

ESCOLA POLITÉCNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MINAS E PETRÓLEO
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

TRABALHO DE FORMATURA

OTIMIZAÇÃO APLICADA À PESQUISA MINERAL

TIAGO JUNQUEIRA PEREIRA

ORIENTADORA: PROF^a CELMA DE OLIVEIRA RIBEIRO

CO-ORIENTADOR: PROF GIORGIO FRANCESCO CESARE DE TOMI

São Paulo

Dezembro/2004

ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MINAS E PETRÓLEO

TRABALHO DE FORMATURA

OTIMIZAÇÃO APLICADA À PESQUISA MINERAL

TIAGO JUNQUEIRA PEREIRA

ORIENTADORA: PROF^a CELMA DE OLIVEIRA RIBEIRO

CO-ORIENTADOR: PROF GIORGIO FRANCESCO CESARE DE TOMI

Dezembro/2004

TF-2004
P4148
1422355

M2004.K

DEDALUS - Acervo - EPMI



31700005449

FICHA CATALOGRÁFICA

Pereira, Tiago Junqueira
Otimização de pesquisa mineral / T.J. Pereira. – São Paulo,
2004.
p.

**Trabalho de Formatura - Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo. Departamento de Engenharia de Minas e de
Petróleo.**

**1. Pesquisa mineral (Otimização) I. Universidade de São
Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de
Minas e de Petróleo II.t.**

Resumo

Uma dúvida recorrente a todas as empresas atualmente é a seguinte: como fazer para trabalhar mais próximo à fronteira de eficiência do empreendimento? Esta dúvida está presente na indústria mineral e várias iniciativas vem sendo tomadas para otimizar os seus processos. Neste sentido, este trabalho busca uma forma de otimizar a pesquisa mineral, evitando que sejam cometidos erros ao longo do processo, como processar estéril na usina ou deixar de lavrar um bloco de minério. Para o método proposto são usados conceitos de geologia, geoestatística, simulação condicional e otimização.

Palavras-Chave: Pesquisa Mineral, Otimização, Geoestatística

Aos meus pais

Agradecimentos

Agradeço à professora Celma de Oliveira Ribeiro pela grande dedicação, paciência e compreensão durante a realização deste projeto.

Ao professor Giorgio Francesco Cesare de Tomi pela orientação durante o período de iniciação científica, e pelos importantes direcionamentos ao longo deste trabalho.

E a toda a turma da Minas 2000, tenho muito orgulho de ter estudado com todos vocês!

1.	Introdução.....	8
1.1.	Histórico	8
1.2.	Definição do Problema.....	9
1.3.	Motivação	10
2.	Um pouco de Geoestatística.....	11
2.1.	Variograma.....	12
2.2.	Krigagem Ordinária.....	14
3.	Abordagem Proposta	15
3.1.	Pontos de Grande Incerteza.....	15
3.1.1.	Simulação Condicional.....	15
3.1.2.	Efficient Global Optimization.....	16
3.2.	Pontos de Interesse Econômico	17
3.2.1.	Geológico	17
3.2.2.	Estatística.....	17
4.	Resultado Esperado	18
5.	Exemplo.....	19
5.1.	Primeiro passo:	20
5.2.	Segundo Passo	21
5.3.	Terceiro Passo	22
5.4.	Quarto Passo.....	24
6.	Conclusões.....	25
7.	Bibliografia.....	26

1. Introdução

1.1. Histórico

A extração mineral teve seu início nos primórdios da humanidade. Ainda na pré-história, na Idade dos Metais (5000 a 4000 a.C.), o homem descobriu o cobre e, devido a sua baixa dureza, conseguiu fundi-lo e conformá-lo, construindo ferramentas que eram muito melhores que os instrumentos de pedra polida, ou lascada, que ele utilizava. Depois dominou o estanho, que também tem baixo ponto de fusão, e descobriu que quando fundia os dois metais juntos formava uma liga com propriedades muito interessantes, o bronze. Por volta do ano 3000 a.C. o bronze já era produzido no Egito, na Mesopotâmia e em algumas regiões da Europa.

No princípio o minério era encontrado aflorando na superfície, mas com o passar do tempo o minério começou a ficar escasso, e o homem teve que aprender como explorá-lo em locais não tão fáceis, o que exigiu que ele aprimorasse esse conhecimento. Além disso, com o desenvolvimento humano a demanda por produtos minerais aumentou. Então, para suprir a crescente demanda e superar a dificuldade de lavrar o que não aflora à superfície surgiu a atividade mineradora, usando técnicas para extrair o minério em grande quantidade, eventualmente em locais de difícil acesso, porém, de maneira economicamente viável. Mas aquela mineração ainda não era como a conhecemos hoje, era uma atividade ainda rudimentar, altamente poluente, degradava o meio ambiente e impunha péssimas condições de trabalho.

A mineração passou por um grande avanço tecnológico e hoje é uma atividade bastante eficiente, que consegue dar suporte ao desenvolvimento humano, fornecendo matérias-primas em quantidade e qualidade necessária, além de ter evoluído em questões ambientais e de segurança do trabalho.

1.2. Definição do Problema

Como em qualquer processo produtivo, a mineração busca a melhoria constante em todas as suas operações, entre elas a pesquisa mineral, que é o conhecimento da composição da mina, como variam espacialmente os seus teores de mineral útil e de ganga. Existe um jargão entre os engenheiros de minas que diz que a composição de uma jazida, ou mina, só é totalmente conhecida quando é totalmente lavrada. Isso é verdade, mas aprimorando a pesquisa, os erros decorrentes da ignorância da mina poderão ser minimizados.

A primeira forma para tentar estimar a composição de uma anomalia mineral são os métodos indiretos de pesquisa, que são a morfologia da região, gênese da mesma, atividades vulcânicas e sísmicas, além dos métodos geofísicos, como os magnéticos e sísmicos. Estes são métodos baratos mas que não geram resultados seguros. Os resultados dessas análises determinam se as pesquisas vão continuar ou não. Caso a pesquisa continue, são realizados os métodos diretos de pesquisa ou prospecção, sendo o principal deles a sondagem, que consiste em perfurar o solo, retirando amostras para análise. Essas amostras são chamadas testemunhos de sondagem, que são analisados gerando informações para caracterizar química e fisicamente a jazida. Mas onde realizar as primeiras perfurações com tão poucas informações confiáveis disponíveis?

