Os dados do modelo variográfico esférico podem ser visualizados na Tabela 03. Com base nesse modelo e assumindo-se um depósito isotrópico deu-se continuidade ao trabalho.

Tabela 03 – Parâmetros utilizados para construção dos variogramas.

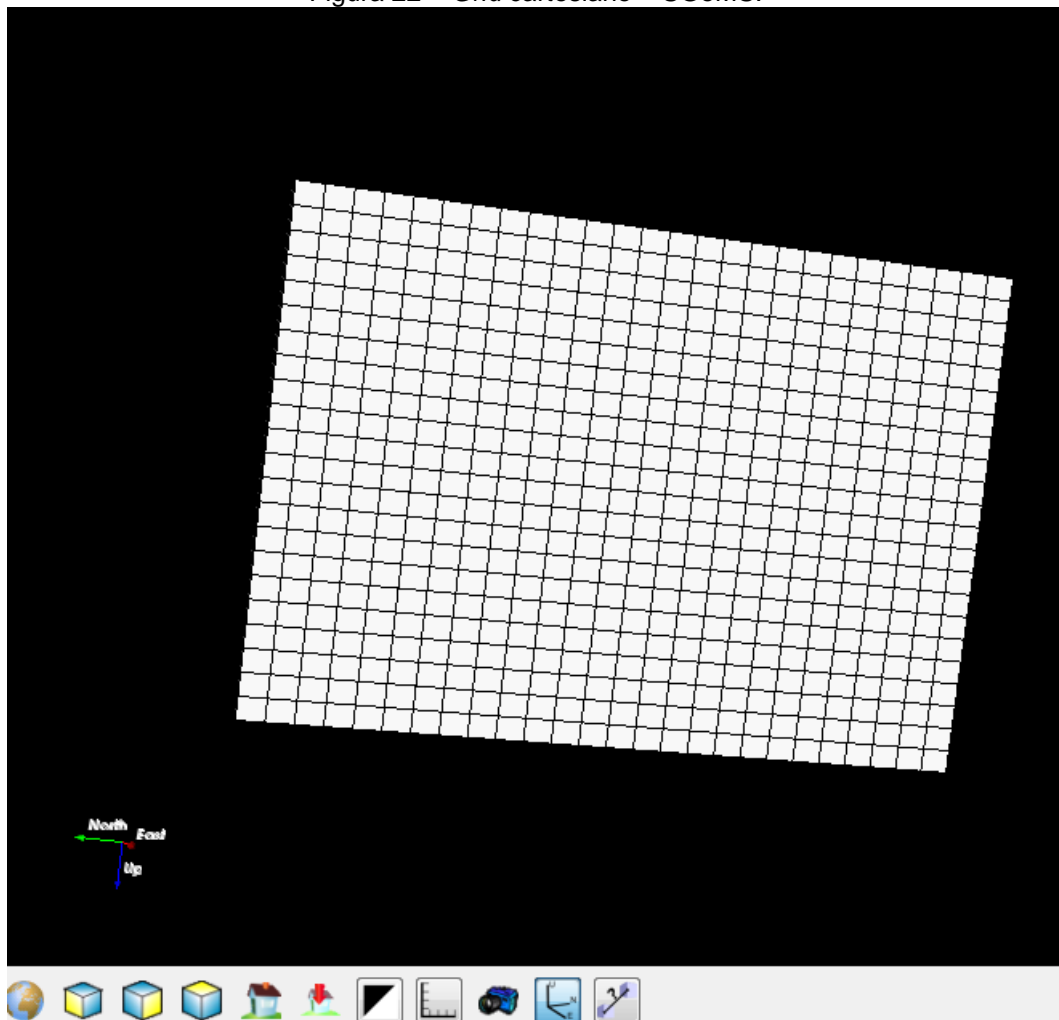
Estrutura	Range	Sill
1	60	120
2	62	580
Efeito pepita		53

5.3 Modelo de blocos e estimativa de teores

As dimensões ótimas definidas para os blocos foram de 60mx60mx50m, gerando, no total, 13156 blocos. A dimensão foi baseada na distancia entre os furos de sonda. O modelo de blocos criado engloba o corpo de minério e o estéril. Para a geração do modelo de blocos, criou-se o *grid* cartesiano para localização dos mesmos (Figuras 22 e 23). Estes contou com blocos nas dimensões citadas, com 23 blocos no eixo x, 26 no eixo y e 22 no eixo z.

