

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**Modelagem Geológica e Avaliação Geoestatística dos
Recursos e Reservas Minerais de um Depósito de Calcário
no Sul do Estado de São Paulo.**

Laércio Guedes Bertossi

Orientador: Prof.º Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

MONOGRAFIA DE TRABALHO DE FORMATURA
(TF-07/21)

São Paulo
2007

TF
B547
LG.g

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**Modelagem Geológica e Avaliação Geoestatística dos
Recursos e Reservas Minerais de um Depósito de Calcário
no Sul do Estado de São Paulo.**

MONOGRAFIA DE TRABALHO DE FORMATURA
(TF-07/21)



DEDALUS - Acervo - IGC



30900024384

De Acordo:

Orientador: _____

Prof.º Dr. Marcelo Monteiro da Rocha

Orientado: _____

Laércio Guedes Bertossi

São Paulo

2007

TF
B547
LG.08

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS

Instituto de Geologia e Avaliação Geotécnica
Recursos e Reservas Minerais de um Distrito de Caramuru
no Sul do Estado de São Paulo



MEMÓRIA DE TRABALHOS DE FORTIFICAÇÃO
DE 1957

Autor

Aprovado

1957

Agradecimentos

Agradeço ao Prof. Cláudio de Almeida Pereira, pelo incentivo e orientação durante este trabalho, mas também pelo meu comprometimento, paciência e compreensão ao longo deste ano, sem cuja dedicação não teria grande importância para os meus estudos, nem mesmo a possibilidade de concluir este trabalho.

A Família Cristóvão, especialmente a Mãe, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

Adriana Jorge Fernandes Augusto Duarte, minha irmã mais velha, por sempre estar ao meu lado, incentivando-me a estudar e a trabalhar, bem como por ser a pessoa mais dedicada para realização de tarefas, sem nunca deixar a família de lado, mesmo quando estou fora de casa por trabalhar no meu trabalho.

“... a grande maioria de processos de “Estatística Teórica” foi desenvolvida sob inspiração de problemas práticos, dos quais o verdadeiro estatístico não deve nunca afastar-se, sob a pena de tornar-se ou literário, ou estéril”.

Agradecimentos

Agradeço ao Prof. Marcelo Monteiro da Rocha, pela orientação e dedicação não só a este trabalho, mas também pelo meu crescimento acadêmico e profissional ao longo deste ano, sua participação foi de grande importância não só me orientando, mas também se preocupando com cada etapa do projeto.

À Petrus Consultoria Geológica Ltda., principalmente ao diretor Silvio Samir Saad, por disponibilizar a base de dados utilizadas neste trabalho, bem como toda a parte física necessária para realização do mesmo, sem este auxílio a execução deste projeto seria impossível, a ele agradeço por acreditar no meu trabalho.

Ao amigo Jorge Fernandes Augusto Basílio (Fofão), pela paciência de me ensinar e reensinar *Datamine* e pelas discussões sobre tudo relacionadas a geoestatística, a ele agradeço grande parte do meu aprendizado.

Ao amigo Saulo Batista Oliveira (Gorfo), sua ajuda foi fundamental no início deste projeto, bem como no seu desenvolvimento.

Aos geólogos responsáveis pelos trabalhos de campo na área de pesquisa, principalmente ao amigo Artur Saldanha (Merdão) por me incentivar a trabalhar com estes dados.

Aos amigos e colegas de trabalho Sergio Brito, Bruno Camargo Siqueira e Luiz Paulo Assumpção pelo levantamento topográfico e pela ajuda no tratamento dos dados, e por fazer o dia a dia no escritório ser descontraído.

Aos grandes amigos e colegas de turma Gustavo Chaves Alonso, Rafael de Barros Barbim (Barbi), e Gabriel da Silva Zorzi (Jundiaí) por estarmos sempre juntos nos trabalhos de campo, pelas horas de discussões e também pelas brigas. Ao Gustavo também agradeço a tradução do resumo para o inglês.

A todos os professores e funcionários do IGc.-USP, com qual tive o privilegio de conviver durante a graduação.

A minha querida namorada por acreditar neste trabalho e me dar incentivo nas horas mais difíceis.

Por fim, mas não menos importantes agradeço a minha família: meus irmãos, meu pai (*in memoriam*) e em especial minha mãe.

A todas essas pessoas deixo meus sinceros agradecimentos.

Abstract

The application of geostatistics in quantitative analysis of evaluation of resource/reserve is getting very usual. You can say the knowledge and study of this applied science advance is closely coupled to the need of better understanding of the mineral resources available.

This monograph is the result of the research in the applied geostatistic area, and presents the developed activities based on available data of a limestone deposit for cement production. Special attention was given to the boolean variable geostatistic to the application in indicator variable krigage (KI) and in continuous variables geostatistic (grade oxide analysis in case) to the estimated grades by ordinary krigage (KO).

To obtain the indicator variables was made the data statistic analysis aiming the definition of cut levels, therefore gaining a litochemical code called CODE, for each analysed sample. Then geostatistic studies have been conducted aiming to define the behavior of spatial variables like: litochemical and oxide levels. After the geostatistical analysis of the data was made a probabilistic geologic model based on CODE, where each block contains the probability of occurrence of every litochemical type. This model served as base to the estimated level by ordinary krigage. This was possible to ensure that the determined litochemical sample only estimated blocks of the same litochemical type, to the minimization of errors.