Os primeiros pontos deveriam ser localizados pelos métodos indiretos, no entanto estes são bastante imprecisos, geralmente geram resultados muito mais qualitativos do que quantitativos, dificultando essa primeira localização. Na prática os primeiros furos são posicionados baseando-se no “felling” dos geólogos, e realmente não existem, atualmente, melhores maneiras para isso.

A partir dessas informações pontuais são utilizados os conceitos de geoestatística para estimar a composição da jazida. No entanto, essas estimativas têm incertezas associadas. Para reduzir essas incertezas são necessárias novas perfurações, para gerar novos pontos conhecidos e melhorar o modelo. É claro que quanto mais perfurações, mais pontos conhecidos e melhor o modelo. No entanto o fator limitante nesse caso é financeiro. Cada metro perfurado, com sonda rotativa de diâmetro de 4 polegadas, custa algo em torno de R\$200,00 (estimativa baseada em entrevistas com professores, novembro/2004), logo, um furo de 200 metros custará, aproximadamente, R\$40.000,00.

O que este trabalho visa mostrar que há uma forma ótima para localizar novos furos de sonda, de forma a minimizar as incertezas associadas ao conhecimento geológico de uma jazida, otimizando assim o investimento necessário em pesquisa geológica e minimizando os erros na tomada de decisão nos processos industriais subseqüentes.

1.3. Motivação

Um grande problema na mineração é decidir quando o material de um determinado bloco de minério é considerado minério, ou seja, é economicamente viável e quando ele é considerado estéril, ou seja, inviável economicamente. Esta decisão é tomada com base no teor do mineral de minério deste bloco: se este estiver acima do chamado teor de corte é considerado minério, e se estiver abaixo é considerado estéril.

Como o teor de minério naquele bloco foi estimado por métodos geoestatísticos, e, como toda estimativa, tem incertezas, esta decisão pode ser equivocada e um bloco de minério pode ser erroneamente considerado estéril e ser mandado para a pilha de estéril. Ou ainda, um bloco de estéril pode ser erroneamente considerado minério e ser processado pela usina. Este segundo erro causa duas perdas, a primeira é econômica, são os recursos empregados no processamento da usina, o que é caro, o segundo é o chamado custo de oportunidade, porque uma quantidade equivalente de minério não será tratada pela decisão equivocada. Reduzindo os erros nessas tomadas de decisão, é possível trabalhar mais próximo às fronteiras de eficiência dos processos industriais em mineração.

Outro ponto é que um método de determinação analítico gera resultados que podem ser facilmente analisados por qualquer pessoa, facilitando a justificativa de novos investimentos à diretoria da empresa. Por exemplo, é muito mais fácil para um diretor, ou para qualquer pessoa, entender que é necessário investir alguns milhões em pesquisa mineral para levar a incerteza média de, por exemplo, 20% para 15%. Já fazer as pessoas entenderem a morfologia da camada de minério ou como esta foi formada é um problema mais complicado.

Uma outra questão é que, como o valor de uma empresa de mineração no mercado é, de maneira geral, proporcional à quantidade de minério provada que ela possui, a pesquisa mineral é de grande interesse aos acionistas e por isso deve ser cuidadosamente direcionada. Isso pode ser verificado quando, recentemente, a Vale do Rio Doce encontrou grandes jazidas de cobre economicamente viáveis, houve valorização das ações da empresa no mercado. Não é objetivo desse trabalho, mas seria possível mostrar o quanto o valor da empresa aumenta com o aumento das reservas provadas de minério. Esta não deve ser uma relação simples, mas poderia ser determinada, e usada, como forma de justificar os investimentos.

2. Um pouco de Geoestatística

O estudo da geoestatística foi iniciado na década de 50 pelo engenheiro de minas Daniel Krige. Ele percebeu que os modelos da estatística clássica não eram suficientes para modelar a composição da mina de ouro em que trabalhava na África do Sul. Ele criou um modelo no qual os teores de ouro ao longo da jazida variavam dependendo da posição geográfica e da dependência espacial.

Na década de 60 Matheron, um matemático inglês, baseado nas observações de Krige, formalizou esse estudo e formulou a *teoria das variáveis regionalizadas*, que é a base da geoestatística. A geoestatística é utilizada hoje não só em geologia e mineração, mas em várias áreas, como: estudos de contaminação química, controle de insetos, agronomia, entre outros.

Resumidamente, quando queremos estimar o valor de uma propriedade num determinado ponto a geoestatística consegue dar maior peso às informações que estão próximas a este ponto que do que as informações que estão distantes dele. Por exemplo, na figura abaixo, se quiser estimar o valor de uma determinada variável no ponto P, dados os pontos conhecidos X1, X2 e X3, precisamos de uma forma de dar mais peso às informações mais próximas, nesse caso X2, X1 e X3, respectivamente.

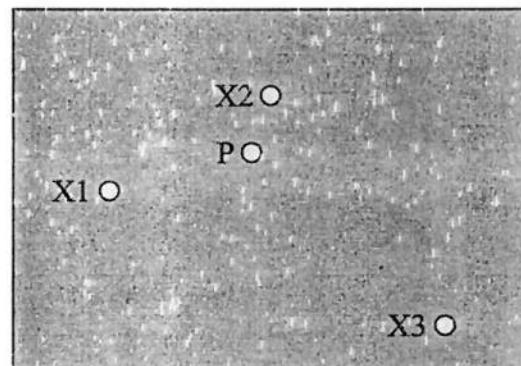


Figura 1: Disposição dos pontos no espaço

Existem várias maneiras de ponderar as amostras que estão mais próximas, sendo o método descrito abaixo é o que gera os melhores resultados.