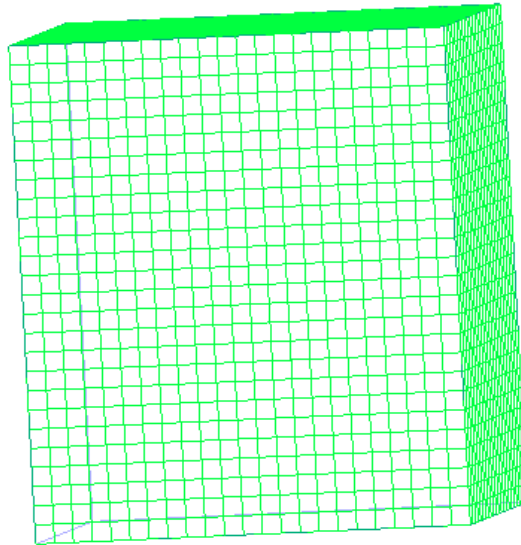
A partir deste modelo, foi aplicada a krigagem ordinária a fim de estimar os teores contidos em cada bloco.

Figura 22 – *Grid* cartesiano – SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015.

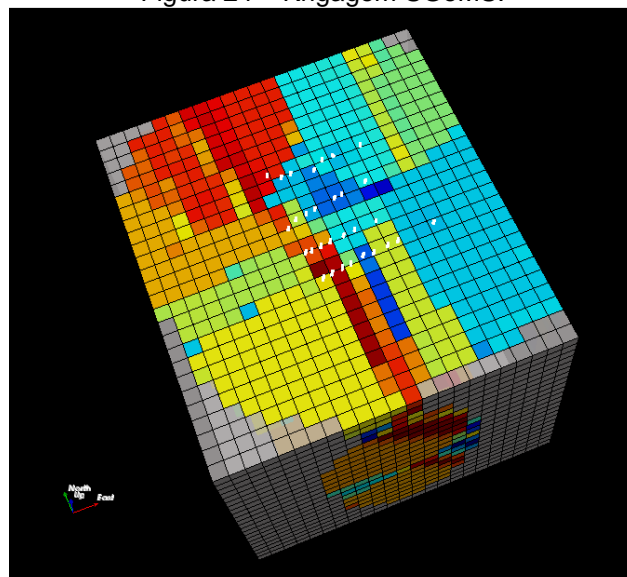
Figura 23 – Grid cartesiano – Micromine.



Fonte: Micromine, 2015.

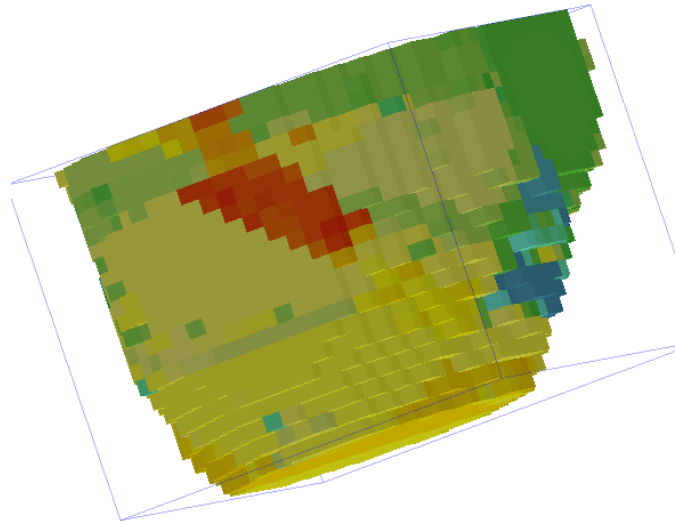
É importante ressaltar que os programas também apresentam diferenças na criação dos blocos: o software SGeMS considera a origem um ponto no centro da primeira célula, enquanto o Micromine considera como um ponto no canto da célula, o que fatalmente pode gerar diferenças nos modelos finais. Tais modelos foram objeto utilizado para a realização de uma krigagem ordinária no intuito de evidenciar os teores de ferro presentes no bloco. Após a realização da krigagem podemos observar a disposição das regiões de maiores e menores teores presente nos modelos de blocos (Figuras 24 e 25).

