

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**AVALIAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE UM DEPÓSITO DE  
CALCÁRIO NO SUL DO ESTADO DE MINAS GERAIS**

**Gabriel Silva Zorzi**

**Orientador: Prof.º Dr. Marcelo Monteiro da Rocha**

**MONOGRAFIA DE TRABALHO DE FORMATURA  
(TF-09/14)**

TF  
Z88  
GS.a

São Paulo  
2009

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS



**AVALIAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE UM DEPÓSITO DE  
CALCÁRIO NO SUL DO ESTADO DE MINAS GERAIS**

MONOGRAFIA DE TRABALHO DE FORMATURA  
(TF-09/14)

De Acordo:

Orientador: \_\_\_\_\_

Prof.º Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Orientado: \_\_\_\_\_

Gabriel Silva Zorzi

São Paulo

2009

DEDALUS - Acervo - IGC



30900026916



TP  
788  
GS.a



UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

AVALIACAO E CLASSIFICACAO DE UM DEPOSITO DE  
CALCAROLITO SUL DO ESTADO DE MINAS GERAIS

MONOGRAFIA DE TRABALHO DE FORMACAO

(1974)

De Acordo

Orientador

Prof. Dr. Manoel de Jesus de Faria

Orientado

Geol. 1974

Geol. 1974

1974



## Agradecimentos

Agradeço primeiramente a meus pais, Roberto Zorzi e Maria Cristina Silva Zorzi, que com todo carinho e dedicação me proporcionaram a oportunidade de estudar nas melhores escolas e tiveram paciência em todos os meus erros.

A meu irmão Rafael Silva Zorzi, que sempre esteve ao meu lado em todos os momentos de meu desenvolvimento profissional e acadêmico, com conselhos, discussões e auxílio nas horas que se fizeram necessárias.

A Julia Wurgler, minha namorada, meu amor, por acreditar em mim nos momentos de dificuldade e incentivar-me nas horas mais difíceis.

Meus sinceros agradecimentos ao Prof. Marcelo Monteiro da Rocha, por sua orientação, dedicação e conselhos, não somente pertinentes a este trabalho, mas também pelo crescimento acadêmico e profissional que o mesmo me proporcionou ao longo deste trabalho de monografia.

Agradeço a meus amigos que considero como irmãos, que me propiciaram momentos de alegria e apoio em todos os momentos, posso considerá-los uma família, à família MPM.

A meus amigos Felipe Yatim, Paulo Yatim, Gilvan Ferreira da Costa, Diogo Offa.

Aos grandes amigos e colegas de turma Andre Paolielo Amaral, Andre Rezende Calado, Gustavo Chaves Alonso, Julio Cesar Criscimani, Laércio Guedes Bertossi, Leandro Olita, Mauricio de Souza Ornelas, Mauricio Pavan, Rafael Motta, por estarmos sempre juntos nos trabalhos de campo, pelas horas de discussões, pelos momentos em casa e também pelas brigas. Ao Laércio também agradeço, pelos ensinamentos e a oportunidade de trabalho que me proporcionou, abrindo meus olhos para a geoestatística.

Aos amigos da sala 105, Fabiana Tamada, Fabrício, Cibele, Antônio, Renan, Sydnei, por todas as ajudas e momentos vividos neste ano.

A todos os professores e funcionários do IGc.-USP, com qual tive o privilégio de conviver durante a graduação e que contribuíram muito para o meu desenvolvimento pessoal e profissional.

Ao engenheiro de Minas Luiz Carlos Ghizzi e sua empresa, a Procalcim Consultoria Ltda. e o geólogo Silvio Samir Saad e sua empresa Petrus Consultoria Geológica Ltda., pela disponibilização do banco de dados.

Por último mas não menos importante agradeço ao Douglas (*in memoriam*), por ter sido um amigo-irmão e infelizmente não pode estar presente neste momento.

A todos agradeço e dedico este trabalho.



## Resumo

A aplicação de técnicas geoestatísticas com a finalidade de avaliar recurso/reserva mineral é cada vez mais usual. Deste modo, é de extrema importância o melhor entendimento dos diversos métodos de estimativa de recursos/reservas minerais, que fazem uso destas ferramentas.

A presente monografia é um estudo na área de geoestatística aplicada e apresenta as atividades desenvolvidas com base nos dados de um depósito de calcário.

O calcário apresenta diversos fins, podendo ser usado "*in natura*" ou passar por transformação, sendo utilizado para a fabricação de cimento, brita, corretivo de solo, cal hidratada, graxa, fundente, entre outros.

O depósito em estudo corresponde a um conjunto de lentes de rochas carbonáticas, NW-SE, com até 1 km de largura. A direção de mergulho das camadas é de N70°E aproximadamente e mergulho variando de 10° a subhorizontal. Gnaisses e granitos representam o embasamento na região.

O inventário da pesquisa mineral foi realizado nos dados do mapeamento geológico da jazida, além daqueles da campanha de sondagem. Foram executados 27 furos de sonda, totalizando 3.272 metros de testemunhos descritos e analisados para  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{MgO}$  e  $\text{SiO}_2$ .

Buscando o maior conhecimento da geometria do depósito de calcário a modelagem litológica foi realizada em *Datamine*.

Os teores foram estimados e simulados por krigagem ordinária e simulação estocástica por bandas rotativas, e os recursos calculados a partir destes resultados foram classificados com base nas incertezas associadas a cada método.

Os recursos foram avaliados segundo a proposta do DNPM e totalizaram 280 Mt de calcário aproximadamente.



## Abstract

The way of geostatistical techniques to assess mineral reserves/resources is increasingly usual. In that way, better understanding the various mineral reserve/resource estimating methods that use such techniques is of paramount importance.

This monograph is a study in the field of applied geostatistics and presents activities developed based on data of a limestone deposit.

Limestone can be used for several purposes, either in its raw form or after being transformed. Its uses include the manufacturing of cement, crushed rock, soil correction limestone, hydrated lime powder, grease and flux, among others.

The deposit under study corresponds to a set of carbonate rock layers, NW-SE, with up to 1 km in width. Layers direction is approximately N70°E and the gradient ranges from 10° to a sub-horizontal angle. Gneisses and granites represent the basement of the region.

The mineral research inventory was carried out considering the data obtained from the geologic mapping of the deposit, in addition to those of the borehole drilling campaign. 27 boreholes were made totaling 3,272 meters of described cores analyzed for  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{MgO}$  and  $\text{SiO}_2$ .

In order to obtain a better understanding of the limestone deposit geometry, lithologic modeling was carried out using *Datamine*.

Contents were estimated and simulated by the ordinary kriging method, stochastic simulation by the turning bands method, and resources calculated based on these results were classified considering uncertainties associated with each method.

Resources were assessed, according to the National Department of Mineral Production (DNPM), totaling approximately 280 Mt of limestone.



## INDICE

<b>1.</b>	<b>Introdução.</b>	<b>1</b>
<b>2.</b>	<b>Objetivos.</b>	<b>2</b>
<b>3.</b>	<b>Materiais e Métodos.</b>	<b>2</b>
<b>4.</b>	<b>Desenvolvimento do trabalho</b>	<b>3</b>
<b>5.</b>	<b>Fundamentação Bibliográfica</b>	<b>4</b>
5.1	Cimento Portland	4
5.2	Classificação de Recurso/Reserva mineral	5
5.3	Composição de amostra	7
5.4	Análise Estatística	7
5.5	Análise Geoestatística	8
5.6	Krigagem Ordinária	9
5.7	Simulação Estocástica	11
5.8	Anamorfose Gaussiana	11
<b>6.</b>	<b>Geologia Regional</b>	<b>12</b>
<b>7.</b>	<b>Resultados / Desenvolvimentos esperados</b>	<b>14</b>
7.1	Modelagem Litológica do Depósito	14
7.2	Modelagem Química	14
7.2.1	Análise estatística	14
7.2.1.1	Estatística descritiva das variáveis originais	14
7.2.1.2	Anamorfose Gaussiana	18
7.2.2	Análise geoestatística	19
7.2.2.1	Cálculo de variograma e ajuste do modelo teórico	19
7.2.2.2	Estimativa e simulação	23
<b>8.</b>	<b>Avaliação e Classificação de Recursos/Reservas Minerais</b>	<b>26</b>
<b>9.</b>	<b>Conclusão</b>	<b>28</b>
<b>10.</b>	<b>Bibliografia</b>	<b>29</b>



## 1. Introdução

Na década de 50, o engenheiro de minas Daniel G. Krige junto com o estatístico H.S. Sichel desenvolveram uma técnica de estimativa para cálculo de reservas minerais, sendo esta aprimorada por G. Matheron, no início dos anos 60, após viagem à África do Sul quando conheceu Krige. Na França, este estudo recebeu o nome de geoestatística para variáveis regionalizadas, ou seja, variáveis com condicionamento espacial.

A krigagem ordinária é a técnica de estimativa mais usual entre as diversas técnicas baseadas na geoestatística. É baseada no estudo da variabilidade espacial de um fenômeno, que permite o cálculo das incertezas associadas às estimativas, chamadas de variância de krigagem (Yamamoto, 2001).

A análise geoestatística considera um modelo de variograma, que será usado para inferir valores da função variograma ou covariograma a serem utilizados no sistema de krigagem.

Apesar de ser um melhor estimador linear não enviesado, a krigagem ordinária apresenta certas limitações, como, por exemplo, resultados suavizados. Por isso, não há garantia de que os dados obtidos pela krigagem tenham o mesmo histograma, semivariograma e a mesma variância que os dados amostrais.

Outra técnica abordada neste trabalho é a simulação estocástica, um conjunto de técnicas de predição que utiliza modelos não-determinísticos. Nos trabalhos de avaliação de recursos/reservas minerais devem ser consideradas várias opções para a tomada de decisão. Porém, esta tomada de decisão deve ser embasada em medidas, ou quantificações de incertezas, e estas medidas devem ser factíveis e precisas, não apenas apresentar pequena magnitude de valores (incertezas minimizadas). De acordo com Srivastava (1994), a abordagem estocástica fornece uma variedade de modelos que são consistentes com a informação disponível.

Realizou-se o inventário dos dados da pesquisa mineral do depósito, e nos dados da campanha de sondagem. Foram executados 27 furos de sonda, totalizando 3.272 metros de testemunhos descritos e analisados para  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{MgO}$ ,  $\text{SiO}_2$ .

O depósito é formado por um conjunto de rochas carbonáticas lenticulares, NW-SE, possuem até 1 km de largura. As lentes possuem direção e mergulho variando de  $10^\circ$  a subhorizontal. O embasamento da região é composto por gnaisses e granitos.



## **2. Objetivos**

Neste trabalho realizou-se a análise geoestatística dos dados de um depósito de calcário no sul do Estado de Minas Gerais. Esta análise permitiu a aplicação e a comparação entre duas técnicas de predição de teores, a krigagem ordinária e a simulação estocástica, e utilização dos resultados assim obtidos no cálculo e classificação de recursos/reservas minerais. Deste modo os objetivos listados foram desenvolvidos e alcançados:

- a. Análise estatística/geoestatística dos dados brutos;
- b. Interpretação do Modelo Geológico a partir de dados de sondagens realizados no local de estudo;
- c. Krigagem Ordinária dos dados originais;
- d. Transformação Gaussiana dos Dados;
- e. Análise estatística/geoestatística dos dados transformados;
- f. Simulação Estocástica;
- g. Interpretação dos resultados.
- h. Classificação dos recursos/reservas do depósito.

## **3. Materiais e Métodos**

O trabalho utiliza dados obtidos em um projeto de prospecção e avaliação de um depósito de calcário no sul do Estado de Minas Gerais, cujos dados foram obtidos a partir de sondagens rotativas realizadas na área e de dados de mapeamento geológico, gentilmente cedidas pela empresa Petrus Consultoria Geológica Ltda.

Como os dados fornecidos são sigilosos e estratégicos para a empresa, o sistema de coordenadas original foi transformado descaracterizando deste modo a localização real do depósito.

Os métodos utilizados são aqueles consagrados na literatura. Em linhas gerais serão realizadas neste trabalho a análise estatística e a análise geoestatística. A partir da análise geoestatística obtêm-se os parâmetros para a estimativa por krigagem ordinária. A técnica de simulação estocástica necessita que os dados sejam gaussianos com média igual a zero e variância unitária. Como os dados tratados neste trabalho não apresentam estas características aplicou-se o procedimento de transformação gaussiana, conhecido como anamorfose gaussiana com inversão por interpolação linear. A análise geoestatística, conforme sugerida em Yamamoto (2001), foi novamente realizada, agora para os dados transformados. Os resultados forneceram os parâmetros necessários para o cálculo da



resultados forneceram os parâmetros necessários para o cálculo da simulação estocástica por bandas rotativas. Optou-se pela utilização deste método com 100 bandas e fez-se 100 simulações buscando a reprodução do modelo de variância /covariância obtido na análise geoestatística dos dados transformados.

A avaliação de recursos minerais do depósito foi feita com base nos resultados da estimativa e com base na média das simulações para tal, foram aplicados os critérios definidos em DNPM (1987), e descritos no item 5 deste trabalho.