The final stage of this work was the evaluation of the disponible limestone resources in the studied deposit, adding a resource calculation with higher level of reliability and to serve as future studies of technical-economical viability basis.

Resumo

A aplicação de geoestatística em análises quantitativas de avaliação de recursos/reservas minerais é cada vez mais comum. Pode-se dizer que o avanço no conhecimento e estudo desta ciência aplicada está intimamente atrelado à necessidade de melhor entendimento dos recursos minerais disponíveis.

A presente monografia é fruto da pesquisa na área de geoestatística aplicada e apresenta as atividades desenvolvidas com base nos dados disponibilizados de um depósito de calcário para a produção de cimento. Particular atenção foi dada à geoestatística de variáveis booleanas para a aplicação em krigagem de variáveis indicadoras (KI) e na geoestatística de variáveis contínuas (no caso das análises dos teores de óxidos) para a estimativa de teores por krigagem ordinária (KO).

Para a obtenção das variáveis indicadoras foi realizada a análise estatística dos dados buscando a definição de teores de corte, obtendo assim um código litoquímico, chamado CODE, para cada amostra analisada. Posteriormente foram realizados estudos geoestatísticos visando definir o comportamento espacial das variáveis: litoquímicas e teores de óxidos. Após a análise geoestatística dos dados foi elaborado um modelo geológico probabilístico, com base no CODE, onde cada bloco contém a probabilidade de ocorrência para cada tipo litoquímico, este modelo serviu de base para estimativa de teores por krigagem ordinária. Com isso foi possível assegurar que amostras de determinado tipo litoquímico só estimassem blocos do mesmo tipo litoquímico, visando à minimização de erros.

A etapa final deste trabalho foi à avaliação dos recursos de calcários disponíveis no depósito em estudo, acrescentado um cálculo de recursos com maior nível de confiabilidade e que sirva de base para futuros estudos de viabilidade técnico-econômicas.

INDICE

Agradecimentos	ii
Abstract.....	iii
Resumo	iv
INDICE	v
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Objetivos.	2
1.2. Matérias e Métodos.	2
2. FUNDAMENTAÇÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
2.1. O cimento.	4
2.1.1. Fabricação do cimento Portland.....	4
2.2. Classificação de Reservas.	6
2.3. Regularização das Amostras.....	7
2.4. Modelo de Blocos.....	8
2.5. Estimativa.....	8
2.6. Análise Estatística.	8
2.7. Análise Geoestatística.....	9
2.8. Krigagem Ordinária.	10
2.9. Krigagem de variáveis indicadoras.....	11
3. BASE DE DADOS..	13
3.1. Organização da Base de Dados.....	14
3.2. Banco de Dados dos Furos de Sonda.....	15
3.3. Validação do banco de dados.	16
4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.	18
4.1. Regularização das Amostras.....	18
4.2. Análise estatística.	19
4.2.1. Estatística Univariada.....	19
4.2.2. Estatística Bivariada.	19
4.2.3. Distribuições de Freqüências.	22
4.3. CODE vs. Teor.....	24
4.4. Análise geoestatística.	25
4.4.1. Estimativa de litologias.....	25
4.4.2. Interpolação das variáveis indicadoras.....	30
4.4.3. Estimativa de teores.....	31

4.4.4. Interpolação de teores..... 42

4.4.5. Consolidação dos modelos litoquímicos probabilístico e de teores..... 43

5. CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS/RESERVAS. 45

5.1. Resultados obtidos..... 45

6. CONCLUSÕES..... 49

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 50

7.1. Sites Consultados. 51

1. INTRODUÇÃO.

A avaliação dos recursos/reservas minerais de um depósito mineral depende fundamentalmente de interpolações efetuadas a partir de variáveis (teor, densidade, espessura, etc.). Estas interpolações podem ser realizadas através de diversos métodos que na literatura são classificados como: métodos convencionais, quando a avaliação é baseada em princípios de interpretação e métodos computacionais, quando estas são baseadas em funções matemáticas de interpolação.

A aplicação de métodos computacionais geoestatístico em análises quantitativas de avaliação de recursos/reservas tem se mostrado cada vez mais comum, tomando-se fundamental dentro de um plano de viabilidade econômica que exige maior grau de confiabilidade.

Neste estudo a ser desenvolvido serão utilizados tanto dados quantitativos, no caso os teores de óxidos, quanto dados qualitativos, que serão as informações dos códigos que definem os tipos de minério existentes no depósito.

Assim tem-se dois bancos de dados distintos: um de variáveis contínuas e outro de variáveis categóricas, aos quais pretende-se aplicar análises estatística e geoestatística, buscando integrá-los na tentativa de diminuir as incertezas associadas às estimativas.

O trabalho de avaliação de recursos/reservas minerais tem início com a análise, organização e preparação da base de dados disponível, posteriormente segue-se com estudos estatístico e geoestatístico.

A base de dados utilizada neste trabalho conta com 24 furos de sonda totalizando 4.077 metros de sondagem, dos quais 2.793 metros foram analisados para as variáveis de interesse, disposto em uma malha aproximadamente de 200x200 metros.