Figura 24 – Krigagem SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015.

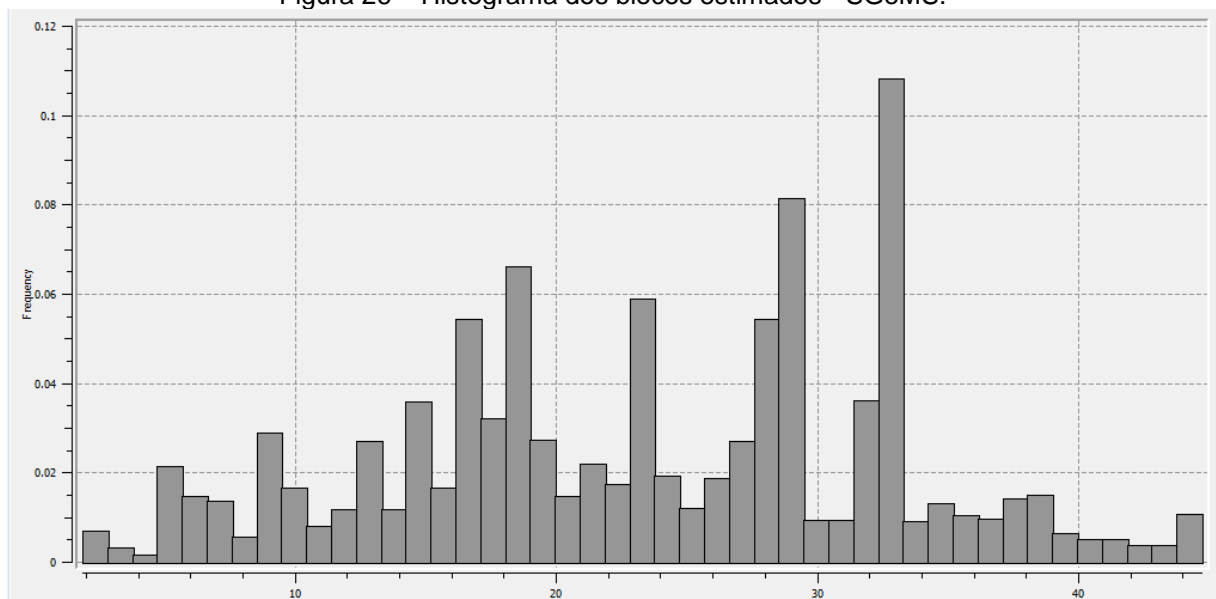
Figura 25 – Krigagem Micromine.



Fonte: Micromine, 2015.