2.1. Variograma

O nível de dependência entre duas variáveis regionalizadas, X_1 e X_2 , é representado pelo variograma, $2\gamma(\mathbf{h})$, o qual é definido como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados pelo vetor distância \mathbf{h} , isto é,

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

Através de uma amostra $z(\mathbf{x}_i)$, $i=1, 2, \dots, n$, o variograma pode ser estimado por

$$\hat{2\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2$$

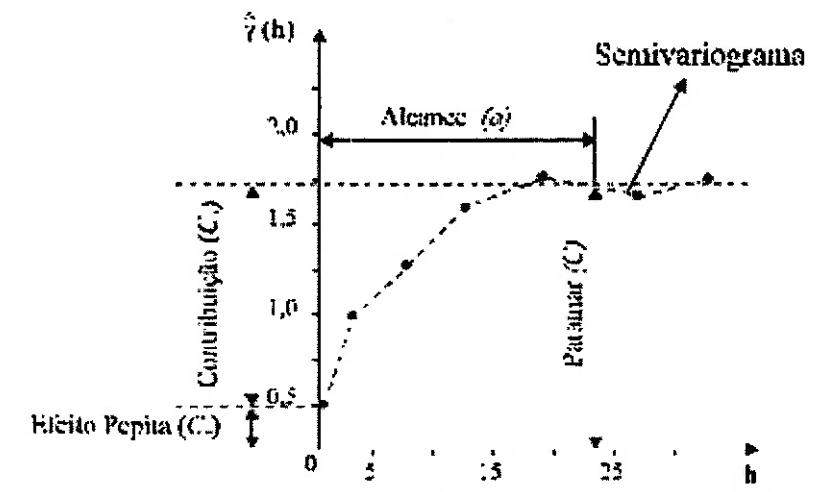
onde:

- $\hat{2\gamma}(\mathbf{h})$ - é o variograma estimado;
- $N(\mathbf{h})$ - é o número de pares de valores medidos, $z(\mathbf{x}_i)$ e $z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$, separados por um vetor distância \mathbf{h}
- $z(\mathbf{x}_i)$ e $z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$ - são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos \mathbf{x}_i e $\mathbf{x}_i + \mathbf{h}$ ($i = 1, \dots, n$), separados pelo vetor \mathbf{h} .

Em geral usamos o semi-variograma:

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2$$

O gráfico a seguir mostra um exemplo de semi-variograma experimental:



Exemplo de semi-variograma experimental.

O gráfico experimental é aproximado por um modelo matemático, os mais comuns são:

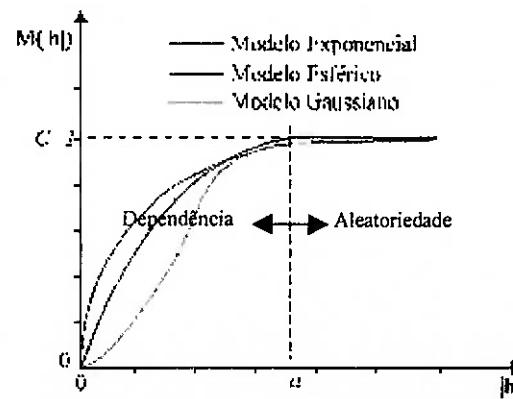


Fig. - Representação gráfica de modelos transitivos normalizados.

O modelo esférico é um dos modelos mais utilizados e está representado em vermelho na Figura acima. A equação normalizada deste modelo é:

$$\text{Sph}(|h|) = \begin{cases} 0 & , \quad |h|=0 \\ 1,5\left(\frac{|h|}{a}\right) - 0,5\left(\frac{|h|}{a}\right)^3 & , \quad 0 < |h| \leq a \\ 1 & , \quad |h| > a \end{cases}$$

Um outro modelo bastante utilizado é o modelo exponencial, é apresentado em azul na Figura acima, possui a seguinte equação normalizada:

$$\text{Exp}(|h|) = \begin{cases} 0 & , \quad |h|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right) & , \quad |h| \neq 0 \end{cases}$$

O modelo gaussiano é um modelo transitivo, muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos. Sua formulação é dada por:

$$\text{Gau}(|h|) = \begin{cases} 0 & , \quad |h|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right)^2 & , \quad |h| \neq 0 \end{cases}$$

2.2. Krigagem Ordinária

O valor desconhecido de $Z(x_0)$, neste caso o teor de minério, pode ser estimado por uma combinação linear dos n valores observados adicionado a um parâmetro, λ_0 :

$$Z_{x_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

Deseja-se um estimador não tendencioso, isto é,

$$E [Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = 0$$

Através de técnicas clássicas de estatística minimizando a variância do erro ($\text{Var}[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*]$) temos que:

$$\lambda_0 = 0 \quad \text{e} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

Portanto, o estimador de krigagem ordinária é:

$$Z_{x_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad , \text{ com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

ou

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \lambda_n \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{1n} & 1 \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{2n} & 1 \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{3n} & 1 \\ C_{n1} & C_{n2} & C_{n3} & C_{nn} & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} C_{01} \\ C_{02} \\ C_{03} \\ C_{0n} \\ 1 \end{bmatrix}$$

onde,

- $C(x_i, x_j)$ refere-se à função covariância correspondente a um vetor, \mathbf{h} , com origem em x_i e extremidade em x_j .
- $C(x_i, x_0)$ refere-se a função covariância correspondente a um vetor, \mathbf{h} , com origem em x_i e extremidade no ponto a ser estimado x_0 .

3. Abordagem Proposta

Como já explicado anteriormente, ainda hoje, para decidir se um novo investimento em pesquisa mineral deve ou não ser realizado, são feitas várias considerações geológicas sobre o terreno, e é a partir destas que são feitos os novos furos de sondagem, mas este método não é muito preciso e pode gerar informações incorretas, causando prejuízos à empresa. O que se pretende mostrar é que existe uma forma analítica para como otimizar a localização dos novos furos de forma a minimizar esses erros. No entanto, determinar esses pontos ótimos não é algo trivial. Em primeiro lugar, devem ser pontos que tem uma grande incerteza associada, de tal forma que um novo furo deve reduzir bastante a incerteza média do terreno. Mas não basta que este seja um ponto muito incerto, é importante que este tenha chance de se tornar um ponto de interesse (econômico, no caso da pesquisa mineral), se este melhorar muito a incerteza mas for certamente um bloco de estéril estaremos perdendo tempo, e dinheiro, pesquisando-o.