A geologia corresponde a uma faixa de metassedimentos de baixo grau metamórfico, inseridos em uma seqüência de antifomes, e sinformes, com eixo de orientação NE-SW com baixo mergulho para SW. Importante quando se deseja estimar teores em um ambiente geologicamente complexo é a delimitação da zona de mineralização, Este trabalho utilizou métodos geoestatísticos para a estimativa de litologias, onde foi utilizada a krigagem de variáveis indicadoras geradas a partir de tipos litológicos (litoquímicas), pré-estabelecidos, desta forma obtendo mapas de probabilidades de ocorrência de cada tipo litoquímico dentro do depósito.

A estimativa de teores foi realizada por krigagem ordinária, sobre o modelo litoquímico probabilístico, com isso foi possível assegurar que amostras de determinado tipo litoquímico só estimaram blocos do mesmo tipo litoquímico, visando à minimização de erros principalmente em regiões de contatos geológicos.

1.1. Objetivos.

Este trabalho tem como principal objetivo, a avaliação dos recursos minerais de calcário para produção de cimento. Gerando um modelo geológico e de teores com minimização de erros, com base nos métodos geoestatísticos, que sirva de base para os trabalhos de viabilidade técnico-econômica, visando à implantação de um empreendimento mineiro que atenda as necessidades da indústria cimenteira.

O modelo geológico, na realidade um modelo litoquímico, servirá de base para as estimativas de teores, pois uma vez estimados os tipos litoquímicos, por krigagem de variáveis indicadoras, a estimativa por krigagem ordinária, dos teores será realizada utilizando apenas amostras, na vizinhança, que forem pertencentes ao mesmo tipo litoquímico associado ao bloco.

1.2. Matérias e Métodos.

Os dados a serem tratados neste projeto, são as informações obtidas nas duas campanhas de campo e sondagem realizadas pela equipe da Petrus Consultoria Geológica nos anos de 2005 e 2006.

Todas as etapas de tratamento de dados são realizadas utilizando-se os recursos dos programas *Datamine* e *Isatis*, disponibilizados respectivamente na empresa onde o aluno estagia e no Laboratório de Informática Geológica (LIG) deste Instituto.

Por questão de sigilo empresarial o sistema de coordenadas esta transformado de UTM para coordenadas locais e a geologia descrita sumariamente, apresentando apenas o suficiente para caracterizar as interrelações existentes na mineralização.

A partir dos objetivos definidos, traçaram-se as etapas de procedimento de cálculo de recursos/reservas minerais, que em ordem de execução são: avaliação dos dados de pesquisa, delimitação dos teores de corte e emprego das técnicas geoestatísticas, que no caso, foram a krigagem ordinária (KO), para a estimativa dos teores das variáveis de interesse e a krigagem de variáveis indicadoras (KI) para estimar a probabilidade de ocorrência de cada tipo de minério dentro do modelo.

A Figura 01 ilustra por meio de um fluxograma as etapas de trabalho envolvidas no desenvolvimento dos trabalhos desta monografia.