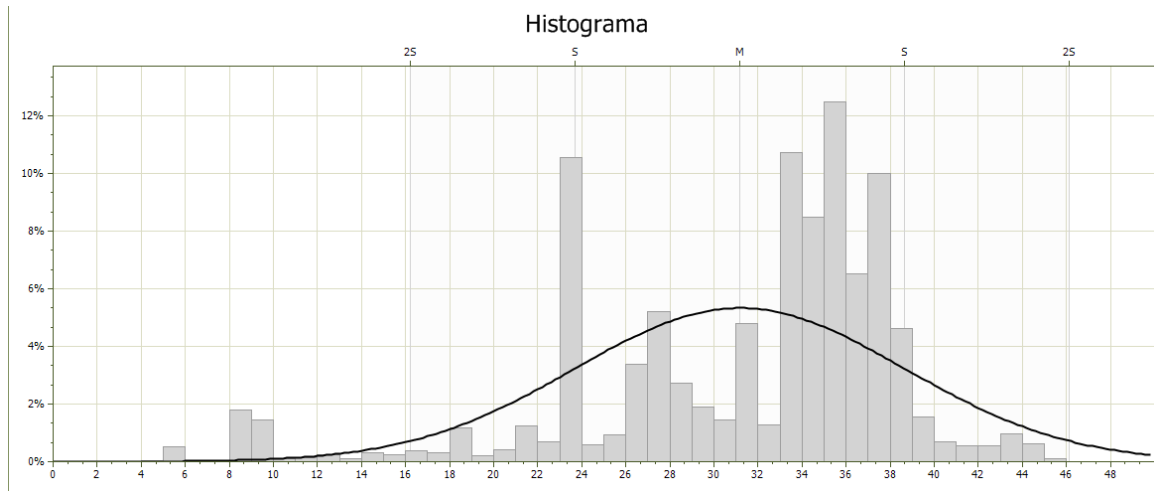
Pôde-se verificar que tanto no SGeMS quanto no Micromine os blocos apresentaram valores de teores mínimos de aproximadamente 1,8% e máximos de aproximadamente 45%. Para verificar se houve diferença nas estimativas um histograma foi feito para assim comparar as duas estimativas (Figuras 26 e 27). Como esperado os histogramas dos blocos estimados em ambos os softwares não reproduzem o histograma das amostras compostadas (efeito suavização do estimador krigagem).

Figura 26 – Histograma dos blocos estimados - SGeMS.



Fonte: SGeMS, 2015

Figura 27 – Histograma dos blocos estimados - Micromine.

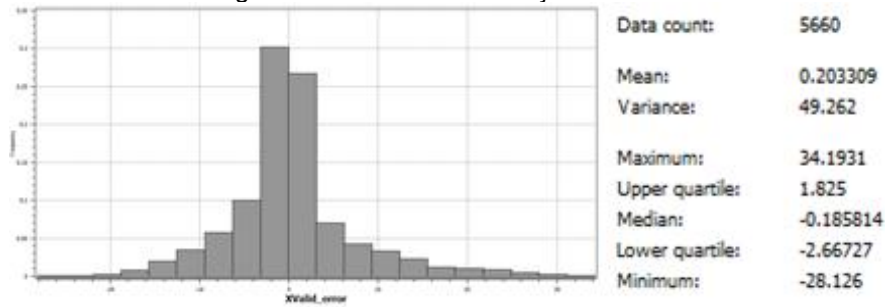


A informação importante nesses dois histogramas está na estatística descritiva básica. As diferenças começam no número de blocos que foram estimados no SGeMS (11262 blocos estimados) e no Micromine (10230 blocos estimados). Apenas esse fato suporta a conclusão de que há uma diferença nos algoritmos de krigagem de cada software. A diferença entre blocos estimados é de 9,16% o que é uma grande diferença em termos de engenharia. As médias também tem uma grande diferença. A média dos blocos krigados pelo SGeMS é de 23,33% de minério de ferro e no Micromine é de 31,16% de minério de ferro. Com isso a diferença relativa das médias é maior do que 25%.

O intuito do trabalho não é investigar a diferença nos algoritmos em si, mas verificar o impacto dessa diferença no calculo da cava final. Mais estudos devem ser feitos para investigar a origem dessas diferenças.

No intuito de validação e verificação da qualidade da krigagem feita foi utilizada a técnica da validação cruzada (Figura 28), ferramenta que afirma uma melhor estimativa quanto mais próximo de zero estiver à média. Foi encontrado o valor de 0,20 em ambos os testes, o que mostra certa coerência. Vale a pena ressaltar que, segundo Isaacs e Srivastava (1989) a validação cruzada apesar de ser uma ferramenta de verificação da qualidade da estimativa ela possui limitações. Como a operação é realizada somente em locais já amostrados ela não é totalmente representativa de locais não amostrados. Podendo assim ser um viés na análise da qualidade da estimativa.