3.1. Pontos de Grande Incerteza

3.1.1. Simulação Condisional

Para determinar quais os pontos que devem ser pesquisados a primeira questão é determinar as incertezas ao longo do terreno. Estas podem ser obtidas por diferentes métodos, por exemplo simulação condicional, que é um processo caro computacionalmente mas que gera bons resultados. Recentemente a Datamine, que é a empresa que produz o software de planejamento e gerenciamento de lavra mais presente nas minerações brasileiras, incorporou essa função, tornando assim as informações sobre as incertezas do modelamento da mina facilmente acessíveis.

A proposta básica dos algoritmos de simulação geoestatística é permitir a modelagem da incerteza pela geração de múltiplas realizações de valores de atributos processo conhecido como simulação estocástica. Entre as características esperadas dos modelos simulados, particularmente para aplicações na área de mineração e que permitam sua utilização para avaliar a incerteza na estimativa, espera-se que esses modelos:

- honrem os valores nos pontos amostrados;
- reproduzam as mesmas características de dispersão dos dados originais, isto é, o histograma e o variograma, sendo dessa forma ditos simulados condicionalmente.

Assumindo que $\{z^*(u), u \in A\}$ seja o conjunto de estimativas de krigagem do atributo z ao longo da área de estudo A , cada estimativa $z^*(u)$ tomada separadamente, isto é, independentemente das estimativas vizinhas $z^*(u')$, é “ótima” já que a variância local do erro $\text{Var}\{Z^*(u) - Z(u)\}$ é mínima. No entanto, o mapa dessas “ótimas” estimativas locais pode não ser “ótimo” quando analisado globalmente. Tipicamente, o que pode-se observar devido as efeitos de suavização é que os valores baixos são superestimados, enquanto que os valores altos são subestimados. Outro inconveniente é que a suavização não é uniforme, mostrando-se mínima próxima aos dados e aumentando com o afastamento.

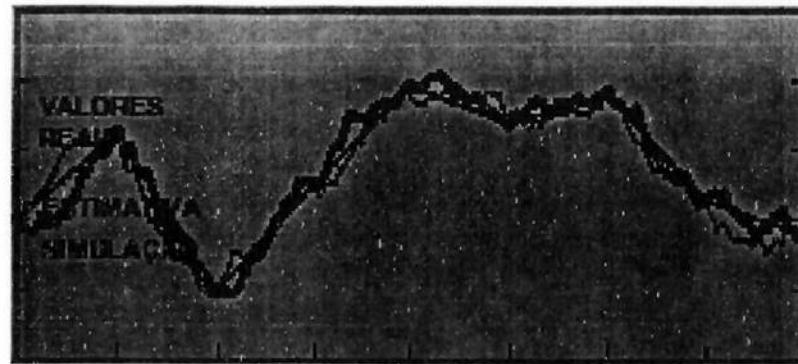


Fig. Valores reais x Estimativas

A estimativa reproduz as propriedades médias dos dados, enquanto a simulação reproduz a variabilidade destes. A partir desta curva gerada pela simulação condicional poderemos achar os pontos que mais contribuem para o conhecimento da área.

3.1.2. Efficient Global Optimization

Para encontrar os pontos ótimos de pesquisa podemos utilizar uma metodologia, que foi recentemente desenvolvida por Mathias Schonlau, Donald Jones e Willian Welch, e publicada no Journal of Global Optimization. Estes pesquisadores desenvolveram um algoritmo, que foi denominado por eles de EGO (Efficient Global Optimization). O EGO é um algoritmo que usa técnicas de simulação estocástica, DACE (Design and Analysis of Computer Experiments) e Krigagem, para analisar uma função, ou modelo, caro computacionalmente, sujeito a restrições, e responder qual o ponto de máximo improvement, ou seja, qual o ponto, que se adicionado ao modelo, reduzirá ao máximo às incertezas do modelo. Foi desenvolvido para ajudar nos problemas de otimização freqüentemente encontrados na engenharia, onde a otimização é complexa por lidar com muitas variáveis, muitas restrições ou funções objetivo com muitos mínimos locais. A idéia do método é construir uma superfície que modele o fenômeno a partir dos dados experimentais. Esta superfície fornece hipóteses sobre a distribuição de probabilidades dos valores observados, no caso estudado as incertezas associadas aos teores de minério. Em seguida encontra-se o ponto de mínimo desta superfície e busca-se então um novo ponto para ajustar a superfície.

Esse algoritmo é bastante adequado à pesquisa mineral, onde a partir das informações obtidas pelos furos de sonda, é gerado geoestatisticamente um modelo da composição da jazida e um modelo das incertezas ao longo da jazida, e usando o EGO encontraremos o ponto que trará o máximo de informações para o modelo, ou seja, o local ótimo da nova perfuração. Esse algoritmo foi implementado no MatLab, que é bastante conhecido no meio acadêmico.

3.2. Pontos de Interesse Econômico

A princípio, só é interessante pesquisar um ponto que tenha interesse econômico. A pesquisa também pode ser feita por outras razões, como geotécnica por exemplo, mas estas não são objetivo desse trabalho. Mas como determinar se um ponto tem, ou não, chances de se tornar economicamente viável? Para delimitar o domínio da busca usaremos dois métodos: Geológico e Estatístico.

3.2.1. Geológico

Para cada formação geológica existe uma provável morfologia para a jazida. Por exemplo, uma jazida de carvão mineral deve ter uma pequena espessura e grande comprimento e largura. E assim, cada depósito mineral tem sua própria morfologia, o que pode indicar limites nos quais a pesquisa é interessante, ou seja criar um primeiro domínio para a função. Mas é importante deixar claro que isso é objeto de estudo para geólogos e não será abordado aqui.