#### 4. Desenvolvimento do trabalho

O cronograma apresentado no projeto inicial e complementado no relatório de progresso teve por intuito apresentar de forma lógica a sequência para o melhor aprendizado da análise estatística, geoestatística de dados geológicos e a avaliação e classificação de recursos/reservas minerais.


Do cronograma inicialmente proposto, ocorreram algumas alterações que foram pertinentes ao trabalho, em função de interpretações e resultados obtidos, mas em nenhum momento as alterações prejudicaram seu andamento.

No decorrer do trabalho não foram encontradas dificuldades significativas, assim cada etapa foi cumprida dentro do cronograma apresentado.

Na Tabela 4.1 é apresentado o cronograma atualizado das atividades realizadas:

Tabela 4.1 – Cronograma de Atividades do Trabalho de Formatura

Atividades	Mar.	Abr.	Mai.	Jun.	Jul.	Ago.	Set.	Out.	Nov.
Revisão Bibliográfica									
Elaboração do Projeto Inicial									
Inventário e Avaliação dos Dados									
Análise Estatísticas/Geoestatísticas dos dados brutos									
Interpretação do Modelo Geológico									
Relatório de Progresso									
Transformação dos Dados									
Análise Estatísticas/Geoestatísticas dos dados transformados									
Estimativa de Teores									
Simulação Estocástica									
Interpretação dos Resultados									
Classificação de Recursos/Reservas Minerais									
Elaboração da Monografia									

 Atividades realizadas.



## 5. Fundamentação Bibliográfica

### 5.1 Cimento Portland

Segundo Bauer (1994), o cimento é um dos materiais de maior importância para o homem, pois é através de seu uso que se edifica a maioria das construções ao redor da terra.

O Cimento Portland é constituído fundamentalmente por (CaO), sílica ( $\text{SiO}_2$ ), alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ), óxido de ferro ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ) que constituem geralmente 95 a 96% do total de óxidos, uma proporção de óxido de magnésio (MgO), que não pode ultrapassar o limite brasileiro (6,4%), e uma pequena porcentagem de anidrido sulfúrico ( $\text{SO}_3$ ), que é adicionado após a calcinação para retardar o tempo de pega do produto (Bauer, 1994).

O cimento é um composto obtido através da calcinação de calcários naturais ou artificiais e argila na proporção de 80%: 20%, resultando em um pó fino com propriedades aglomerantes, aglutinantes ou ligantes (Montanheiro, 1999). Após a extração, os calcários passam por britagem, pré-homogeneização e moagem resultando em uma mistura denominada farinha crua (Montanheiro, 1999).

Segundo Bauer (1994), os constituintes supra são submetidos a queima em fornos rotativos de grandes dimensões, obtendo-se o clínquer Portland que é um material de tamanho centimétrico em forma de pelotas vítreas acinzentadas formadas pelos seguintes compostos:

- Silicato tricálcico (C3S);
- Silicato bicálcico (C2S);
- Aluminato tricálcico (C3A);
- Ferro aluminato tetracálcico (C4AFe).

Com o intuito de se obter um produto com características preestabelecidas, são utilizados parâmetros ou módulos e fatores para controlar a dosagem da farinha crua durante o processo de fabricação. Os parâmetros químicos que definirão a composição final do cimento e a proporção dos minerais que lhe dão resistência segundo Montanheiro (1999), são:

#### Módulo de Sílica (MS):

$$MS = \frac{\text{SiO}_2}{(\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{Fe}_2\text{O}_3)}$$

- Intervalo limitante: 1,9 – 3,9;
- Intervalo de referência: 2,3 – 2,7.



Com altos valores de MS vários fatores são observados, como elevação da carga térmica, redução da fase líquida, clínquer pulverulento, expansividade, deterioração do revestimento refratário do forno e retardação da pega e o desenvolvimento da resistência final.

Para baixos valores de MS os fatores observados são: excesso de fase líquida, formação de pelotas de clínquer de alta dureza e cimento de baixa resistência.

#### **Módulo de alumínio (MA):**

$$MA = \frac{Al_2O_3}{Fe_2O_3}$$

- Intervalo limitante: 0,5 – 2,5;
- Intervalo de referencia: 1,3 – 1,6.

Altos valores de MA resultam em queima mais difícil com conseqüente aumento no consumo de combustível, reduz a quantidade de fase líquida e a produção do forno, tende a conferir ao cimento pega rápida e altas resistências a pequenas idades.

Para baixos valores de MA os resultados são fase líquida mais fluída e um cimento com baixa resistência inicial.

#### **Fator de Saturação de Cal:**

$$FSC = \frac{100.CaO}{(2,8SiO_2 + 1,18Al_2O_3 + 0,65Fe_2O_3)}$$

- Intervalo limitante: 80 – 120
- Intervalo de referência: 92 – 102
- Quanto menor o CaO e maior a SiO<sub>2</sub>, menor é a resistência do cimento.

Quando se obtém altos valores de FSC os resultados que podem se observar são a queima mais difícil, expansividade do cimento, retardamento da pega com altas resistências a pequenas idades. Baixos valores de FSC levam a uma queima difícil e uma pega lenta.

## **5.2 Classificação de Recurso/Reserva Mineral**

Os objetivos principais na classificação de reservas são o cálculo da quantidade de material, bem como associar a este um grau de certeza.

Conforme definição do *JORC Code* (AusIMM, 2004), recursos minerais são concentrações ou ocorrências minerais de interesse econômico, encontradas sobre ou na



crosta terrestre, a partir das quais existe a perspectiva de extração com viabilidade econômica.

Os recursos são classificados como inferido, indicado e medido, de acordo com o nível crescente de pesquisa, conhecimento do depósito, da qualidade dos dados e o nível de confiança associado. O parâmetro econômico fundamental aplicado ao cálculo de recursos minerais é o teor de corte, uma vez que para a classificação de um recurso/reserva devem-se observar fatores econômicos, políticos, sociais, ambientais, entre outros (Yamamoto & Rocha, 2001) e considera-se:

1. Reserva Inferida como aquela onde houve pouca ou nenhuma pesquisa mineral e a estimativa do minério é feita com base no conhecimento das características geológicas.
2. Reserva Indicada aquela em que a tonelagem e o teor podem ser computados somente parcialmente de amostras específicas ou extrapolada até distância razoável com base em evidências geológicas; e
3. Reserva Medida aquela onde as dimensões, forma e teor da substância mineral podem ser perfeitamente estabelecidos, através dos estudos geológicos e procedimentos de amostragem, e a tonelagem e teor podem e devem ser rigorosamente determinados dentro dos limites estabelecidos, que não devem apresentar variação superior ou inferior a 20% da quantidade verdadeira.

Segundo Yamamoto & Rocha (2001), a classificação de recursos/reservas minerais proposta pelo DNPM (1992), representa uma evolução a anterior, pela atualização das definições publicados na Portaria nº 03 de 24/10/90, bem como o plano de aproveitamento econômico.

As definições estão expostas a seguir:

1. Recurso Medido: recurso calculado com confiabilidade de 95% para o qual o erro de estimativa é no máximo de 20%;
2. Recurso Indicado: recurso calculado com confiabilidade de pelo menos 95%, para o qual o erro de estimativa é superior a 20% mas nunca superior a 50%;
3. Recurso Inferido: recurso calculado com confiabilidade de pelo menos 95%, para o qual o erro de estimativa é superior a 50%;
4. Reserva Provada: reserva calculada por métodos geoestatísticos onde o bloco estimado tenha dimensões pertinentes à escala de produção e proporcionalidade com os alcances variográficos e tenha no mínimo uma amostra em sua auréola de influência, o que equivale a determinar as relações de covariância amostra/bloco, bloco/bloco e amostra/amostra.
5. Reserva Provável: reserva calculada por métodos geoestatísticos onde o bloco estimado tenha dimensões pertinentes à escala de produção e proporcionalidade com



os alcances variográficos e nenhuma amostra em sua auréola de influência, o que equivale a atribuir à variância de krigagem do bloco o valor da variância a priori mais o valor do covariograma do bloco

### 5.3 Composição de amostra

Geralmente o intervalo de amostragem nos furos de sondagem não corresponde ao intervalo de trabalho na fase de avaliação de reservas, embora tenha sido necessário analisar as amostras segundo o intervalo de amostragem, sempre menor que o intervalo de trabalho (Yamamoto & Rocha, 2001).

Estes autores dizem ainda que a composição dos intervalos amostrados é necessária para melhor adequação dos mesmos a uma situação real de lavra, ou seja, amostras com mesmo tamanho dos blocos de lavra.

O resultado da composição do furo de sonda é expresso pela média ponderada do teor e pelas espessuras selecionadas para o intervalo de trabalho, deste modo pode-se escrever:

$$t_c = \frac{\sum_{i=1}^n t_i \cdot e_i}{\sum_{i=1}^n e_i}$$

onde  $n$  é o número de amostra para compor o intervalo de trabalho;  $t_i$  é o teor do  $i$ -ésimo amostra;  $e_i$  é a espessura do  $i$ -ésimo amostra.

Basicamente, os tipos de composição de amostras mais utilizados são:

1. Bancadas.
2. Zonas mineralizadas.

Deve-se ressaltar que há outros métodos de composição de amostras de furos de sonda.

### 5.4 Análise Estatística

A análise estatística deve ser realizada antes de proceder com o cálculo de reservas minerais (Yamamoto, Bettencourt & Montanheiro, 2001). Ainda segundo os mesmos autores, estas análises têm como objetivo a caracterização e descrição dos dados visando o entendimento de como as variáveis se comportam dentro de um depósito.



A análise estatística é realizada a partir do cálculo de medidas, que são a média, a mediana, a moda, a variância, o desvio padrão, o coeficiente de variação, a assimetria e a curtose, bem como da elaboração de gráficos como o histograma, o diagrama de frequência acumulada entre outros.

## **5.5 Análise Geoestatística**

Desenvolvida inicialmente pelo engenheiro de minas D. G. Krige e pelo estatístico H. S. Sichel, a técnica de estimativa para cálculo de reservas minerais foi aperfeiçoada e formalizada por Matheron em 1962 e 1963, onde o método recebeu o nome de Geoestatística para o estudo das variáveis regionalizadas (Landim, 2003).

Olea (1999) diz que geoestatística é uma técnica que realiza a caracterização numérica de atributos empregando funções aleatórias, semelhantes à forma como as análises de séries temporais caracteriza dados temporais. Como uma análise de séries temporais, a maioria das técnicas geoestatísticas depende de variáveis aleatórias para caracterizar a incerteza.

Ainda segundo Olea (1999), a análise geoestatística lida com a caracterização espacial de atributos, também conhecido como Variáveis Regionalizadas que são variáveis com condicionamento espacial, ou seja, um fenômeno que se apresenta disperso no espaço e apresenta estruturação espacial.

O objetivo da Teoria das Variáveis Regionalizadas é o estudo e a representação das propriedades estruturais das variáveis regionalizadas para a resolução de problemas de estimativa. De acordo com Landim (2003), variável regionalizada é qualquer função numérica com distribuição espacial que tem continuidade aparente, mas cujas variações não podem ser representadas por uma função determinística.

Variáveis regionalizadas são variáveis que possuem um comportamento espacial que mostra características intermediárias entre as variáveis aleatórias e as determinísticas (Landim, 2003). Proporcionam uma aparente continuidade no espaço, onde um fenômeno natural é representado por funções numéricas ordinárias. A continuidade geográfica atribuída se manifesta pela tendência que a variável tem de apresentar valores muito próximos em dois pontos vizinhos e progressivamente mais diferentes à medida que os pontos se distanciam.

A maioria das variáveis regionalizadas pode apresentar aspecto aleatório, consistindo em variações altamente irregulares e imprevisíveis, e um aspecto estruturado, que reflete as características estruturais do fenômeno regionalizado.

As características qualitativas das variáveis regionalizadas que os métodos estatísticos clássicos não reconhecem são: localização, suporte, continuidade e anisotropia, Bubenick & Hass (1969 *apud* Yamamoto, 2001).



Com o objetivo de descrever a variação de um dado fenômeno regionalizado no espaço, é calculada a função variograma  $\gamma(h)$ . Esta função pode ser escrita como:

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

A função variograma também pode ser expressa em termos de variância  $C(0)$  e covariância  $C(h)$  entre pontos separados pela distância  $h$ , conforme:

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

Calculado o variograma experimental, realiza-se o ajuste do modelo teórico de variograma, uma função matemática que descreva continuamente a variabilidade ou correlação espacial existente nos dados em função da distância.

Este ajuste é realizado de maneira interativa empregando os modelos de variogramas predefinidos (esférico, exponencial, gaussiano, linear, cúbico, estável entre outros), em que a partir da definição dos parâmetros (patamar, amplitude e efeito pepita) o modelo é ajustado ao variograma experimental.

## 5.6 Krigagem Ordinária

Após a realização de todos os estudos geoestatísticos e optando-se pela aplicabilidade dos métodos, faz-se a estimativa que pode ser por krigagem ordinária.

Depósitos minerais apresentam uma variabilidade característica, cujos teores podem apresentar uma variação regular ou até uma variação completamente aleatória, como por exemplo, depósito de metais raros. O conhecimento da variabilidade de um depósito, expresso por meio de um variograma, possibilita realizar estimativas precisas, bem como avaliar a incerteza nessas estimativas (Landim, 2003).