Figura 28 – Teste de validação cruzada.



Fonte: SGeMS, 2015.

Para este trabalho somente os blocos que estavam dentro do corpo de minério estipulado por seções geológicas do próprio Micromine foram utilizados. A utilização de todos os blocos estimados acarretaria numa cava onde todos os blocos seriam lavrados, o que não corresponde a realidade, pois somente é minério onde a interpretação geológica confirma a existência de um corpo de minério.

5.4 Geração da cava otimizada

Para geração da cava otimizada foi necessária a utilização de um algoritmo para exportação do modelo de blocos criado pelo SGeMS, já que o mesmo não conta com uma ferramenta própria para este procedimento. O algoritmo foi desenvolvido com base naquele criado por Teixeira (2014), sendo uma versão modificada do mesmo. O algoritmo modificado pode ser visualizado na Figura 29.

Figura 29 – Algoritmo modificado.

```

#include <fstream>
#include <iostream>
#include <stdlib.h>
using namespace std;

int main ()
{
    ifstream input ("Arquivo_Input.txt");
    ofstream output ("Arquivo_Output.csv");

    const int nx=23, ny=26, nz=22;
    double value, x=707610.00, y=5282990.06, z=-1100;

    for ( int k=0; k<nz; k++ )
    {
        z=z+50;

        for ( int j=0; j<ny; j++ )
        {
            y=y+60;
            if (y>5282990)
                y=5282990.06;

            for ( int i=0; i<nx; i++ )
            {
                x=x+60;
                if (x>708990)
                    x=707610;

                input >> value;
                output << x << " ," << y << " ," << z << " ," ;
                if ( value > 0 )
                    output << value << endl;
                else
                    output << 0 << endl;
            }
        }
    }

    output.close();
    system ("pause");
    return 0;
}

```

Fonte: Modificado de Teixeira (2014).

5.4.1 Otimização no Micromine utilizando a estimativa nos dois softwares

Foram geradas as cavas de forma que o software responsável pela otimização utilizasse o projeto de estimativas executado pelos dois softwares estudados. Por exemplo, foi gerada a Cava Micromine utilizando o modelo estimado do próprio Micromine e o estimado pelo SGeMS. A cava foi gerada através do algoritmo de Lerchs-Grossman algoritmo que apresenta o melhor cenário atualmente.

Para avaliar as cavas obtidas foi utilizada a mesma função benefício sobre os modelos estimados e os parâmetros de entrada utilizados para o cálculo da cava final e a forma utilizada para o cálculo da função benefício são mostrados na Tabela

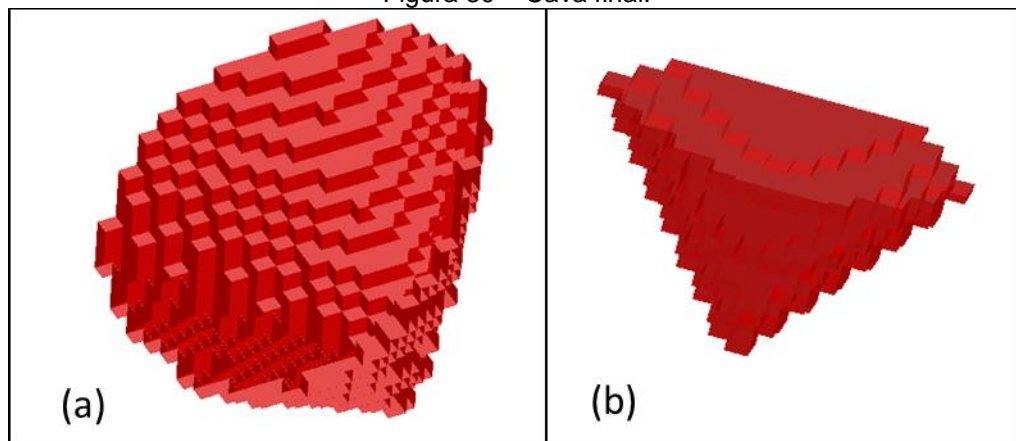
04.