3.2.2. Estatística

Se, por exemplo, o teor de corte for de 10ppm, e o teor estimado num determinado ponto for de 4ppm, com um desvio padrão de 3ppm, podemos realizar um teste de hipótese e afirmar com determinado nível de segurança se o ponto é ou não interessante economicamente. Dessa forma, usando estatística clássica, poderemos estreitar o domínio da função, melhorando assim o desempenho da busca.

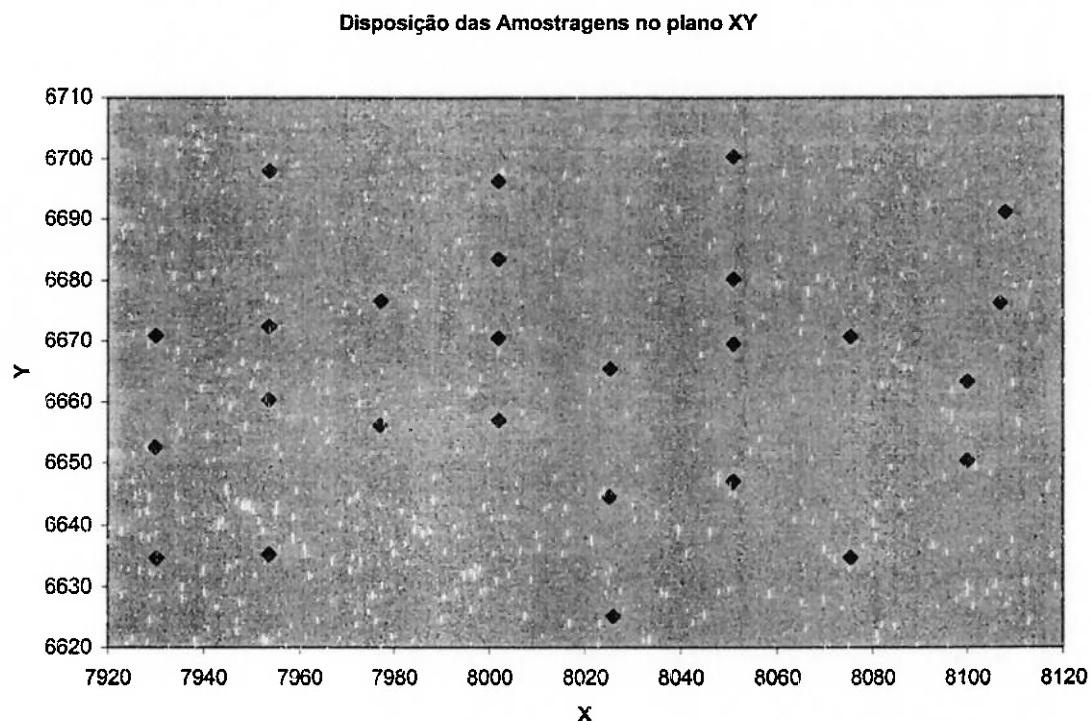
4. Resultado Esperado

Com essa metodologia será possível delimitar uma zona de busca mais próxima da real, determinar os pontos de maior incerteza e buscar quais os pontos que mais agregam ao conhecimento da jazida, estes serão os pontos ótimos para novos investimentos em pesquisa mineral .

Com essas informações será possível definir qual o investimento, dado o custo por metro de perfuração, necessário para que as incertezas sejam reduzidas a um valor aceitável, de forma a trabalhar mais próximo à fronteira de eficiência do empreendimento e maximizar o valor da empresa no mercado.

5. Exemplo

Exemplo de amostragem (também conhecido como plano de sondagem) numa jazida de Ouro:



Neste exemplo pode-se notar uma pseudo-regularidade na disposição dos pontos.

Suponha que é necessário continuar a pesquisa geológica, onde deveria ser realizada a nova perfuração?

5.1. Primeiro passo:

Considerações geológicas que determinem o primeiro domínio para a pesquisa.

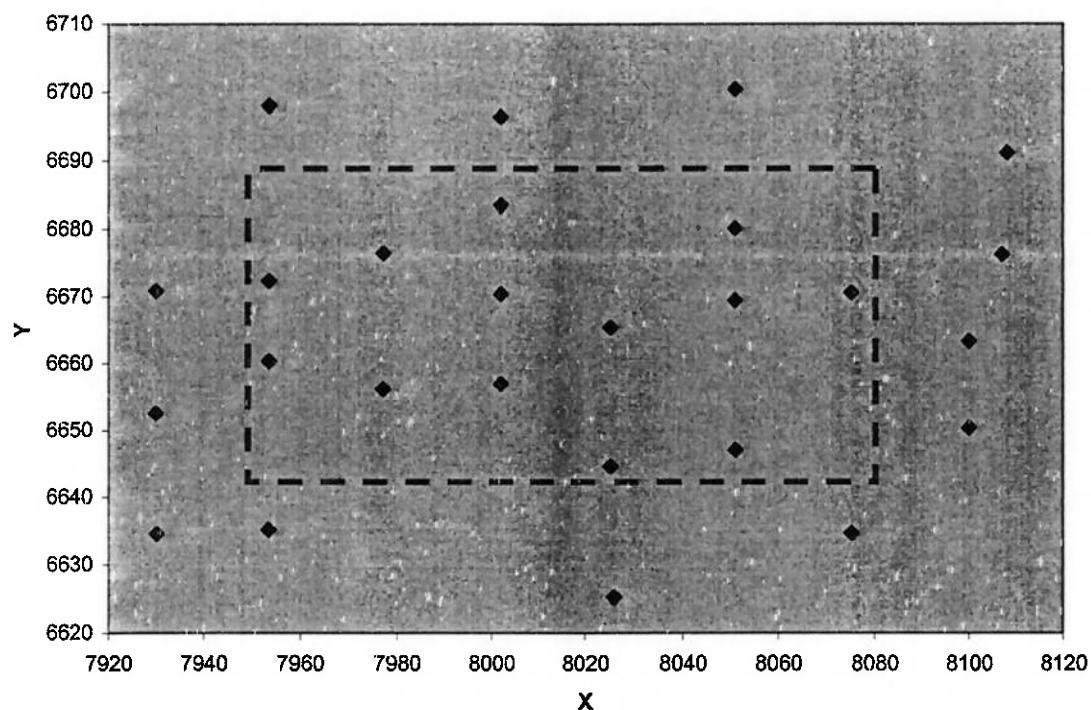


Fig: Área de interesse definida pela geologia

5.2. Segundo Passo

Definir estatisticamente quais são os pontos de interesse, realizando teste de hipótese.