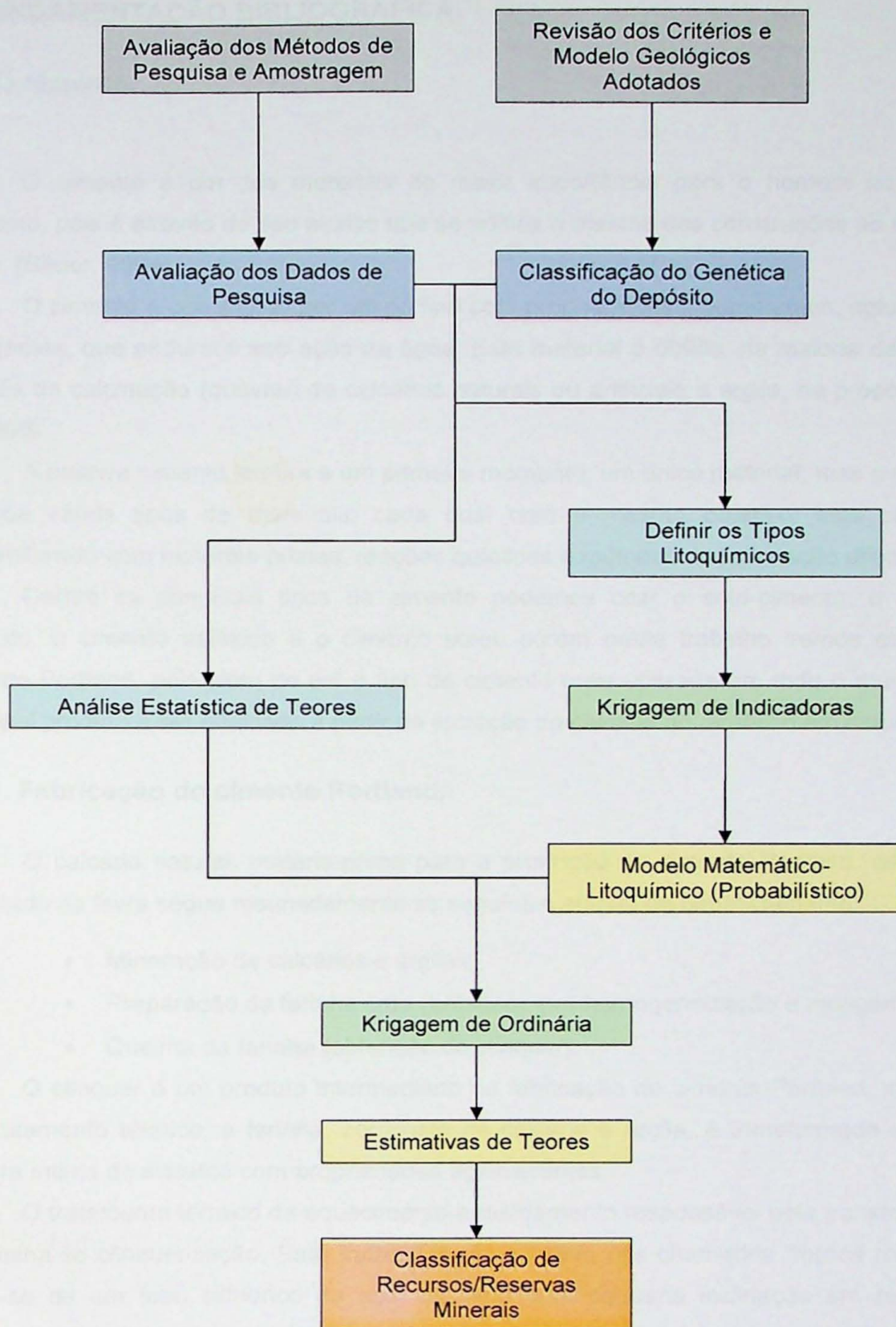


Figura 01: Seqüência de desenvolvimento da monografia. Modificado de Oliveira 2007 (comunicação verbal).

2. FUNDAMENTAÇÃO BIBLIOGRÁFICA.

2.1. O cimento.

O cimento é um dos materiais de maior importância para o homem do mundo moderno, pois é através de seu auxílio que se edifica a maioria das construções ao redor da Terra, (Bauer, 1994).

O cimento é constituído por um pó fino com propriedades aglomerantes, aglutinantes ou ligantes, que endurece sob ação da água. Este material é obtido, na maioria das vezes através da calcinação (queima) de calcários naturais ou artificiais e argila, na proporção de 80 : 20%.

A palavra cimento lembra a um primeiro momento, um único material, mas o conceito engloba vários tipos de materiais, cada qual com o mesmo objetivo, mas cada um manufaturado com matérias-primas, reações químicas e métodos de fabricação diferente.

Dentre os principais tipos de cimento podemos citar o solo-cimento, o cimento amianto, o cimento asfáltico e o cimento sorel; porém neste trabalho iremos estudar o cimento Portland, pois além de ser o tipo de cimento mais utilizado em todo o mundo, é o principal produto a ser fabricado a partir da extração do calcário do depósito em estudo.

2.1.1. Fabricação do cimento Portland.

O calcário natural, matéria-prima para a produção do cimento Portland, depois de explorado da lavra segue resumidamente as seguintes etapas de beneficiamento:

- Mineração de calcários e argilas;
- Preparação da farinha crua (britagem, pré homogeneização e moagem);
- Queima da farinha (obtenção do clínquer).

O clínquer é um produto intermediário na fabricação do cimento Portland, mediante um tratamento térmico, a farinha, composta de calcário e argila, é transformada em uma mistura íntima de silicatos com propriedades aglomerantes.

O tratamento térmico de aquecimento e resfriamento responsável pela transformação denomina-se clínquerização. Este tratamento é realizado nos chamados "fornos rotativos". Trata-se de um tubo cilíndrico de aço, disposto com pequena inclinação em relação à horizontal (2 a 3%). No caso da fabricação de cimento Portland, o forno rotativo possui quatro estágios distintos; o pré-aquecimento, a calcinação, a clínquerização e o resfriamento.

No estágio de pré-aquecimento, a farinha é aquecida até cerca de 830 °C. A esta temperatura, a farinha já se encontra parcialmente calcinada. Dentro do forno, entre 830° C e 1000 °C, a calcinação da farinha é completa.

A formação final do clínquer se dá entre 1300 °C e 1450 °C, na zona de queima do forno. Nesta etapa do processo, aproximadamente 25% do material está em estado líquido. As partículas se aglutinam na parte líquida formando grânulos de clínquer.

O resfriamento tem início, ainda dentro do forno, entre 1300 °C e 1250 °C, e se completa em resfriadores contíguos ao forno, em temperatura entre 1250 °C e 150 °C.

As reações químicas para a obtenção do clínquer, a partir da farinha, podem ser sintetizadas da seguinte forma:

O processo inicia-se com a desidratação final e a descarbonatação (calcinação) dos carbonatos de cálcio e magnésio (CaCO_3 e MgCO_3), com a formação dos óxidos de CaO e MgO.

Na indústria do cimento, os óxidos individuais recebem as seguintes abreviações, Tabela 01.

Tabela 01: Abreviações usuais para os óxidos na indústria do cimento (Maetha 1986).

Óxido	Abreviações
CaO	C
MgO	M
SiO ₂	S
Al ₂ O ₃	A
Fe ₂ O ₃	F
H ₂ O	H

As denominações e abreviações aos novos minerais do clínquer Portland encontram-se na Tabela 02.

Tabela 02: Minerais do clínquer Portland.