Tabela 04 – Parâmetros de custos para cálculo de cava final.

VALORES	U\$
Preço de Venda	150,00
Custo de Venda	54,00
Custo de Processo	4,00
Custo de Mina	0.90
Função Benefício	Receitas - Custos
Ângulo de Talude	55°

Utilizando um ângulo de talude igual a 55 graus a cava (Figura 30a) foi gerada pelo *software* Micromine levando-se em consideração a estimativa realizada no Micromine. Posteriormente foi gerada uma nova cava utilizando os blocos estimados pelo SGeMS (Figura 30b). Pode-se observar nos relatórios gerados algumas diferenças explicitadas na Tabela 05.

Figura 30 – Cava final.



Fonte: Micromine, 2015.

Tabela 05 – Comparação entre os resultados obtidos nos dois softwares utilizados.

Parâmetro Analisado	Micromine	SGeMs
<i>Minério Extraído (Ton)</i>	177.552.000 (ton)	176.256.000(ton)
<i>Estéril Extraído (Ton)</i>	1.205.928.000 (ton)	1.153.440.000(ton)
<i>REM</i>	6.79	6.54
<i>Custo Total</i>	19.998.174.361	19.812.885.235
<i>Lucro (Surplus)</i>	3.438.689.639	3.452.906.765
<i>Diferença entre minério extraído (%)</i>	0.73	
<i>Diferença estéril Extraído (%)</i>	4.35	
<i>Diferença entre REM (%)</i>	3.68	
<i>Diferença em Receita (%)</i>	0.41	

Essas diferenças já eram esperadas devido a grande diferença nas médias de blocos krigados. A diferença entre o minério extraído pode ser explicada com base nas médias dos blocos krigados, pois como a média no Micromine é maior, teoricamente os blocos são mais ricos do que o estimado pelo SGeMS. Mas vale ressaltar que essa diferença nas médias não acarretou diferença significativa (0,73%) no minério extraído. O mesmo não pode ser dito em relação ao estéril extraído pois a diferença neste quesito foi de 4,35%. Essa grande diferença também é devida a estimativa, como o Micromine estimou a média de teores mais alta aumentou-se a probabilidade de se lavrar blocos a mais com viabilidade econômica gerando assim maior quantidade de estéril.

O impacto na relação estéril-minério vem do já explicado acima. Assim como o valor da cava, nomeado pelo programa Micromine como Surplus, também é reflexo da diferença na estimativa dos blocos por diferentes programas.

6 CONCLUSÃO

O intuito no início do trabalho era utilizar dois *softwares* na otimização da cava. No entanto, problemas com a versão do *software* disponível inviabilizaram a conclusão do trabalho da forma idealizada inicialmente.

Existe uma diferença entre os softwares utilizados no estudo. A primeira diferença está no cálculo da variância. O SGeMS calcula a variância populacional e o Micromine calcula a variância amostral. Apesar de a diferença relativa ser quase imperceptível, o estudo mostra que os programas podem ter algum distanciamento com a literatura em algumas ferramentas. Este distanciamento pode acarretar o aumento/propagação de incertezas nas análises de empreendimentos mineiros.

Para o cálculo do variograma, o problema fica mais evidenciado, dado que nos três programas os resultados obtidos foram discrepantes. Mais estudos devem ser realizados para descobrir a origem dessa diferença. Se é um caso isolado do banco de dados utilizado, devido a geometria complexas dos furos, ou é um problema geral no algoritmo dos programas utilizados.

Existe pouca interatividade entre os programas estudados. Um algoritmo adicional foi feito para aumentar a interatividade entre os programas o que também pode ser considerado como uma fonte de erro e justificar algumas discrepâncias nos resultados. O software SGeMS é um software acadêmico e portanto com menos distância com a literatura porém faltam ferramentas que melhoram a usabilidade e a possibilidade de utilizar as ferramentas em testes em outros softwares.

Encontrou-se uma grande diferença entre os blocos estimados pelos dois softwares. A diferença das médias dos blocos foi superior a 25%, fica evidente a diferença entre os algoritmos de krigagem dos dois softwares. Diferença esta já verificada no cálculo do variograma.