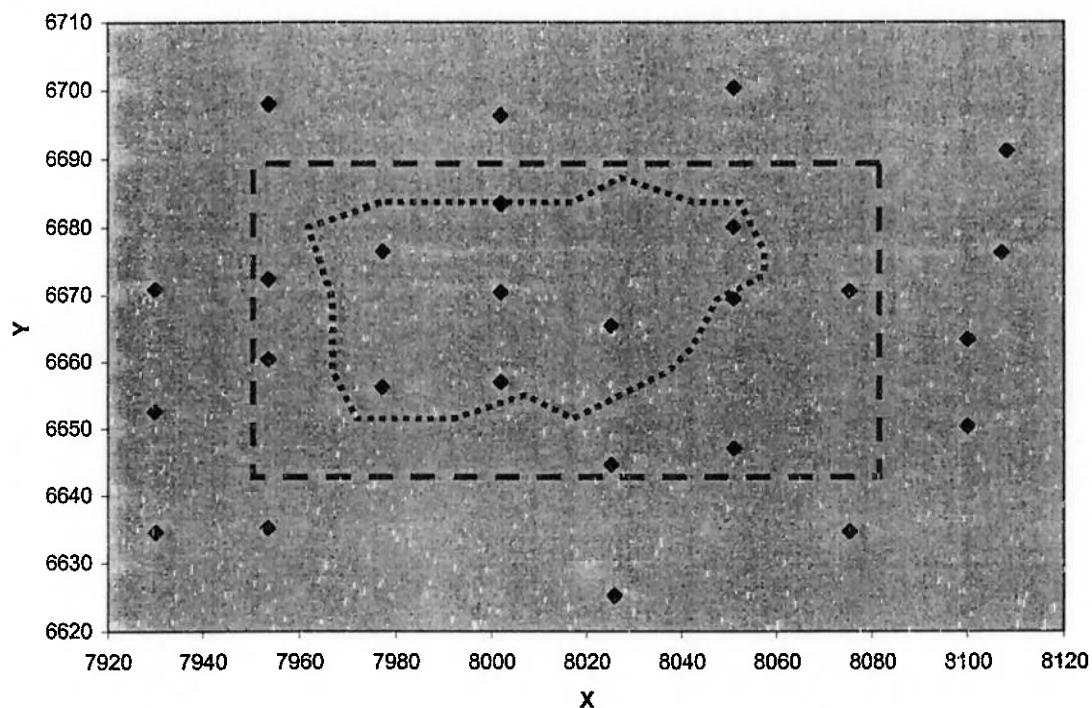


Fig: Região de interesse determinada estatisticamente

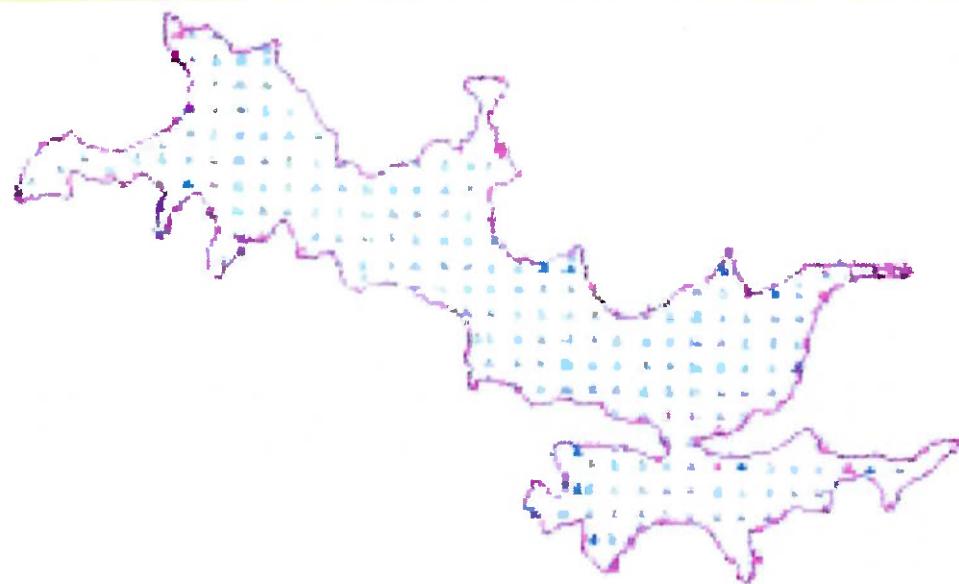


Fig. Esquema de plano de sondagem real (vista em planta)

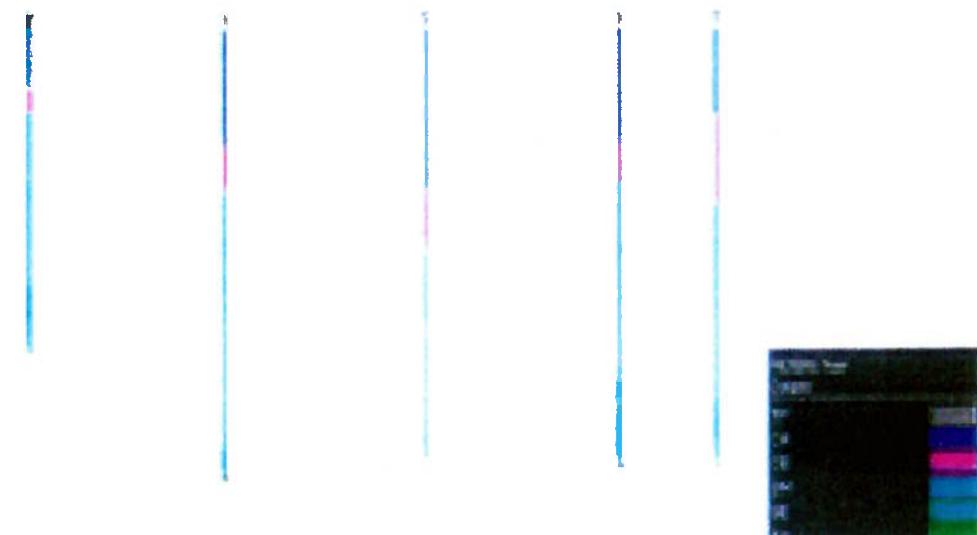


Fig. Esquema de plano de sondagem real (vista em perfil)