Mineral	Abreviação	Composição
Silicato tricálcico (alita)	C ₃ S	3CaO.SiO ₂
Silicato bicálcico (belita)	C ₂ S	2CaO.SiO ₂
Aluminato Tricálcico	C ₃ A	3CaO.Al ₂ O ₃
Ferraluminato tetracálcico	C ₄ AF	4CaO.Al ₂ O ₃ .Fe ₂ O ₃

O óxido de cálcio (CaO) reage primeiramente com a sílica (SiO₂), formando o silicato tricálcico (3CaO,SiO₂) informalmente (C₃S – alita); numa segunda reação, o óxido de cálcio (CaO) reage novamente com a sílica (SiO₂), resultando no silicato bicálcico (2CaOSiO₂), informalmente (C₂S – belita). Em seguida, novamente o óxido de cálcio (CaO) reage com a alumina (Al₂O₃), tendo como resultado o aluminato tricálcico (3CaO Al₂O₃, informalmente C₃A). Finalizando, temos a reação entre o óxido de cálcio (CaO), a alumina (Al₂O₃) e o óxido de ferro (Fe₂O₃), formando o ferro aluminato tetracálcico (3CaO Al₂O₃ Fe₂O₃, informalmente o C₄AF).

De uma forma geral, o cimento apresenta a seguinte composição:

- CaO - 60 a 65%;
- SiO₂ - 17 a 25%;
- MgO - 0,1 a 5%;
- Al₂O₃ - 3 a 8%;
- Fe₂O₃ - 0,5 a 6%;
- Na₂O - 0,5 a 1%;
- K₂O - 0,5 a 1%;
- Além de outros elementos menores como: P₂O₅, SO₃, Mn₂O₃ e TiO₂.

Ao clínquer Portland são adicionados uma pequena quantidade de gipso e/ou outras adições (cinzas volantes, escória de alto forno, argila calcinada, calcário, etc.) estes são moídos juntos, produzindo diferentes tipo de cimento Portland.

2.2. Classificação de Reservas.

O objetivo principal na classificação de reservas é a caracterização da quantidade de material e qual o grau de certeza associado a esta quantidade (Froidevaux, 1982).

O termo reserva mineral implica que algum tipo de medição física tenha sido efetuado em relação ao teor e a quantidade mineral *in situ* e, além disso, que sua extração seja viável do ponto de vista tecnológico, hoje ou num futuro próximo que possa ser realizada com lucro (Yamamoto & Rocha, 1996).

Diversos fatores devem ser considerados para a classificação de reservas/recursos minerais de uma região, entre elas podemos citar a variabilidade natural do depósito, estruturas geológicas distintas, complexibilidade do depósito entre outros.

Para Yamamoto (2001), antes de se realizar o cálculo das reservas minerais, deve-se seguir uma seqüência de procedimentos a fim de se reconhecer melhor o comportamento das variáveis a serem calculadas dentro do depósito. Esta seqüência consiste em: composição das amostras dos furos de sonda, análise estatística e por fim a análise geoestatística.

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.

Segundo Royle (1979), os principais argumentos para o uso dos métodos geoestatísticos na avaliação de recursos/reservas minerais são:

- a geoestatística é completamente baseada na prática de boa avaliação fundamentada em uma teoria racional, em vez de uma avaliação mineira intuitiva praticada anteriormente.

- reconhecimento de que a variação total é parte aleatória, e parte espacial, conduzindo a estimativas que não são enviesadas, e com pequenos erros de estimativa.

- a geoestatística explica por que alguns tipos tradicionais de estimador, como o método dos polígonos, produzem resultados enviesados e que podem ser removidos pelo uso de outros tipos de estimadores (krigagem).

Em qualquer análise de dados torna-se imprescindível conhecer o tipo de variável que se irá trabalhar, para assim saber qual a ferramenta estatística mais adequada a ser empregada.

Neste estudo são utilizados tanto dados quantitativos, no caso os teores dos elementos, quanto dados qualitativos, as informações litoquímica, com isso pretende-se integrar o modelo litoquímico com o modelo químico da jazida.

2.3. Regularização das Amostras.

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.

O resultado da composição do furo de sonda é expresso pela média ponderada do teor e pelas espessuras selecionadas para o intervalo de trabalho.

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

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 possíveis em amostras de furos de sonda para o intervalo de trabalho são:

- Bancadas.
- Zonas mineralizadas.

Cabe ressaltar, contudo, que existem outras possibilidades de composição de amostras de furos de sonda.

2.4. Modelo de Blocos.

Antes de se aplicar qualquer método de estimativa computacional, visando o cálculo de reservas, deve-se elaborar um modelo tridimensional de blocos. O modelo de blocos é uma representação tridimensional, referenciada espacialmente, das informações geométricas e interpretações geológicas, compostas pelos denominados blocos de cubagem.

2.5. Estimativa.

A partir das informações das análises estatísticas e geoestatísticas e do modelo de blocos, é calculada a estimativa por meio de funções matemáticas de interpolação..

Os métodos de estimativas podem ser divididos em dois grupos: métodos geoestatísticos linear (por exemplo a krigagem simples e a krigagem ordinária) e métodos aplicados com geoestatística não-linear, como a krigagem lognormal e krigagem de indicadoras. No primeiro grupo utiliza-se diretamente os valores amostrais originais, enquanto que no segundo é realizada uma transformação matemática dos dados originais.

Com as variáveis contínuas será feito o uso da técnica de estimativa denominada de krigagem ordinária (KO), enquanto que com variáveis categóricas será feito um estudo através da krigagem das indicadoras (KI).