Não se pode dizer qual software é melhor para estimativa com o resultado deste trabalho, para tal, deve-se conduzir mais estudos.

O impacto das estimativas sobre o cálculo de cava final foi relevante principalmente no que tange a quantidade de estéril que deve ser extraído. Acarretando assim uma perda de valor da cava final de 0,41%. Essa pequena diferença em valores de unidades monetárias é de \$14.217.126.

Fica evidente que mais estudos devem ser realizados nesta área principalmente variando o banco de dados, para constatar se isso não foi reflexo da complexidade espacial do banco de dados.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

7.1 Investigar se a diferença no cálculo da variância dos dois programas causam diferenças significativas nas etapas posteriores a estimativa.

7.2 Investigar as causas nas diferenças entre o cálculo do variograma em diferentes softwares, de preferência a nível do algoritmo.

7.3 Investigar as causas nas diferenças no resultado da krigagem e se possível em outros softwares como GSLib e ISATIS, de preferência a nível do algoritmo.

7.4 Investigar em outros softwares de cálculo de cava final o impacto das diferenças entre as estimativas dos softwares..

REFERÊNCIAS

- ANDRIOTTI, J. L. S. **Introdução à geoestatística**. Porto Alegre: CPRM, 1988. 77 p.
- BIONDI, J.C. **Processos metalogenéticos e os depósitos minerais brasileiros**. São Paulo: Oficina de Textos, 2003. 528p.
- CORREIA, P. **Modelação e estimação: uma introdução à geoestatística**. NUMIST – Núcleo de Minas do Instituto Superior Técnico de Lisboa. 2010. Disponível em: <<http://numist.ist.utl.pt/index.php?action=media;sa=item;id=81>>. Acesso em 15 jun. 2015.
- DARLING, P. **Mining Engineering Handbook**. Englewood: SME, 2011. 3 ed. 1835 p.
- GROSSI SAD, J.; VALENTE, J. **Guia prático para cálculo de recursos e reservas minerais**. Disponível em: <<http://www.geologo.com.br/JORC.ASP>>. Acesso em 12 jun. 2015.
- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford: Oxford University Press, 1997. 483 p.
- HUSTRULID, W.; KUCHTA, M.; MARTIN, R. **Open pit mine planning and design**. Londres: Taylor and Francis, 2013. 3 ed. v. 1 – Fundamentals. 1027 p.
- ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geoestatistics**. 1.ed. New York: Oxford University Press, 1989.
- JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. Washington D. C.: American Geophysical Union, 1989. 39 p.
- LERCHS, H; GROSSMANN, I.F. Optimum design of open pit mines. *Transactions CIM*, 58: 17-24, 1965.
- OLIVEIRA, I. R. *et al.* Modelagem geoestatística das incertezas da distribuição espacial do fósforo disponível no solo, em área de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, Viçosa, v. 37, n.4, p. 1481-1491, 2013.
- PICARD, J. C. SMITH, B. T. Parametric Maximum Flows and the Calculation of Optimal Intermediate Countors in Open Pit Mine Design. **INFOR Journal**, Toronto, v. 42, n. 2, p. 143-15, 2004.
- PERONI, R. L. **Análise de sensibilidade do sequenciamento de lavra em função da incerteza do modelo geológico**. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2002, 143 p. (Tese, Doutorado, Tecnologia Mineral).
- SINCLAIR, A. J.; BLACKWELL, G. H. **Applied mineral inventory estimation**. Cambridge: Cambridge University Press, 2002. xviii, 381 p.

TEIXEIRA, M. N. **Application of Multiple-Point Simulation of Mineral Deposits Based on Discrete Wavelet Transform**. Quebec: McGillUniversity, 2014, 77 p. (Tese, Mestrado, Engenharia).

YAMAMOTO, J. K. **Curso de Geoestatística Aplicada**. São Paulo: USP, 2004. 84 p.

YAMAMOTO, J. K. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 215 p.