Fig. Apresentação dos resultados no Datamine

Record	X (m)	Y (m)	ENID	FROM	TO	Z (m)	LENGTH (m)	LTR (m)	REC20	REC1020	REC720	AL20	M20	FE20	FE1020	AL1020	M10	
1	44603.95	22200.39	AL1	8	240	0.00	0.00	0.00	TP									
2	44603.95	22200.39	AL1	848	5	0.00	1.00	0.00	CA									
3	44603.95	22200.39	AL1	5	7	0.00	2	0.00	11.10	95.04	5.06	51.10	5.08	1.51	7.47			
4	44603.95	22200.39	AL1	7	8	0.00	1	0.00	31.25	98.42	1.12	41.84	11.43	1.06	6.16			
5	44603.95	22200.39	AL1	8	150	0.00	1.00	0.00	TP									
6	44603.95	22200.39	AL10	8	230	0.00	0.00	0.00	TP									
7	44603.95	22200.39	AL10	830	210	0.00	1.00	0.00	CA									
8	44603.95	22200.39	AL10	230	810	0.00	4	0.00	45.24	98.92	1.37	45.38	6.87	2.04	7.45			
9	44603.95	22200.39	AL10	830	275	0.00	0.00	0.00	TP									
10	44603.95	21045.62	AL10	8	240	0.00	0.00	0.00	TP									
11	44603.95	21045.62	AL10	848	150	0.00	0.00	0.00	CA									
12	44603.95	21045.62	AL10	830	150	0.00	4	0.00	49.96	57.95	0.05	46.04	11.11	4.52	6.20			
13	44603.95	21045.62	AL10	480	250	0.00	0.00	0.00	BE	37.42	51.12	1.62	43.12	11.12	1.96	4.61		

Fig. Apresentação dos resultados no Datamine

(ii) Realização da Simulação Condicional

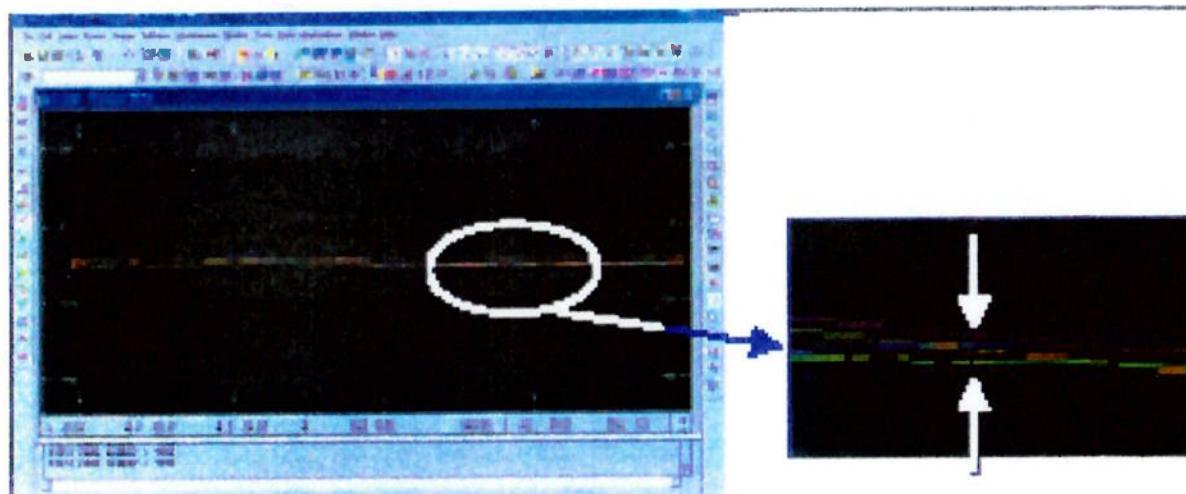


Fig. Várias superfícies para simulação condicional

(iii) Validação dos Resultados

(iii) Validação dos Resultados

	Data	Number	Minimum	Maximum	Mean	Variance
Samples	212	212	-2.748	2.82	0.055	0.996
SIM1	32178	32178	-3.231	3.427	0.052	0.921
SIM2	32178	32178	-3.114	3.719	0.074	0.916
SIM3	32178	32178	-3.244	3.601	0.019	0.952
SIM4	32178	32178	-3.232	3.536	0	0.87
SIM5	32178	32178	-3.718	3.903	0.027	0.905
SIM6	32178	32178	-3.666	4.08	0.042	0.929
SIM7	32178	32178	-3.605	3.439	0.012	0.969
SIM8	32178	32178	-3.388	3.475	0.027	1.023
SIM9	32178	32178	-3.445	3.593	0.017	0.992
SIM10	32178	32178	-3.421	3.397	0.038	0.951
SIM11	32178	32178	-3.347	4	-0.011	0.927
SIM12	32178	32178	-3.777	3.544	0.033	0.988
SIM13	32178	32178	-3.211	3.386	0.027	0.942
SIM14	32178	32178	-3.429	4.045	0.014	0.976
SIM15	32178	32178	-3.343	3.656	0.026	1.074
SIM16	32178	32178	-3.248	4.129	0.022	0.913
SIM17	32178	32178	-3.895	3.783	0.014	1.008
SIM18	32178	32178	-3.889	3.51	0.054	0.974
SIM19	32178	32178	-3.683	3.77	-0.003	0.972
SIM20	32178	32178	-3.881	3.387	0.044	0.973
SIM_all	643560	643560	-3.889	4.129	0.026	0.959

File	Field	Number	Minimum	Maximum	Mean	Variance
IN	NSCORE	618140	-3.889	4.129	0.061	0.944
OUT	SG_TOP	618140	0	12.4	5.373	10.45

Fig. Validação dos resultados

5.4. Quarto Passo

A partir da superfície gerada, usa-se os dados conhecidos (furos) e para determinar a superfície de incertezas e a partir desta, usando o EGO, encontramos os pontos que maximizam o conhecimento da área.