2.6. Análise Estatística.

Segundo Yamamoto (2001), em uma avaliação de reservas minerais a análise estatística é feita com o objetivo de caracterizar e descrever estatisticamente as distribuições dos dados para um melhor entendimento do comportamento das variáveis de interesse dentro do depósito.

Para tal são utilizadas medidas de tendência central, que são a média, mediana e moda, e medidas de dispersão em torno da média, que são a variância, o desvio padrão e o coeficiente de variação. Além de representações gráficas na forma de histogramas e curvas de frequência acumulada.

A análise estatística bivariada leva em conta duas variáveis e procura estabelecer possíveis correlações entre elas, quantificando-as por meio dos coeficientes de correlação.

2.7. Análise Geoestatística.

A geoestatística, formalizada por G. Matheron em Matheron (1965), visa à solução de problemas de estimativa de reservas minerais. É um método probabilístico que utiliza a posição espacial das observações para estudar a variabilidade dos valores amostrados, ou seja, trata-se de uma ferramenta que permite estimar dados em locais não amostrados levando em conta o comportamento espacial das variáveis de interesse.

A geoestatística se baseia no conceito da Teoria das Variáveis Regionalizadas. Esta teoria leva em consideração a localização geográfica e a dependência espacial entre as amostras, que são então denominadas variáveis regionalizadas.

Para Davis (1986) e Wackernagel (1995) as variáveis regionalizadas são aquelas que possuem propriedades entre o campo aleatório e o campo determinístico.

Kim (1990) explica que uma variável regionalizada apresenta, em sua maioria, um aspecto aleatório, consistindo de variações altamente irregulares e imprevisíveis e um aspecto estruturado que reflete as características estruturais do fenômeno regionalizado.

Yamamoto (2001) define variável regionalizada como qualquer função numérica com distribuição espacial que apresenta variação com continuidade aparente, mas cujas variações não podem ser representadas por uma função determinística.

Para descrever quantitativamente a variação de um dado fenômeno regionalizado no espaço utiliza-se a função semivariograma $\gamma(h)$, que é a metade da função variograma $2\gamma(h)$. No entanto, como é usual na literatura, os termos variograma e semivariograma são tratados indistintamente, sendo referida a função $\gamma(h)$ como variograma.

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

ou, em termos computacionais:

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

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

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

Segundo Rocha (1999) a representação gráfica da função variograma é o variograma, e a partir dele pode-se observar algumas propriedades que descrevem o comportamento das variáveis regionalizadas.

Como a função variograma é direcional, o procedimento para realizar a análise geoestatística inicia-se com a elaboração de variogramas em várias direções, sendo este procedimento chamado de análise estrutural (e.g. Huijbregts, 1975, Olea, 1991).

O variograma experimental é discreto representando a variância entre pares de amostras para distâncias pré-estabelecidas, sendo, então, necessário o ajuste de uma função matemática que descreva continuamente a variabilidade ou correlação espacial existente nos dados.

Esse ajuste de uma função matemática é conhecido como ajuste de modelos teóricos e é geralmente feito interativamente através dos recursos dos diversos *softwares* disponíveis atualmente. No caso deste projeto serão utilizados os recursos do programa *Isatis*.

2.8. Krigagem Ordinária.

Segundo Brooker (1979) as técnicas geoestatísticas de estimativa são superiores porque permitem o cálculo do erro associado às estimativas, sendo tal erro chamado de variância de krigagem. Assim o mesmo autor define krigagem como o procedimento que permite calcular os ponderadores para uma dada configuração espacial de blocos e amostras, com mínima variância do erro.

Vários fatores são considerados pelo método de krigagem, como o número de amostras, a posição espacial e a distância das amostras entre si e com relação ao ponto ou bloco estimado, além da qualidade dos dados e da continuidade espacial das variáveis (Armstrong, 1998).

Para Yamamoto (2001) a krigagem é um método que permite estimar o valor desconhecido $Z^*(x_0)$ associado a um ponto, área ou volume a partir de um conjunto de n dados $\{Z(x_i), i = 1, n\}$ disponíveis.

O estimador $Z^*(x_0)$ obtido como uma combinação linear dos dados disponíveis, conforme:

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

Os ponderadores $(\lambda_i, i = 1, n)$ são obtidos da resolução de um sistema linear de equações denominado sistema de equações de krigagem, conforme o apresentado por Journel (1988):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_i - x_j) - \mu = C(x_0 - x_j) & \text{para } j = 1, n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases}$$

onde: $C(x_i - x_j)$ refere-se à função covariância correspondente a um vetor h , com origem em x_i e extremidade em x_j .

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

μ é o multiplicador de Lagrange necessário para a minimização da variância do erro.

Em termos matriciais, as equações (7) são representadas como segue:

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

2.9. Krigagem de variáveis indicadoras.

A krigagem de indicadoras, também chamada de krigagem das indicatrizes, conforme Yamamoto & Rocha (2003), é utilizada quando se deseja estimar $I(z) = 1_{z(x_0) < z}$ a partir dos dados $\{Z(x_\alpha) : \alpha = 1, \dots, N\}$.