Wackernagel (1995) diz que a krigagem ordinária é o método de krigagem mais utilizado para estimar o valor  $Z^*(x)$  associado a um ponto, área ou volume de uma região para a qual o variograma é conhecido. Esta estimativa é realizada utilizando dados da vizinhança do local onde a mesma é realizada.

Segundo Landim (2003), a krigagem possibilita a melhor estimativa para locais não amostrados, através da minimização da variância do erro. Entretanto o mapa obtido pela krigagem pode não ter o mesmo variograma, variância e histograma que os dados originais, pois o método apesar de ser um melhor estimador não enviesado, no sentido da minimização da variância dos erros, suaviza os valores.



A krigagem ordinária permite estimar valor desconhecido  $Z^*(x_0)$ , em uma posição, área, volume a partir de um conjunto de  $n$  dados  $\{Z(x_i), i = 1, n\}$  disponíveis, sem a necessidade de se conhecer a média estacionária. Para não ocorrer o enviesamento do estimador  $Z^*(x_0)$ , basta garantir que:

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

O estimador de krigagem ordinária é:

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

Os ponderadores  $(\lambda_i, i = 1, n)$  são obtidos pela resolução de um sistema linear de equações denominado sistema de equações de krigagem, conforme:

$$\begin{cases} \sum_j \lambda_j C(x_i - x_j) - \mu = C(x_0 - x_i) & \text{para } i = 1, n \\ \sum_j \lambda_j = 1 \end{cases}$$

Onde  $C(x_0 - x_i)$  é a função covariância correspondente a um vetor  $h$ , com origem em  $x_i$  e extremidade no ponto a ser estimado  $x_0$  e  $\mu$  é o multiplicador de Lagrange necessário para a minimização da variância do erro e associado com a restrição  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ .

Em notação matricial, o sistema de krigagem ordinária da equação acima pode ser expresso como:

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



## 5.7 Simulação Estocástica

A abordagem estocástica, de acordo com Srivastava (1994), fornece uma variedade de modelos que são consistentes com a informação disponível.

Segundo Olea (1999), a simulação estocástica é um processo de construção de modelos alternativos e equiprováveis da distribuição espacial de  $Z(X)$ . Os modelos representam  $n$  cenários possíveis da distribuição espacial dos valores de um atributo  $Z$  na área  $A$   $[Z(x), x \in A]$ .

A krigagem ordinária trabalha buscando uma melhor estimativa local, porém ocorre a suavização dos resultados. A simulação, por sua vez, não visa minimizar a variância do erro local, mas centra-se nas reproduções que precedem um modelo local (Goovaerts, 1998).

A Simulação Estocástica por Bandas Rotativas, método escolhido para ser aplicado neste trabalho, é um caso de abordagem mais geral usando transformações espaciais, onde se simula uma distribuição de frequência gaussiana normal, possuindo média zero e variância unitária (Olea, 1999).

Segundo Watanabe (2003), pouquíssimas distribuições na natureza possuem média zero e variância unitária, para que isso ocorra é obrigatório existirem valores negativos e no caso de teores isto é impossível. Para chegar-se a uma distribuição gaussiana normal realiza-se a anamorfose gaussiana, como exposto no item 5.8, assim obtendo uma distribuição gaussiana normal ( $N[0,1]$ ).

## 5.8 Anamorfose Gaussiana

Segundo Watanabe (2003), a transformação gaussiana pode ser bastante simples, sendo realizada genericamente em três etapas:

1. Dispõem-se os dados em ordem crescente;
2. Comparam-se os valores de  $F(Z)$  aos valores de  $G(X)$  nos mesmos percentis.  $F(Z)$  é distribuição original dos dados e  $G(X)$  uma distribuição normal teórica ( $N[0,1]$ ).
3. Atribui-se um valor  $x$  contido em uma distribuição gaussiana normal ( $N[0,1]$ ) a cada percentil da distribuição original.

Segundo *Geovariance* (2000), a Anamorfose Gaussiana é uma função matemática que transforma a variável  $Y$  com uma distribuição gaussiana em uma nova variável  $Z$  com distribuição  $Z = \Phi(Y)$ . Esta função é escrita como uma expansão polinomial:



$$\Phi(Y) = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i H_i(Y)$$

Onde  $H_i(Y)$  é o Polinômio de Hermite.

Na prática, esta expansão polinomial é interrompida para uma dada ordem; onde a função  $\Phi$  em vez de ser estritamente crescente, mostra o máximo e mínimo de um intervalo de interesse. Esta função serve para suavizar a distribuição dos valores originais e garantir que não exista repetição de valores.

## 6. Geologia Regional

O depósito em estudo está situado ao sul de Minas Gerais no contexto geológico do cráton São Francisco. As unidades litoestratigráficas maiores aflorantes são: o Supergrupo Espinhaço de idade paleo/mesoproterozóica, o Supergrupo São Francisco de idade neoproterozóica, o Grupo Santa Fé de idade permo-carbonífera e os sedimentos cretácicos dos grupos Areado, Mata da Corda e Urucuia (Figura 6.1) a seguir. Estas unidades apresentam regimes tectônicos muito distintos e conferem à bacia o caráter poli-histórico, típico das suas congêneres intracratônicas (Alkmin & Martins-Neto, 2001).

O Supergrupo Espinhaço é composto por arenitos/meta-arenitos, pelitos/meta-pelitos e carbonatos, sendo resultado do preenchimento de ramos de um sistema ensialico de riftes, desenvolvido no período Estateriano, por volta de 1,75 Ga (Martins-Neto, 1998, 2000).

O Supergrupo São Francisco é composto pelos Grupos Macaúbas e Bambuí. O Grupo Macaúbas, unidade basal, é composto por diamictitos, arenitos e pelitos de origem glacio-continental em sua porção cratônica, com transições para depósitos glacio-marinhos nas faixas marginais (Martins-Neto & Alkmin, 2001).

A separação do Supergrupo Espinhaço e do Grupo Macaúbas ocorre por uma discordância angular. Além de um evento de glaciação (Sturniana), o Grupo Macaúbas registra um evento tafrogênico de expressão regional (Martins-Neto & Alkmin, 2001).

O Grupo Bambuí apresenta uma sucessão de rochas marinhas carbonáticas e pelíticas, que, nas bordas da bacia, passam a conglomerados e, no topo, a arenitos (Castro & Dardenne, 2000). É subdividido em quatro formações, Formação Lagoa do Jacaré constituída de calcários e siltitos, Formação Sete Lagoas constituída por calcários, dolomititos e pelitos, Formação Três Marias constituída por arcóseos e pelitos e Formação Jequitai constituída por tilitos e varvitos (Castro & Dardenne, 2000).



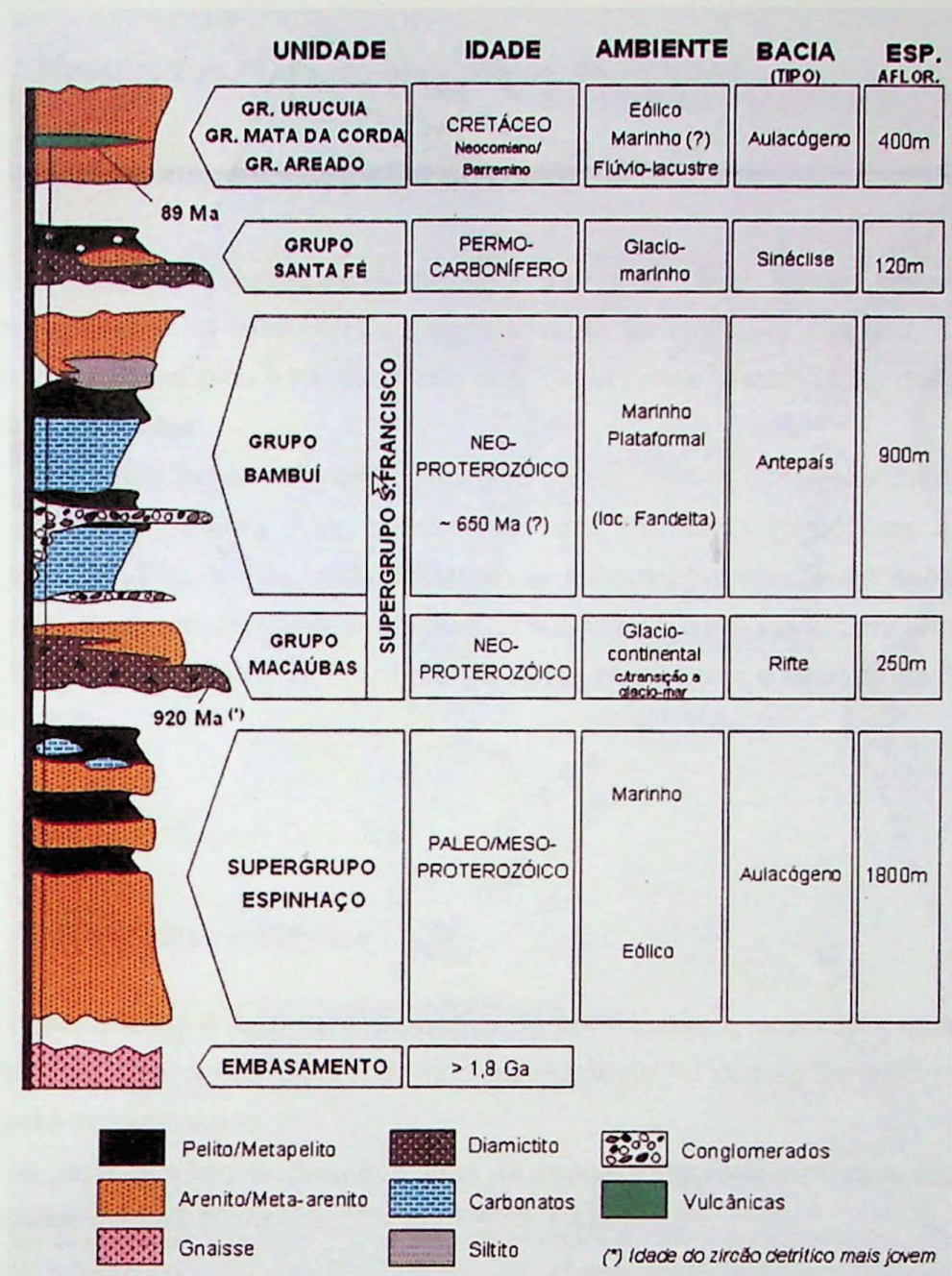


Figura 6.1 – Coluna estratigráfica simplificada da Bacia do São Francisco (extraída de Alkmin & Martins-Neto, 2001).

O Grupo Santa Fé (Sgarbi *et al.*, 2001) ocorre preenchendo paleovales escavados nas unidades de topo do Grupo Bambuí. É subdividida em duas formações: Formação Floresta que é constituída por folhelhos com seixos pingados que passaram a tilitos e arenitos, e Formação Tabuleiro constituído por arenitos com intercalações de pelitos.

Os Grupos Areado, Mata da Corda e Urucuaia são constituídos por conglomerados e arenitos na base, pelitos e carbonatos na porção intermediária e arenitos no topo.

O depósito em estudo corresponde a um conjunto de lentes de rochas carbonáticas, NW-SE, com até 1 km de largura. A direção das camadas é de N70°E aproximadamente e mergulho variando entre 10° a subhorizontal. Gnaisses e granitos representam o embasamento na região.



## 7. Resultados / Desenvolvimentos esperados

### 7.1 Modelagem Litológica do Depósito

O modelo litológico tridimensional do alvo teve como objetivo representar geometricamente a distribuição dos diversos litotipos de calcário identificados no mapeamento geológico e na descrição dos testemunhos, assim como definir os limites do pacote carbonático.

Para a confecção do modelo litológico utilizaram-se as informações de: topografia da área da jazida (Figura 7.1); interpretação das estruturas geológicas a partir de foto interpretação (Figura 7.2), onde destacam-se falhamentos que foram confirmados após a execução da descrição dos testemunhos de sondagem; e por fim a campanha de sondagem com informações litológicas dos furos de sonda executados e descrições dos testemunhos (Figura 7.3).

### 7.2 Modelagem Química

#### 7.2.1 Análise estatística

Esta análise é feita com o objetivo de caracterizar e descrever estatisticamente as distribuições dos dados para o melhor entendimento do comportamento das variáveis de interesse no depósito.

A partir das informações dos furos de sonda, foi gerado o modelo digital da interface solo/calcário e calcário/embasamento (Figura 7.4).

##### 7.2.1.1 Estatística descritiva das variáveis originais

A Tabela 7.1 resume as estatísticas dos óxidos principais, calculadas para os dados.

Tabela 7.1. Dados estatísticos dos principais óxidos totalizando 886 amostras.

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Variância	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação	Curtose
AL <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1,72	21,41	4,38	3,45	12,07	3,47	0,79	12,25
CAO	25,69	51,32	42,78	43,06	14,74	3,84	0,09	4,54
FE <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	1,06	9,27	2,32	1,79	3,2	1,79	0,77	9,02
MGO	1,04	5,59	1,56	1,35	0,5	0,71	0,45	17,15
SiO <sub>2</sub>	5,15	64,39	19,21	16,56	144,43	12,02	0,63	9,68

Observando a Tabela 7.1, nota-se que a média da SiO<sub>2</sub> é bastante elevada (19,21%), indicando a ocorrência de calcários impuros a margas, e a baixa média de MgO o indica a ausência de calcário magnesiano no depósito.