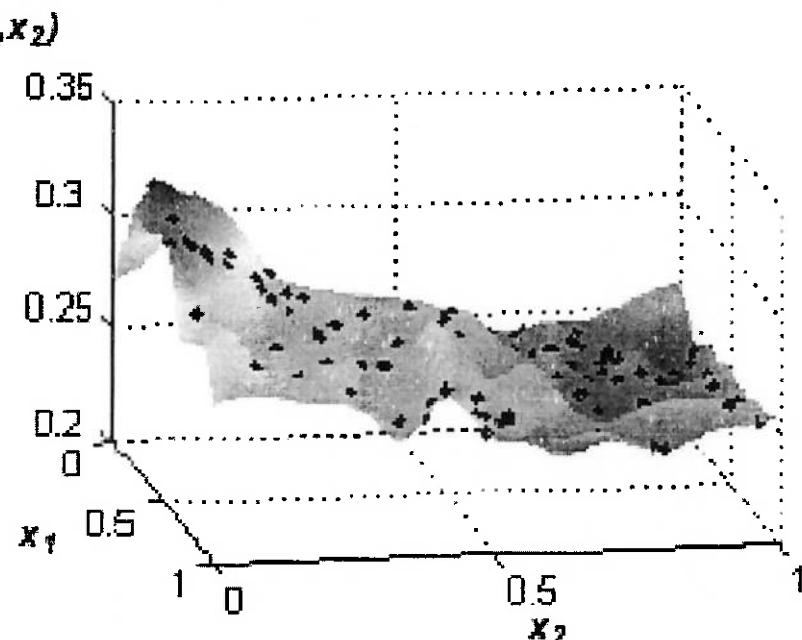


Fig. Exemplo de Superfície gerada no MatLab

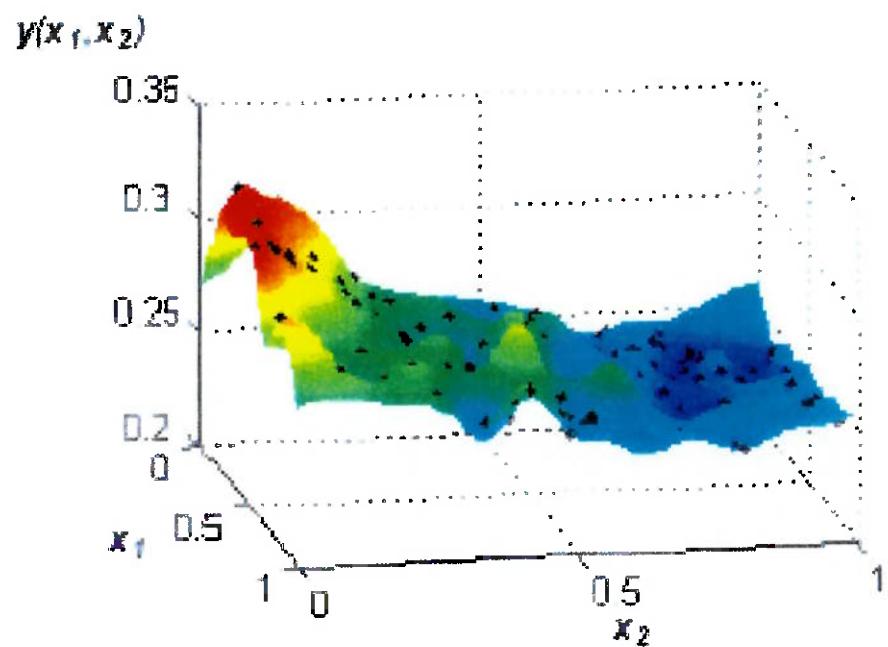


Fig. Exemplo de Superfície gerada no MatLab

6. Conclusões

Apesar de ter evoluído muito nos últimos anos, os processos industriais minerais ainda tem muito que melhorar, e a pesquisa mineral em especial ainda tem muito a melhorar, hoje as decisões são tomadas com base em poucas informações, e o método usado é pouco analítico. O método apresentado aqui é uma tentativa de melhorar este processo, gerando informações mais confiáveis de tal modo que o risco assumido nesta etapa sejam conhecidos, favorecendo a tomada de decisão e fazendo com que os critérios da decisão sejam mais facilmente entendidos por todas as pessoas envolvidas.

Como continuação deste projeto, poderia ser feito um estudo de caso na industria, para verificar a eficiência deste método, e propor melhorias.

7. Bibliografia

- 1- Donald R. Jones, Matthias Schonlau, William J. Welch. Efficient Global Optimization of Expensive Black Box Functions. **Journal of Global Optimization**, Netherlands, p. 455-492, 1998.
- 2- Clark, Isobel. Practical Geostatistics. London: Applied Science Publishers LTD. 1979. 129p.
- 3- Agterberg, F.P Geomathematics: Mathematical Background and Geo-Science Applications. Amsterdam: Elsevier Scientific Publishing Company. 1974. 596p.
- 4- Gerra, Pedro Alfonso Garcia. Geoestatística Operacional. Brasilia: Departamento Nacional de Produção Mineral. 1988. 145p.
- 5- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. <http://www.dpi.inpe.br>
- 6- SOUSA, R. RELATÓRIO PARCIAL DA PESQUISA DE MESTRADO - FAPESP NO. 03/03539-6. PESQUISA VINCULADA AO PROJETO GERENCIAMENTO INTEGRADO DA CADEIA DE VALOR MINERAL (PROJETO ERP-CVM-I) - FAPESP NO. 02/13716-0. São Paulo, Agosto 2004.