Para um dado limiar z , a indicadora $1_{z(x_0) < z}$, referida como uma função de x , é uma função aleatória e, portanto, o objetivo pode ser redirecionado para a estimativa desta função no ponto x_0 a partir dos dados $Z(x_0)$, ou seja a krigagem de indicadoras consiste em estimar $I(z) = 1_{z(x_0) < z}$ através da krigagem da função aleatória indicadora $1_{z(x_0) < z}$ (Chiles & Delfiner, 1999).

Olea (1999), Rivoirard (1999), Lloyd & Atkinson (2001) citam que a krigagem por indicadoras é sempre calculada a partir de limiares (*cutoffs*) de uma variável contínua.

Chiles & Delfiner (1999) citam que um problema clássico de krigagem simples ressurge na krigagem por indicadoras que levam a duas simplificações sucessivas.

A primeira é a substituição da expectativa condicional pela krigagem, podendo ser considerada como uma aproximação inevitável na resolução do problema utilizando o enfoque da estatística de dois pontos (Chiles & Delfiner, 1999).

A segunda é a troca do valor do dado original $Z(x_\alpha)$ por um dado transformado em indicadora $1_{z(x_0) < z}$ constituindo uma evidente perda de informação (Chiles & Delfiner, *op. cit.*).

Teoricamente, se $Z(x)$ é uma função aleatória estacionária com função marginal $F(d_2)$ conhecida, desde que $F(z)$ seja, por definição, a média da função aleatória $1_{z(x_0) < z}$, pode-se utilizar a krigagem simples adicionada de um termo para a média, ou seja:

$$I^*(z) = \left(1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i\right) F(z) + \sum_{i=1}^n \lambda_i 1_{z(x_0) < z}$$

Esta expressão é definida sem a introdução da condição de não enviesamento, porém, na prática, a função marginal nem sempre é conhecida e, por isso, pode-se utilizar a krigagem ordinária, conforme (Chilês & Delfiner, *op. cit.*):

$$I^*(z) = \sum_{i=1}^n \lambda_i 1_{z(x_i) < z}$$

Sob a condição de:

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

3. BASE DE DADOS..

Foram realizados furos de sonda rotativa diamantada, concentrados em 2 alvos específicos, amostrados e analisados. Todos os furos realizados nas Fases 1 e 2 foram descritos, fotografados e amostrados, para bom entendimento do corpo de calcário e suas relações lito-estruturais, contando ainda com mapeamento de superfície (Figura 02)