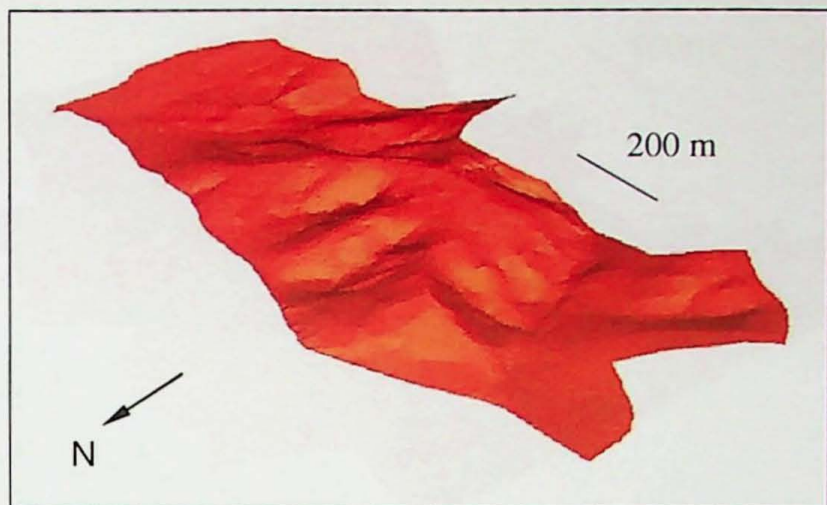


Figura 7.1. Modelo digital do terreno do alvo.

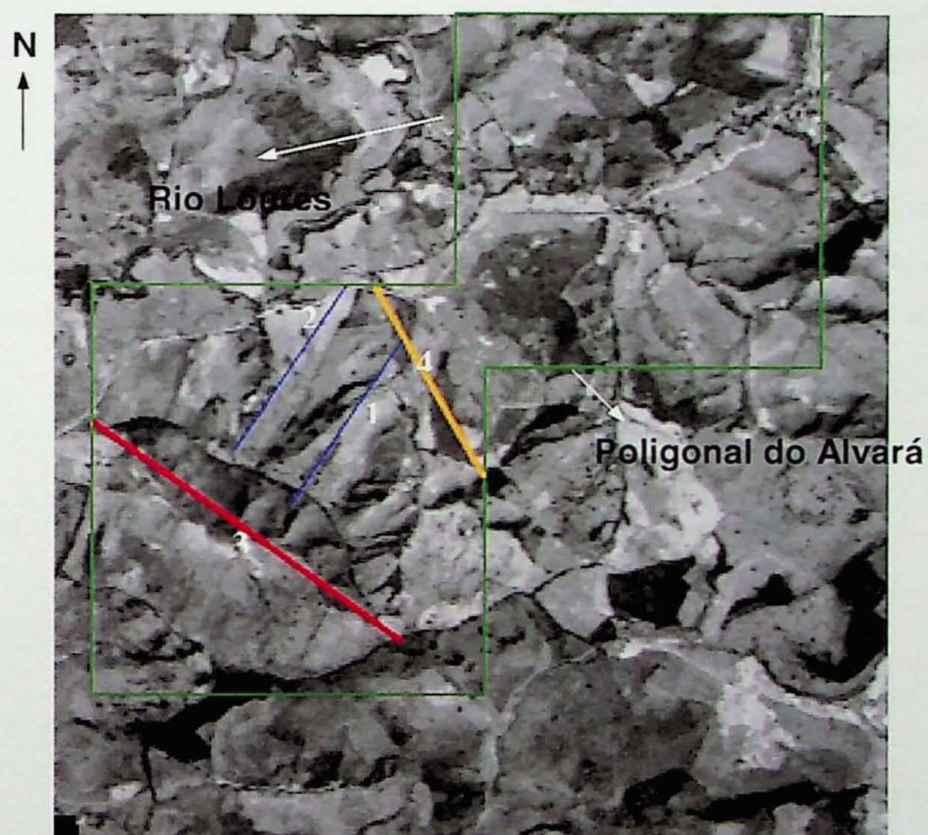


Figura 7.2. Fotointerpretação da área da jazida, sem escala.

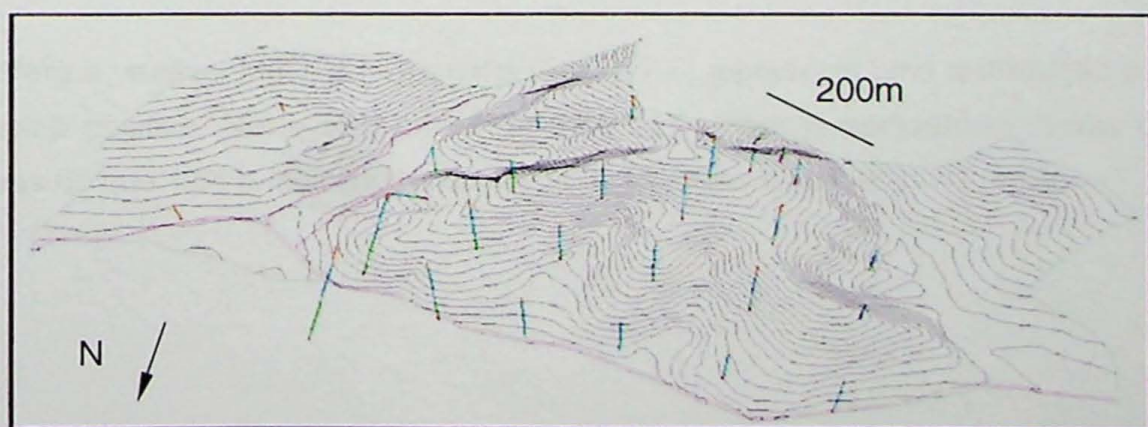


Figura 7.3: Localização dos furos com informações litológicas do depósito.



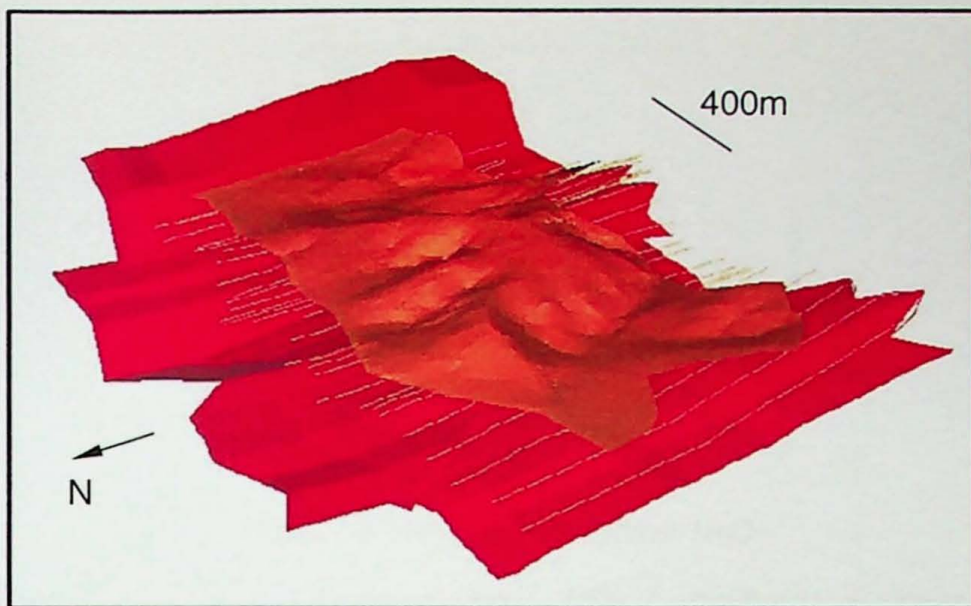


Figura 7.4. DTM da área da jazida (em marrom), linhas da interface solo/calcário (linhas em amarelo) e modelo digital da interface calcário/embasamento (em vermelho).

Os histogramas para as variáveis de maior interesse ( $\text{CaO}$ ,  $\text{MgO}$ ,  $\text{SiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$  e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ) foram obtidos a partir dos resultados das 886 análises químicas dos intervalos amostrados.

O histograma (Figura 7.5) da variável  $\text{CaO}$  mostra uma distribuição com assimetria negativa; típico de rochas carbonáticas, onde o teor de  $\text{CaO}$  máximo é igual a 51,32%.

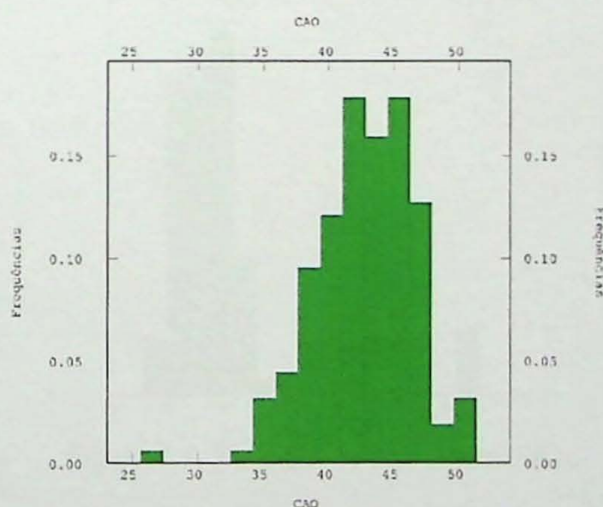


Figura 7.5. Histograma da variável  $\text{CaO}$ .

Para a variável  $\text{MgO}$ , o histograma (Figura 7.6) representa uma distribuição com forte assimetria positiva. Neste caso, mais de 95% das amostras apresentam teores de  $\text{MgO}$  menores do que 1,56% indicando a ausência de calcários dolomíticos na região.



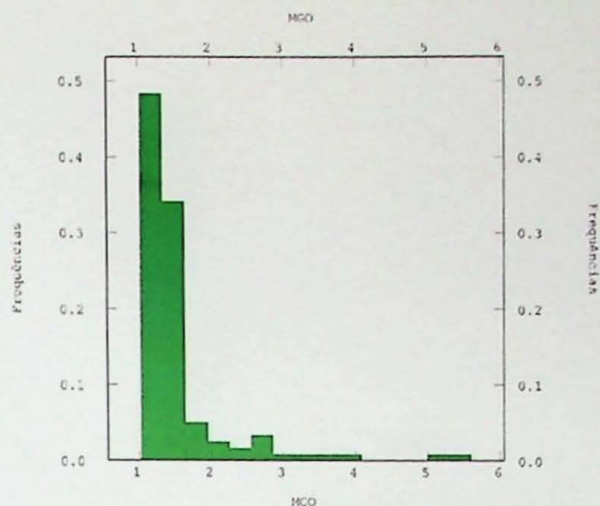


Figura 7.6. Histograma da variável MgO.

No histograma (Figura 7.7) da variável  $\text{SiO}_2$  a assimetria é positiva e pode-se identificar duas populações: a primeira correspondendo aos calcários com maior pureza, isto é com menor concentração de argilominerais, e conseqüentemente menos 8,5% de  $\text{SiO}_2$ , a segunda correspondendo a população dos calcários impuros a margas, pois tem os teores de  $\text{SiO}_2$  maiores.

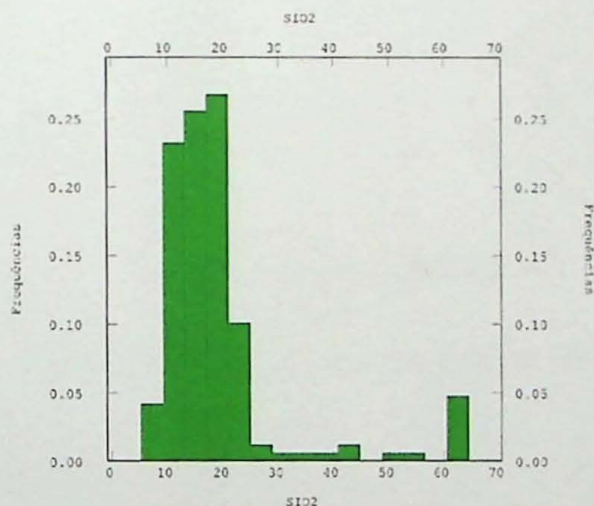


Figura 7.7. Histograma da variável  $\text{SiO}_2$ .

A distribuição da variável  $\text{Al}_2\text{O}_3$  (Figura 7.8) é assimétrica positiva. É possível observar que a grande maioria das amostras apresenta teores baixos de óxido de alumínio, correspondendo aos calcários mais puros, entretanto existem amostras que apresentam teores superiores a 5% de  $\text{Al}_2\text{O}_3$  indicando a ocorrência de uma grande quantidade de argilominerais no calcário.



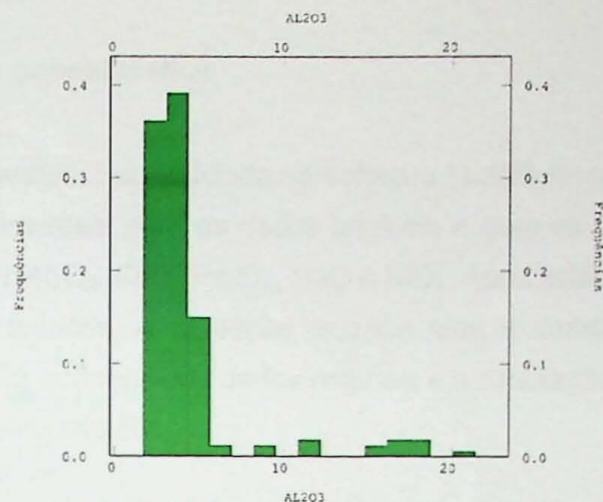


Figura 7.8. Histograma da variável  $\text{Al}_2\text{O}_3$ .

O histograma para a variável  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  (Figura 7.9) parece apresentar duas populações representando os calcários impuros com teores de  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  mais altos, acima de 5%, e calcários mais puros, apresentando teores de  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  baixos entre 1% e 3%.

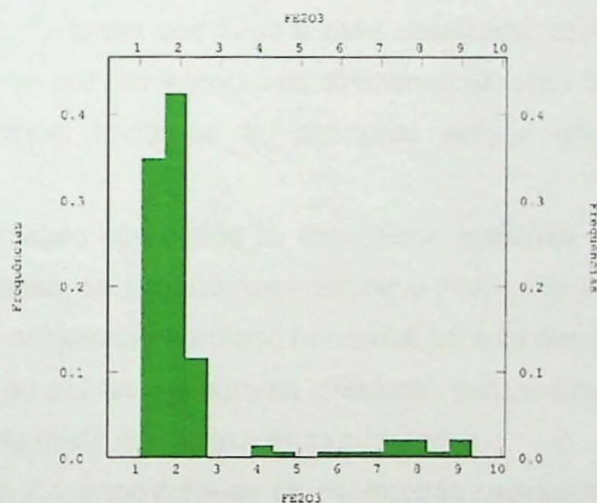


Figura 7.9. Histograma para a variável  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ .

### 7.2.1.2 Anamorfose Gaussiana

A anamorfose gaussiana foi realizada no *Isatis®* e foi calculada pelo método de inversão por interpolação linear. As estatísticas destes dados podem ser observadas na Tabela 7.2.

A Tabela 7.2. Estatísticas dos principais óxidos transformados pela anamorfose gaussiana.

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Variância	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação
AL2O3	-1,84	2,42	0,04	0,37	0,99	0,99	27,99
CAO	-3,07	2,6	0	-0,01	1	1	0
FE2O3	-1,7	2,14	0,2	1,4	0,72	0,85	4,16
MGO	-3,21	2,58	0	0,1	0,99	0,99	237,38
SIO2	-3,42	2,13	0,03	0,31	1,02	1,01	38,54



## 7.2.2 Análise geoestatística

Na análise geoestatística realizada no software *Isatis*® foram realizados os cálculos de variogramas experimentais para os dados originais e para os dados transformados, os óxidos utilizados foram:  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{MgO}$  e  $\text{SiO}_2$ . Após estes cálculos foram feitos os ajustes dos modelos teóricos, a validação cruzada com a definição dos parâmetros de vizinhança e a krigagem ordinária dos dados originais e a simulação estocástica por bandas rotativas dos dados transformados.

### 7.2.2.1 Cálculo de variograma e ajuste do modelo teórico

Como a distância entre furos não foi suficiente para caracterizar plenamente o fenômeno espacial estudado, e conseqüentemente, definir com precisão a anisotropia no plano horizontal optou-se por calcular um variograma omnidirecional. Porém como a amostragem realizada ao longo dos furos é mais detalhada, com distâncias menores, na direção vertical optou-se por um variograma direcional, (direção  $0^\circ/90^\circ$ ). Comparando-se o variograma omnidirecional horizontal ao direcional vertical observa-se a presença de anisotropia mista.

Após a transformação dos dados foi novamente realizado o cálculo de variogramas experimentais, neste caso, foi possível caracterizar o fenômeno espacial, por conseguinte, definiu-se os eixos de anisotropia no plano horizontal para as direções de  $N0^\circ$  e  $N90^\circ$ . Para o plano vertical optou-se por um variograma direcional, para a direção  $0^\circ/90^\circ$ . Observa-se a presença de anisotropia mista nos variogramas calculados.

Na Tabela 7.3 e 7.4 encontram-se os parâmetros usados no cálculo do variograma experimental dos dados originais e dados transformados.

Tabela 7.3. Parâmetros de Cálculo de variograma experimental dos dados originais.

Direção	Mergulho	Passo	Nº de passos	Tolerância Angular	Tolerância do Passo
$0^\circ$	$0^\circ$	250	5	$90^\circ$	50%
D- $90^\circ$	$90^\circ$	15	11	$22,5^\circ$	50%

Tabela 7.4. Parâmetros de Cálculo de variograma experimental dos dados transformados.

Direção	Mergulho	Passo	Nº de passos	Tolerância Angular	Tolerância do Passo
$0^\circ$	$0^\circ$	250	5	$45^\circ$	50%
$90^\circ$	$0^\circ$	250	5	$45^\circ$	50%
D- $90^\circ$	$90^\circ$	15	11	$22,5^\circ$	50%



Os variogramas experimentais e seus ajustes são apresentados nas Figuras 7.10 para o  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ; Figura 7.11 para o  $\text{CaO}$ ; Figura 7.12 para o  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ; Figura 7.13 para o  $\text{MgO}$ ; e por fim, o  $\text{SiO}_2$  na figura 7.14.

As características dos modelos são apresentados nas Tabelas 7.5 ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ); 7.6 ( $\text{CaO}$ ); 7.7 ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ); 7.8 ( $\text{MgO}$ ) e 7.9 ( $\text{SiO}_2$ ).

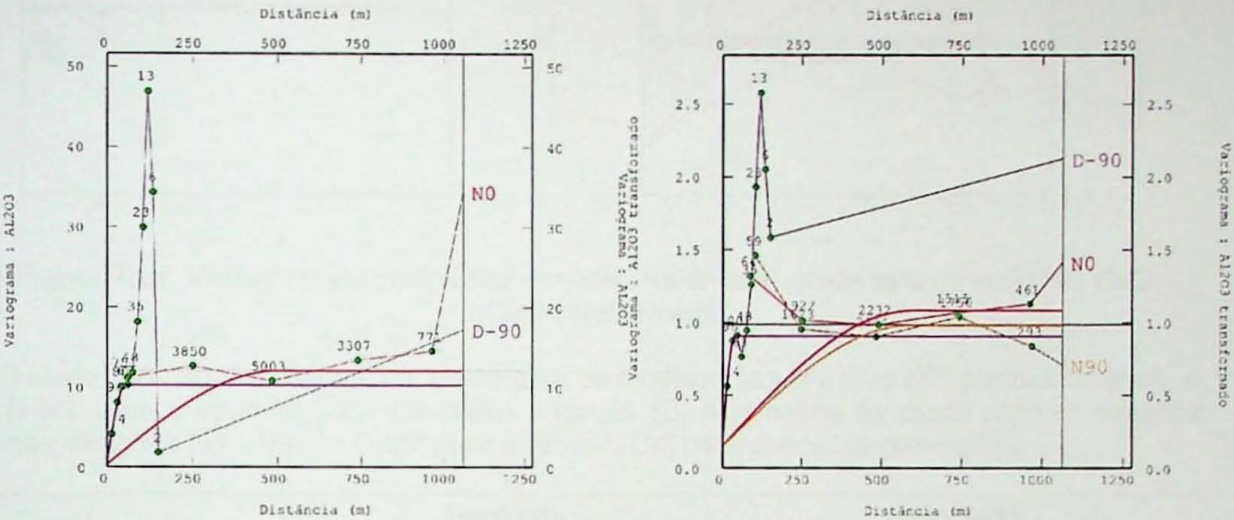


Figura 7.10. Variograma experimental e modelo esférico ajustado para as variáveis  $\text{Al}_2\text{O}_3$  e  $\text{Al}_2\text{O}_3$  transformada.

Tabela 7.5. (A) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções  $\text{N}0^\circ$  (omnidirecional) e  $\text{D}-90^\circ$  para a variável  $\text{Al}_2\text{O}_3$  dos dados originais. (B) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções  $\text{N}0^\circ$ ,  $\text{N}90^\circ$  e  $\text{D}-90^\circ$  para a variável  $\text{Al}_2\text{O}_3$  dos dados transformados.

(A)					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.3
Estrutura 1	Esférico	400	400	28	0.5
Estrutura 2	Esférico	500	500	1,00E+30	11.25
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	56	9.4
(B)					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.15
Estrutura 1	Esférico	500	500	29	0.1
Estrutura 2	Esférico	600	600		0.735
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	40	0.66
Estrutura 4	Esférico	1,00E+30	600	1,00E+30	0.1



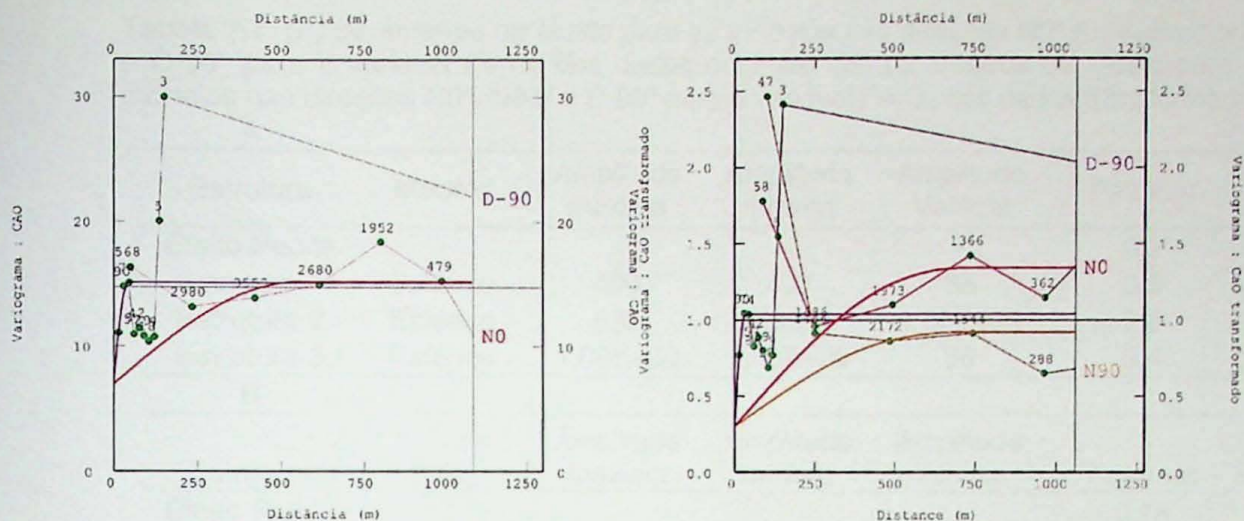


Figura 7.11. Variograma experimental e modelo esférico ajustado para as variáveis CaO e CaO transformada.

Tabela 7.6. (A) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0° (omnidirecional) e D-90° para a variável CaO dos dados originais. (B) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0°, N90° e D-90° para a variável CaO dos dados transformados.

(A)					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	7
Estrutura 1	Esférico	400	400	23	0.5
Estrutura 2	Esférico	550	550	1,00E+30	7.7
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	43	7.6
(B)					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.3
Estrutura 1	Esférico	500	500	29	0.2
Estrutura 2	Esférico	700	700		0.42
Estrutura 3	Esférico		700		0.42
Estrutura 4	Esférico			36	0.54

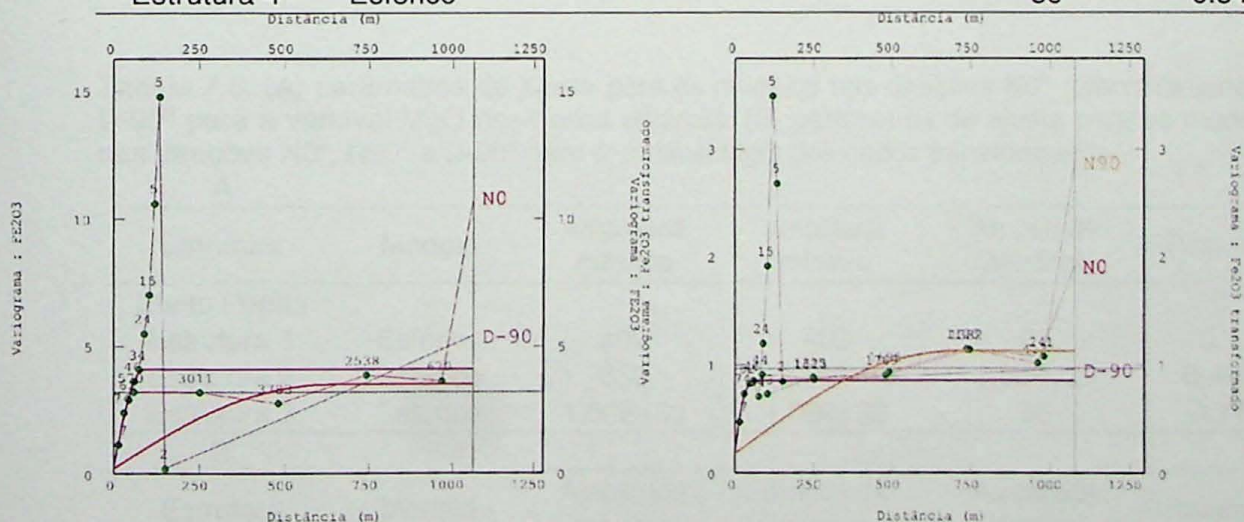


Figura 7.12. Variograma experimental e modelo esférico ajustado para as variáveis  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  transformada.



Tabela 7.7. (A) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0° (omnidirecional) e D-90° para a variável Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> dos dados originais. (B) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0°, N90° e D-90° para a variável Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> dos dados transformados.

A					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.2
Estrutura 1	Esférico	400	400	88	0.5
Estrutura 2	Esférico	630	630	1,00E+30	2.8
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	86	3.4
B					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.18
Estrutura 1	Esférico	500	500	29	0.2
Estrutura 2	Esférico	715	715		0.75
Estrutura 3	Esférico			59	0.48

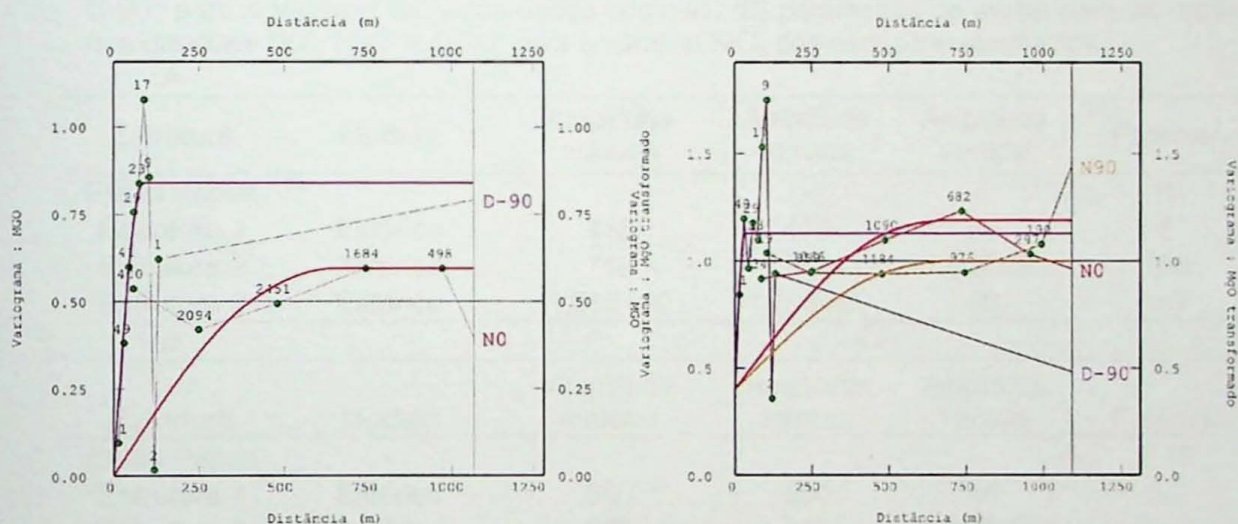


Figura 7.13. Variograma experimental e modelo esférico ajustado para as variáveis MgO e MgO transformada.

Tabela 7.8. (A) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0° (omnidirecional) e D-90° para a variável MgO dos dados originais. (B) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções N0°, N90° e D-90° para a variável MgO dos dados transformados.

A					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0
Estrutura 1	Esférico	400	400	95	0.1
Estrutura 2	Esférico	650	650	1,00E+30	0.495
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	86	0.74
B					
Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.4
Estrutura 1	Esférico	500	500	29	0.2
Estrutura 2	Esférico	710	710	1,00E+30	0.4
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	600	1,00E+30	0.19
Estrutura 4	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	35	0.53



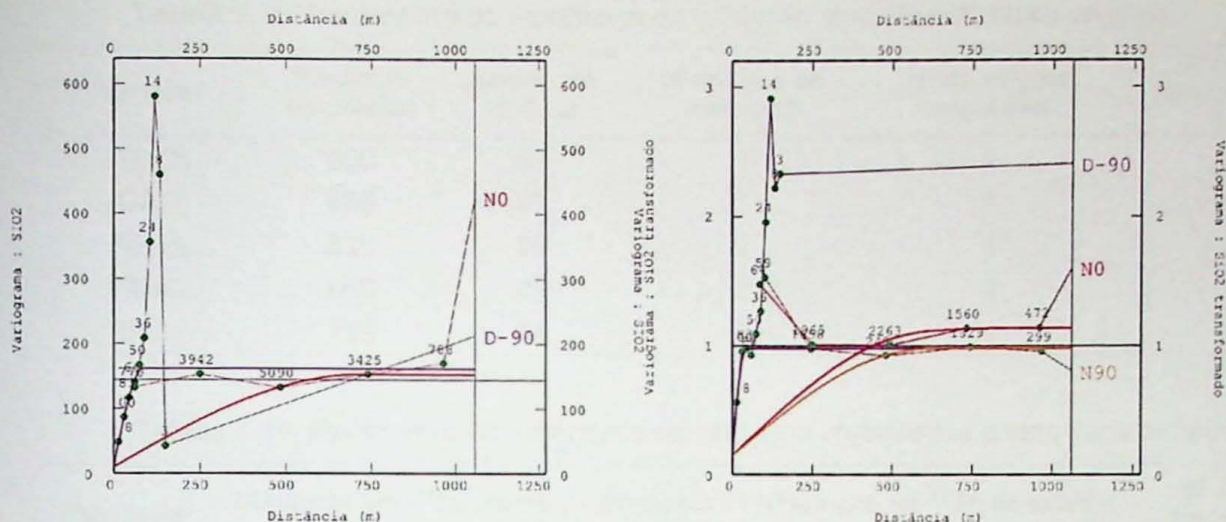


Figura 7.14. Variograma experimental e modelo esférico ajustado para as variáveis  $\text{SiO}_2$  e  $\text{SiO}_2$  transformada.

Tabela 7.9. (A) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções  $\text{N}0^\circ$  (omnidirecional) e  $\text{D}-90^\circ$  para a variável  $\text{SiO}_2$  dos dados originais. (B) parâmetros de ajuste para os modelos nas direções  $\text{N}0^\circ$ ,  $\text{N}90^\circ$  e  $\text{D}-90^\circ$  para a variável  $\text{SiO}_2$  dos dados transformados.

A

Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	10
Estrutura 1	Esférico	416	416	63	5
Estrutura 2	Esférico	719	719	1,00E+30	138
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	88	147

B

Estrutura	Modelo	Amplitude máxima	Amplitude mínima	Amplitude Vertical	Patamar
Efeito Pepita	-	-	-	-	0.15
Estrutura 1	Esférico	500	500	46	0.2
Estrutura 2	Esférico	638	638	1,00E+30	0.63
Estrutura 3	Esférico	1,00E+30	1,00E+30	42	0.63
Estrutura 4	Esférico	1,00E+30	900	1,00E+30	0.156

### 7.2.2.2 Estimativa e simulação

A estimativa levou em consideração o domínio em estudo, no qual foi gerado um modelo de blocos 3D, com blocos de dimensões de 125x125 metros, metade do passo do variograma e altura de 15 metros, neste modelo de blocos foi calculada a estimativa por krigagem e simulação estocástica com parâmetros de vizinhanças descritos nas Tabelas 7.10 e 7.11 para posterior comparação. A simulação foi calculada com 100 bandas rotativas e foram realizadas 100 simulações.



Tabela 7.10. Parâmetros de vizinhança da validação cruzada dos dados originais.

Variável	Distância Horizontal	Amplitude vertical	Nº mínimo de amostras	Nº de setores angulares	Nº ideal de amostras por setor
AL <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	600	58	2	4	4
CAO	550	43	2	4	4
FE <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	630	88	2	4	4
MGO	650	95	2	4	4
SIO <sub>2</sub>	719	88	2	4	4

Tabela 7.11. Parâmetros de vizinhança da validação cruzada dos dados transformados.

Variável	Distância em N90º	Distância em N0º	Distância vertical	Nº mínimo de amostras	Nº de setores angulares	Nº ideal de amostras por setor
AL <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	600	600	40	2	4	4
CAO	700	700	36	2	4	4
FE <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	715	715	59	2	4	4
MGO	710	710	35	2	4	4
SIO <sub>2</sub>	638	900	46	2	4	4

Nas Tabelas 7.12 e 7.13 encontram-se as estatísticas das estimativas realizadas por krigagem ordinária e por simulação estocástica:

Tabela 7.12, Estatísticas dos principais óxidos estimados pelo método da krigagem ordinária.

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Variância	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação
AL <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	8.83	19.83	14.70	14.33	9.04	3.01	0.20
CAO	37.02	43.91	40.66	40.89	3.93	1.98	0.05
FE <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	4.31	9.62	7.15	7.30	1.66	1.29	0.18
MGO	1.06	2.00	1.56	1.55	0.05	0.23	0.15
SIO <sub>2</sub>	20.69	60.56	48.68	49.53	84.87	9.21	0.19

Tabela 7.13, Estatísticas dos principais óxidos estimados pelo método de simulação estocástica por bandas rotativas.

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Variância	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação
AL <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	4.53	15.06	10.78	11.22	7.62	2.76	0.26
CAO	36.89	45.02	40.84	41.00	4.90	2.21	0.05
FE <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	4.05	7.09	5.65	5.63	0.44	0.66	0.12
MGO	1.38	2.14	1.77	1.76	0.04	0.20	0.11
SIO <sub>2</sub>	16.42	51.93	39.73	42.54	67.93	8.24	0.21

Figuras 7.11 e 7.12 apresentam os mapas em perspectiva 3D para as variáveis CaO e SIO<sub>2</sub>.



Observa-se que existe uma diferença significativa nos resultados dos teores estimados por cada método, esta diferença de valores apresentados se deve as características intrínsecas aos métodos.

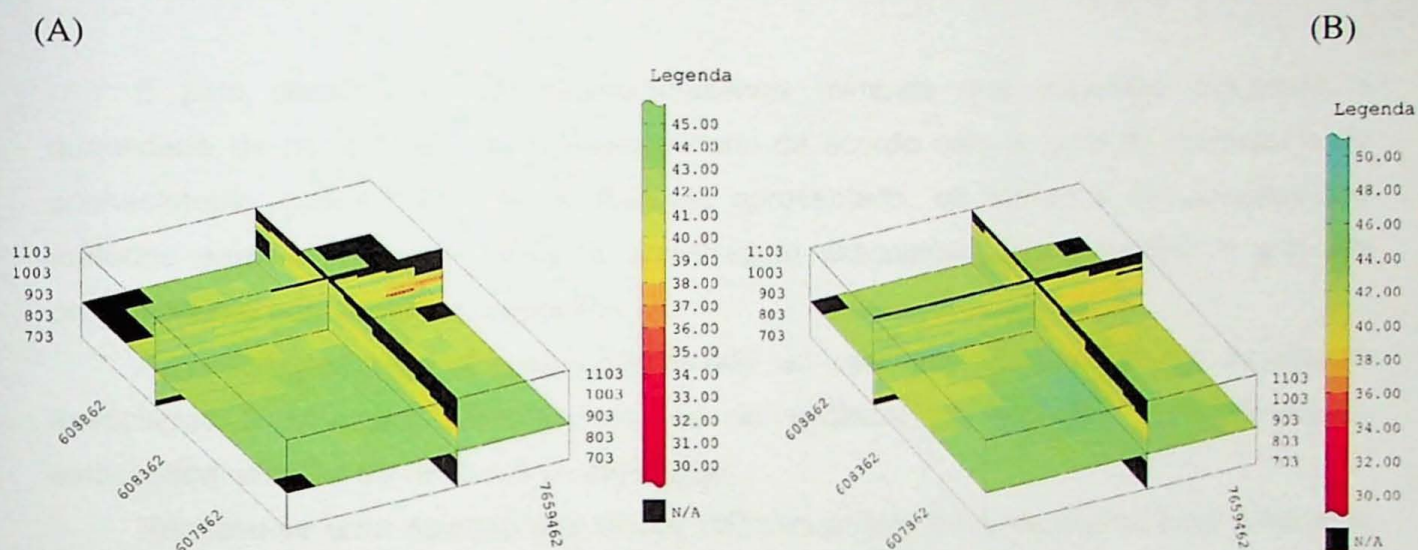


Figura 7.11. Mapa em perspectiva 3D para a variável CaO (A) estimado por krigagem ordinária e (B) estimado por simulação estocástica por bandas rotativas.

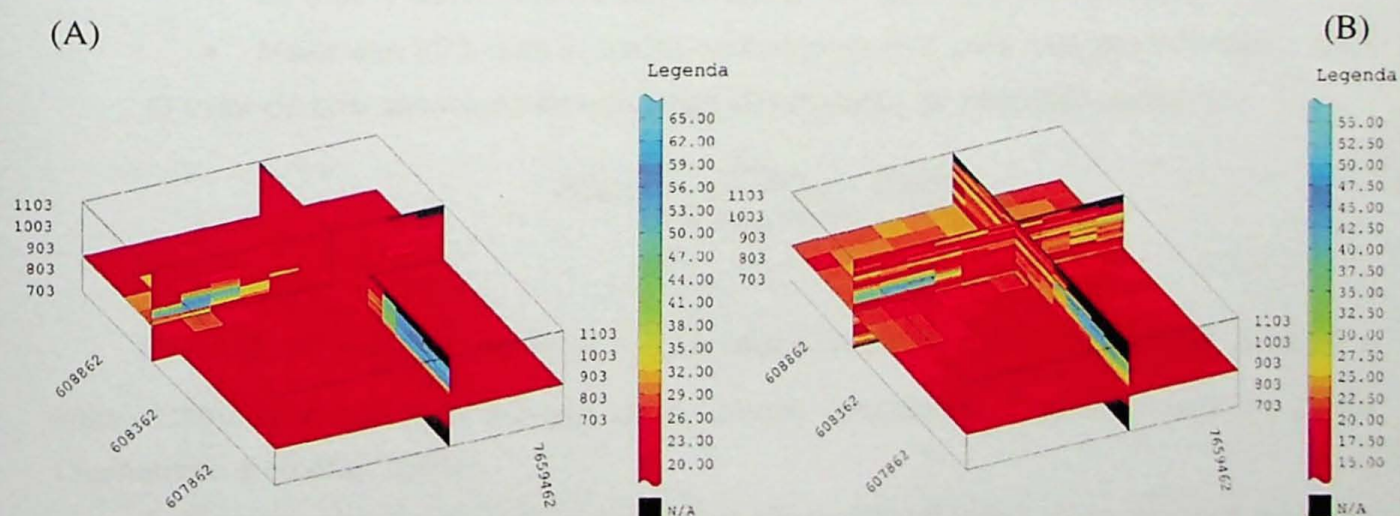


Figura 7.12. Mapa em perspectiva 3D para a variável SiO<sub>2</sub> (A) estimado por krigagem ordinária e (B) estimado por simulação estocástica por bandas rotativas.

Os calcários de alto teor de CaO se concentram na porção noroeste do depósito, enquanto os calcários com baixos teores de CaO e altos de Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> e MgO encontram-se a sudeste e em cotas mais altas, conforme pode-se observar nas figuras A1, A2 e A3 em anexo.



As variáveis  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  e  $\text{MgO}$  apresentaram pequena variabilidade ao longo do depósito, ocorrendo com teores mais elevados apenas porção sudeste, onde estão os calcários impuros e as margas.

Após as estimativas e simulação, foi realizado o cálculo de recursos do depósito.

## 8. Avaliação e Classificação de Recursos/Reservas Minerais

É pela classificação de recursos/reservas minerais que podemos expressar a quantidade de minério de um depósito mineral de acordo com o grau de precisão e do conhecimento que se tem. A variabilidade apresentada, os métodos de pesquisa, os métodos analíticos e a precisão da amostragem associam-se para conferir o grau de conhecimento que se tem do depósito.

A classificação do depósito em estudo foi realizada com base nas incertezas associadas à krigagem ordinária, através da variância de krigagem, e à simulação estocástica, através da variância de simulação

Realizou-se uma seleção dos blocos estimados com erros de estimativas propostos pelo Código de Mineração Brasileiro (DNPM, 1987), que por meio da Portaria nº 03 de 24/10/90 definir:

- 0 a 20%, com índice de confiança de 95%, para recursos medidos;
- 20 a 50% com índice de confiança de 95% para recursos indicados;
- Maior que 50% com índice de confiança de 95% para recursos inferidos.

O valor do erro associado às incertezas dos métodos foi calculado conforme:

$$ERRO = \frac{S.t_{gl,nc}}{Z^*(x_0)\sqrt{nsb}} \cdot 100(\%)$$

Onde,  $S$  é o valor da variância,  $t_{gl,nc}$  é valor  $t$  crítico da Tabela de *student*,  $Z^*(x_0)$  é o valor estimado e  $nsb$  é o número de subblocos considerados na estimativa do bloco (Yamamoto & Rocha, 2001).

A diferença observada entre o número de blocos classificados como recursos medidos (Tabela 8.1), para  $\text{CaO}$ , quando comparado com os demais óxidos deve-se à homogeneidade do  $\text{CaO}$ .



Tabela 8.1. Número de blocos estimados como recursos medido, indicado e inferido.

Variância utilizada no cálculo do erro	Variável	Recurso medido	Recurso indicado	Recurso inferido
Variância de Krigagem ( $\delta_{KO}$ )	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	29	371	2508
	CaO	1065	1421	0
	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	39	470	2771
	MgO	50	1026	2128
	SiO <sub>2</sub>	71	813	2658
Variância de Simulação Estocástica ( $\delta_{SE}$ )	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	31	527	2100
	CaO	1082	1783	0
	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	69	483	2686
	MgO	210	1650	1348
	SiO <sub>2</sub>	19	865	2281

O cálculo de recursos foi realizado através da aplicação da função  $R = V \times D \times T$ , onde R é o recurso a ser calculado, V é o volume de cada bloco estimado, D é a densidade média da rocha e T é o teor estimado para cada bloco.

A densidade aparente das rochas foi determinada através da média das densidades medidas em 30 amostras tomadas aleatoriamente. Esta densidade é de 2,60 ton/m<sup>3</sup>, o volume de cada bloco é de 234.375 m<sup>3</sup>.

Após a classificação, realizou-se a análise estatística dos parâmetros adotados pela indústria de cimento, que são: fator de saturação em cal, módulo da sílica e módulo do alumínio expostos na Tabela 8.2 a seguir:

Tabela 8.2. Parâmetros adotados pela indústria do cimento.

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Variância	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação
FSC KO	20,14	309,94	84,7	81,64	1153,79	33,97	0,4
FSC TB	24,97	175,57	74,2	71,59	568,72	23,85	0,32
MA KO	0,41	9,24	2,05	2,02	0,65	0,81	0,4
MA TB	0,5	3,72	1,98	1,99	0,14	0,38	0,19
MS KO	0,44	11,43	3,1	3,07	0,5	0,71	0,23
MS TB	1,29	5,47	2,93	2,89	0,21	0,46	0,16

Onde FSC KO é fator de saturação para krigagem ordinária; FSC TB é o fator de saturação para simulação estocástica; MA KO é o módulo do alumínio para krigagem ordinária; MA TB é o módulo do alumínio para simulação estocástica; MS KO é o módulo da sílica para krigagem ordinária e MS TB é o módulo da sílica para simulação estocástica.

Com base no fator de saturação em cálcio classificou-se o minério como:

- Calcário de baixo teor = FSC <80;
- Calcário de teor intermediário = 80 <FSC>120;
- Calcário de alto teor = FSC>120.



Definida esta classificação os volumes para cada classe foram calculados, os resultados podem ser observados na Tabela 8.3:

8.3 Resultados do cálculo de recursos para o depósito em estudo.

Método	Tipo	Volume ( t )	Teores Médios				
			CaO	Al2O3	Fe2O3	MgO	SiO2
Krigagem ordinária	FSC > 120	63.128.344,95	45,63	2,4	1,22	1,56	10,37
	80 < FSC > 120	107.099.194,68	43,50	3,23	1,61	1,56	14,81
	FSC < 80	111.583.914,51	42,17	5,67	3,06	1,56	25,46
	Recurso Total	281.811.454,14					
Simulação estocástica por bandas rotativas	FSC > 120	29.346.829,69	45,86	2,59	1,54	1,54	11,09
	80 < FSC > 120	138.780.890,63	44,22	3,35	1,85	1,50	14,90
	FSC < 80	115.701.909,38	42,57	4,81	2,65	1,49	22,17
	Recurso Total	283.829.629,70					

## 9. Conclusão

Teoricamente a média das simulações deve ser equivalente aos teores médios apresentados por krigagem ordinária, entretanto observa-se que há uma diferença entre os resultados estatísticos apresentados. O teor médio de CaO para krigagem ordinária é de 40,63% e para simulação é 40,86%, ou seja, há uma diferença de apenas 0,23%, que não é significativa.

A estimativa de teores realizada por krigagem ordinária apresentou resultados superiores aos apresentados por simulação estocástica. Devido a esta diferença, pode-se observar que os resultados do cálculo de recursos baseados nos teores estimados por krigagem ordinária apresentaram recursos de calcário de alto teor significativamente superiores aos calculados em cima dos teores estimados por simulação estocástica.

O número de blocos expressivamente maior obtido como recurso medido na variável CaO é consequência da homogeneidade desta variável que apresenta distribuição assimétrica negativa e consequentemente resultará em incertezas relativamente menores.



## 10. Bibliografia

- Alkmim F.F., Martins Neto M.A. 2001. A Bacia Intracratônica do São Francisco: Arcabouço Estrutural e Cenários Evolutivos. *In*: C.P. Pinto, M.A. Martins Neto (eds). *Bacia do São Francisco: Geologia e Recursos Naturais*. SBG MG, Belo Horizonte, p. 9-30.
- AusIMM (Australian Institute of Mining and Metallurgy). 2004. Australasian Code for reporting exploration results, mineral resources and ore reserves - The JORC Code 2004 Edition. 31p. Disponível em [www.jorc.org](http://www.jorc.org).
- Bauer, L.A.F. 1994. Materiais de construção; vol.1; Ed. Ltc; São Paulo; 159p
- Castro P.T.A., Dardenne M.A. 2000. *The sedimentology, stratigraphy and tectonic context of the São Francisco Supergroup at the southeast boundary of the São Francisco Craton, Brazil*. *Rev. Bras. Geoc.* **30**: 439-441.
- Deutsch C. V.; Journel, A. G. 1998. *GSLIB – Geostatistical software library and user's guide*. 1 ed. New York, Oxford University Press. 340 p.
- Geovariance & Ecole des Mines de Paris. 2000. Isatis Software Manual. Paris, Geocariance. 585 p.
- Goovaerts, P. 1998. *Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives*. University of Michigan, An Arbor, Michigan USA. 45p.
- Landim, P. M. B. 2003. Análise estatística de dados geológicos. 2ª ed. Rev. e ampl. – São Paulo: Editora UNESP, 2003.
- Matheron, G., 1973. *Intrinsic random functions and their applications: advances in Applied Probability, No. 5, p. 439-468*.
- Martins Neto M.A. 1998. O Supergupo Espinhaço em Minas Gerais: Registro de uma bacia rifte-sag do Paleo/Mesoproterozóico. *Rev. Bras. Geoc.*, **28**:151-168.
- Martins Neto M.A. 2000. *Tectonics and sedimentation in a Paleo/Mesoproterozoic rift-sag basin (Espinhaço basin, southeastern Brazil)*. *Precambrian Res.*, **103**:147-173.
- Martins Neto M.A., Alkmim F.F. 2001. Estratigrafia e Evolução Tectônica das Bacias Neoproterozóicas do Paleocontinente São Francisco e suas Margens: Registro da Quebra de Rodínia e Colagem de Gondwana. *In*: C.P. Pinto, M.A. Martins-Neto (eds). *Bacia do São Francisco: Geologia e Recursos Naturais*. SBG MG, Belo Horizonte, p. 31-54.
- Montanheiro, T.J. 1999. Prospecção e caracterização de pozolanas na Bacia do Paraná, Estado de São Paulo. Tese de Doutorado. Instituto de Geociências, USP, São Paulo, SP. 226 p.
- Olea, R.A. 1999. *Geostatistics for engineers and earth scientists*. Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 1st Ed., 303 p.
- Sgarbi G.N.C., Sgarbi P.B.A., Campos J.E.G., Dardenne M.A., Penha U.C. 2001. Bacia



- Sanfranciscana: O registro fanerozóico da Bacia do São Francisco. *In*: C.P. Pinto, M.A. Martins-Neto (eds). *Bacia do São Francisco: Geologia e Recursos Naturais*. SBG MG, Belo Horizonte, p. 93-138.
- Srivastava *in* Yarus M.L., Chambers R.L. 1994. *Stochastic Modeling and Geostatistics, Principles, Methods, and Case Studies*. Tulsa, Oklahoma, USA: AAPG.: 3- 16, p-379.
- Yamamoto, J. K. 2001. Avaliação e classificação de reservas minerais. 1º ed., São Paulo, SP. Ed. Edusp.
- Wackernagel H.1995. *Multivariate Geostatistics*. Berlin. Germany. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 256p.
- Watanabe, J. 2003. Implementação do algoritmo de simulação estocástica pelo método de bandas rotativas em delphi. Trabalho de Formatura. Instituto de Geociências, USP, São Paulo, SP. 34 p.

#### **SITES CONSULTADOS NA WEB**

Associação Brasileira de Cimento Portland (ABCP)

– [www.abcp.com.br](http://www.abcp.com.br)

Departamento Nacional da Produção Mineral (DNPM)

– [www.dnpm.gov.br](http://www.dnpm.gov.br)

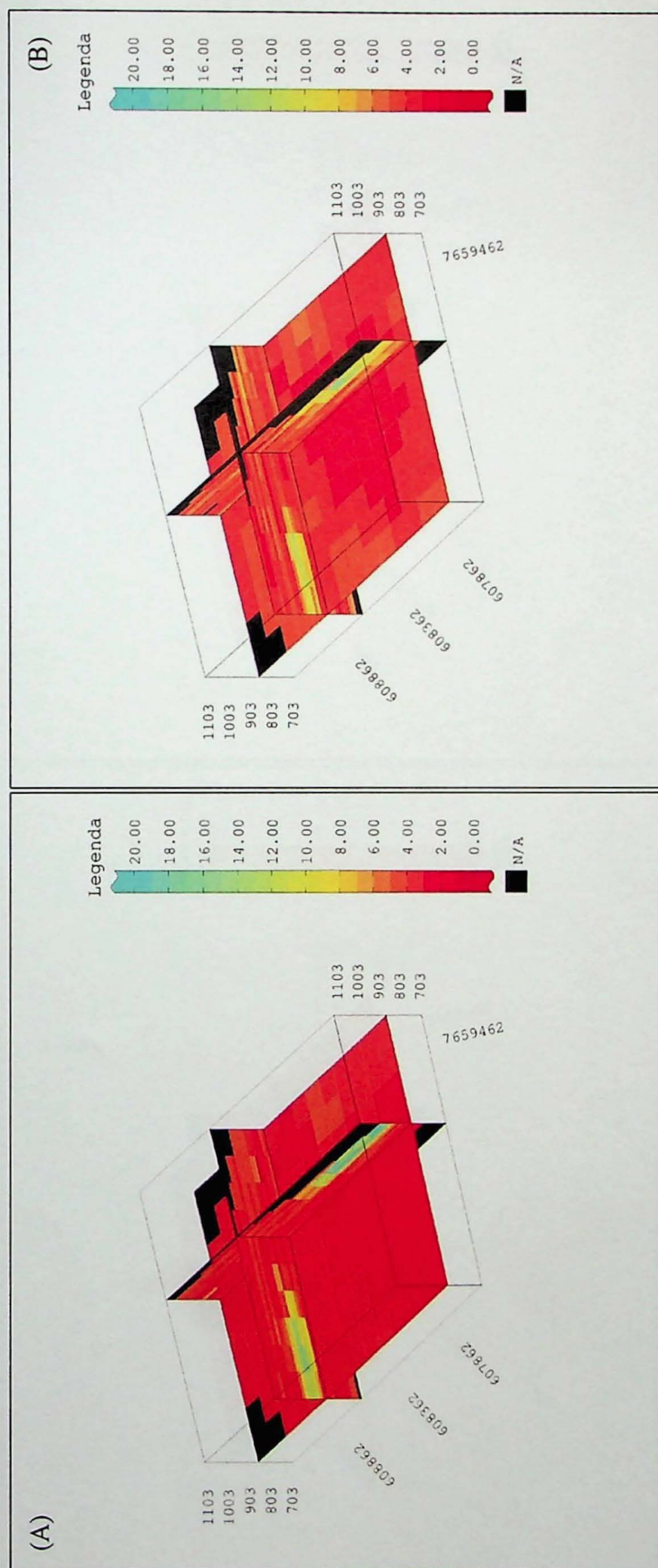
Votorantim Cimentos

– [www.votorantimcimentos.com.br](http://www.votorantimcimentos.com.br)



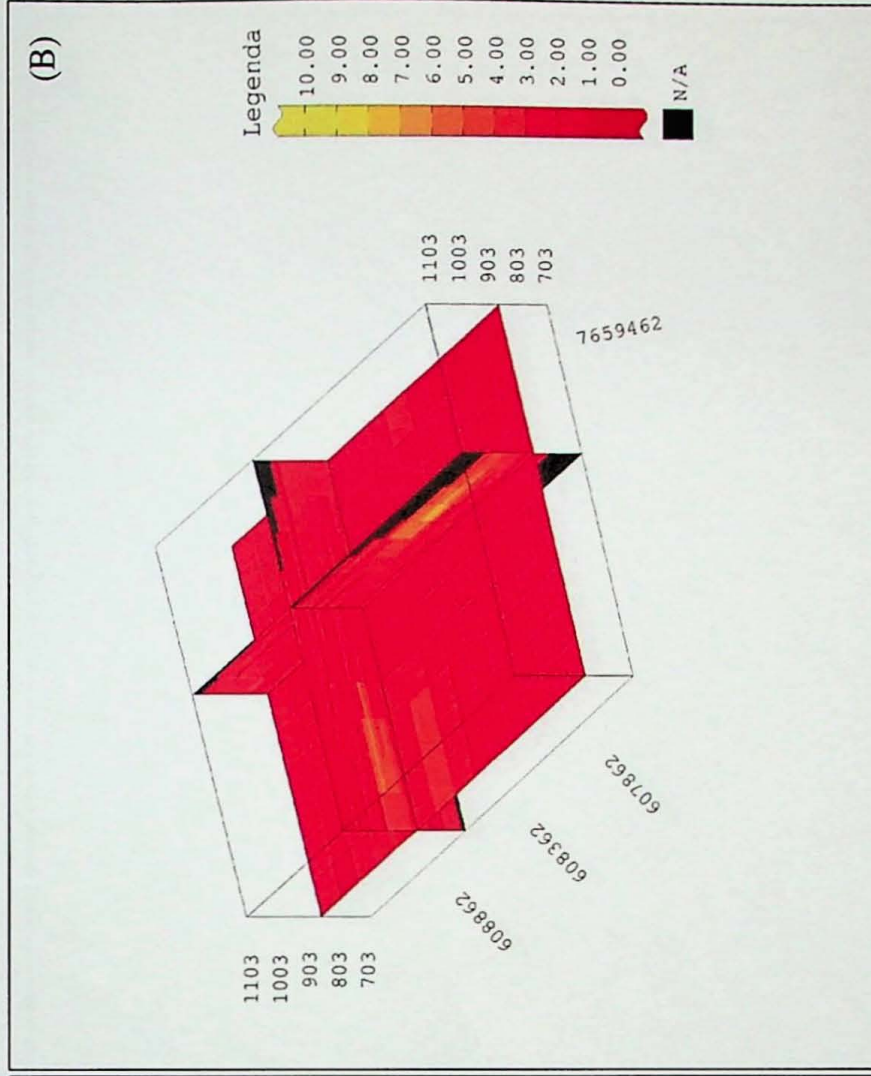
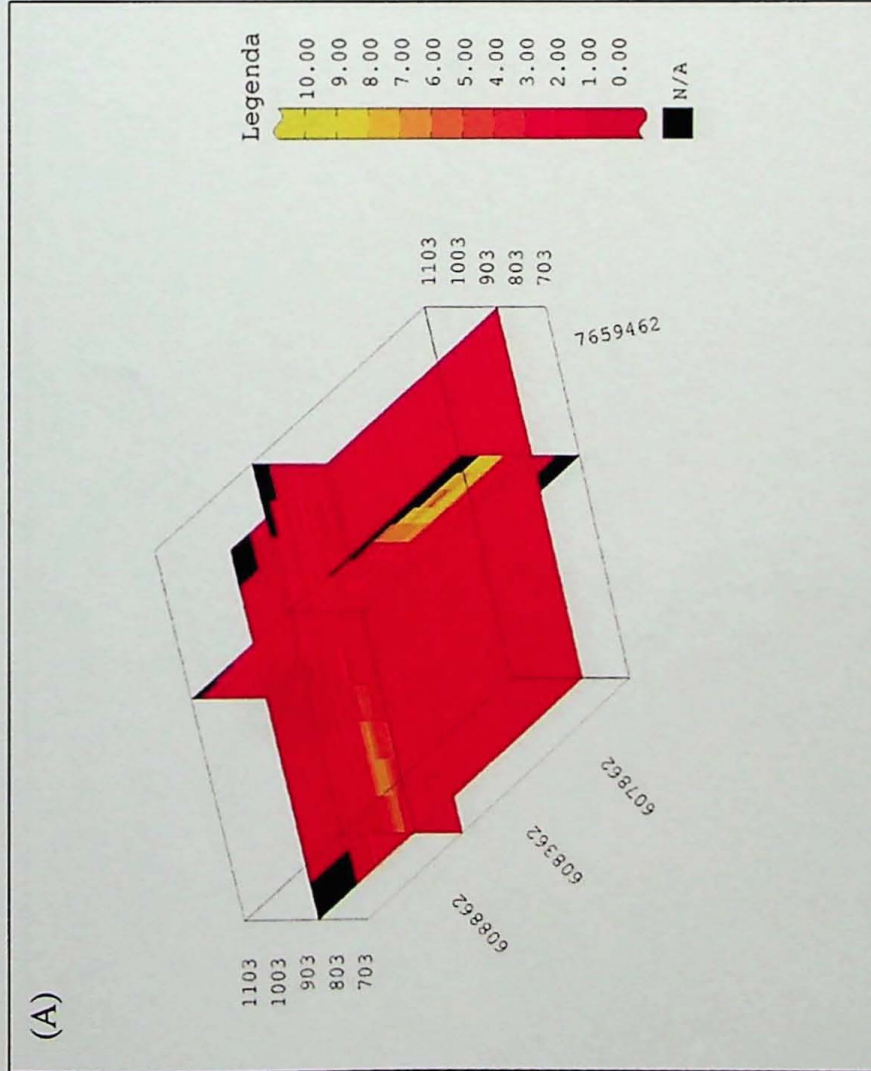
## **Anexos**





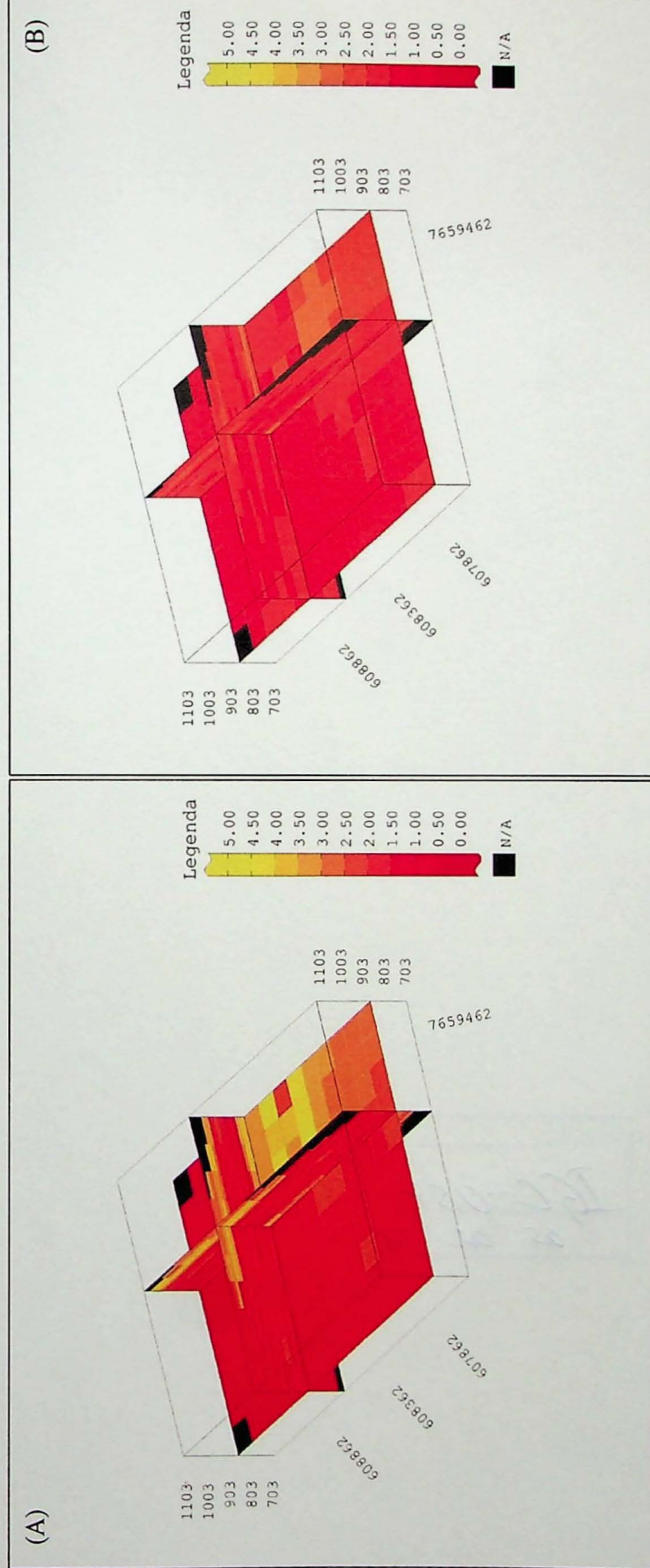
A1. Mapa em perspectiva 3D para a variável  $\text{Al}_2\text{O}_3$  (A) estimado por krigagem ordinária e (B) estimado por simulação estocástica por bandas rotativas.





A2. Mapa em perspectiva 3D para a variável  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  (A) estimado por krigagem ordinária e (B) estimado por simulação estocástica por bandas rotativas.





A3. Mapa em perspectiva 3D para a variável MgO (A) estimado por krigagem ordinária e (B) estimado por simulação estocástica por bandas rotativas.



DOAÇÃO

TGC-USP

Data: 05 / 02 / 10