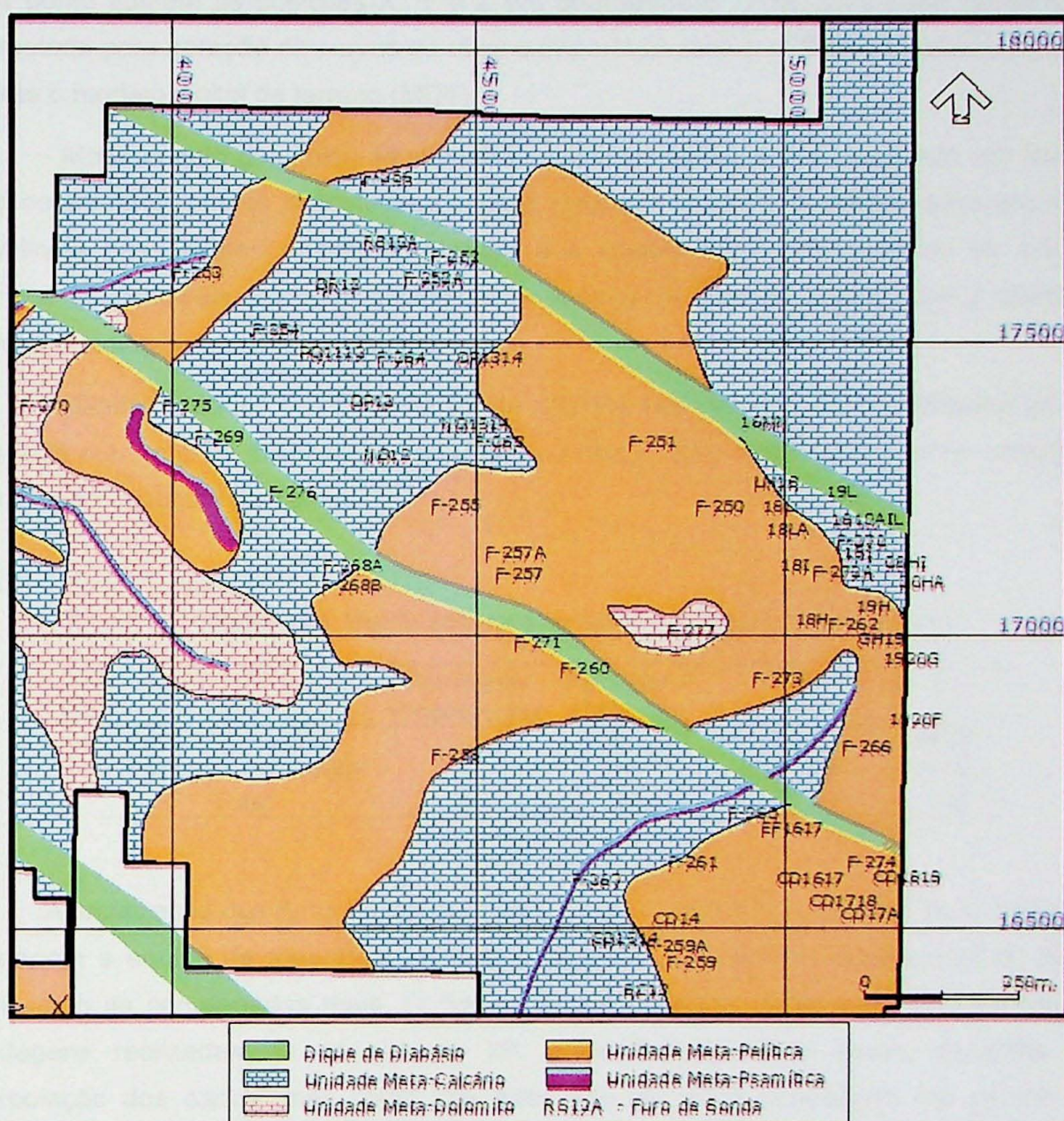


Figura 02: Mapa geológico simplificado dos alvos em estudo, com localização dos furos de sonda. Fonte: Petrus Consultoria Geológica (2007).

3.1. Organização da Base de Dados.

A base de dados utilizadas neste trabalho foi obtida junto a Petrus Consultoria Geológica, empresa responsável pelo projeto de pesquisa, com a autorização da empresa que possui os direitos minerários do depósito em questão.

A base de dados conta com:

- levantamento topográfico com informações digitalizadas em formato dwg, onde cada ponto contém as posições X, Y e Z em coordenadas UTM. Esta base de dados foi interpolada para geração de curvas de nível e importada para o *software Datamine*, onde foi gerado o modelo digital de terreno (MDT).

- Mapeamento geológico de superfície, também digitalizada e arquivada em formato dwg, contendo os pontos descritos em campo, georreferenciados e classificados segundo a ocorrência dos litotipos descritos. Através dos dados deste mapeamento foi possível delimitar as principais unidades geológicas presentes na área de estudo para a confecção do mapa geológico na escala 1:10.000

- Banco de dados dos furos de sonda rotativa diamantada, foram realizados 24 furos de sonda num total de 4.077,45 m perfurados. A distribuição temporal das duas campanhas encontra-se descritas na Tabela 03.

Tabela 03: Distribuição da sondagem nas duas fases do projeto.

Área	Ano	Sondagens Programadas	Sondagens Relizadas	Total (m)	%
Fase 1	2005	12	15	1.999,80	49,05
Fase 2	2006/2007	12	17	2.077,65	50,95
Total		24	32	4.077,45	100

A localização dos furos foi definida com o auxílio de GPS, e ao final do programa de sondagem a equipe de topografia da Petrus levantou com detalhe a elevação do terreno bem como as coordenadas reais. O Banco de dados ainda conta com mais 29 furos de sondagens realizadas na década de 70, pretendia-se utilizar essas amostras para interpolação dos dados, mas como tais furos são de difícil localização em campo para efetuar e confirmar seu levantamento topográfico, e por apenas conterem análise química para Carbonato total, estas amostras foram descartadas do banco de dados, porém foram utilizadas para entendimento litológico do depósito.

3.2. Banco de Dados dos Furos de Sonda.

O banco de dados de furos de sonda é das informações mais valiosas dentro dos trabalhos de prospecção mineral, uma vez que é ponto de partida para qualquer trabalho de modelagem e estudo de avaliação econômica e de recursos/reservas minerais.

As informações dos furos de sonda foram agrupadas em três planilhas eletrônicas distintas (Tabela 04), como segue:

- LITO ASSAY: planilha contendo as informações descritas em campo nos testemunhos de sondagem e, também, as análises químicas de cada intervalo amostrado.

- COLLAR: esta planilha contém as informações topográficas da boca de cada furo, levantados com estação total.

- SURVEY: contém as informações de desvios dos furos. Todos os furos realizados tiveram o levantamento de desvio executado por TROPARI.

Tabela 04: Exemplo de banco de dados das sondagens com os três tipos de planilhas necessárias para importação em formato *Datamine*.

LITO - ASSAY							COLLAR			
BHID (furo)	FROM (m.)	TO (m.)	LITO	CAO (%)	MGO (%)	SIO2 (%)	BHID (furo)	YCOLLAR	XCOLLAR	ZCOLLAR
F-250	0.00	11.80	0	-	-	-	F-250	17208.56	4854.09	888.50
F-250	11.80	13.05	3	0.44	4.87	79.82	F-251	17319.44	4744.48	882.55
F-250	13.05	14.40	3	0.84	5.56	77.83	F-252	17637.94	4424.33	829.61
F-250	14.40	17.15	3	0.41	2.15	81.59	F-252A	17621.27	4373.92	854.61
F-250	17.15	18.00	3	8.16	11.08	51.54	F-253	17611.77	3998.77	799.86
F-250	18.00	19.00	3	14.19	13.28	37.79	F-254	17512.00	4127.79	829.07
F-250	19.00	20.00	3	17.32	13.43	34.91	F-255	17210.88	4424.66	888.61
F-250	20.00	21.00	3	15.47	16.68	29.61	F-256	17772.02	4312.78	837.49
F-250	21.00	22.00	3	20.99	15.93	22.40	SURVEY			
F-250	22.00	23.00	3	19.17	13.12	32.04				
F-250	23.00	24.00	3	18.62	15.35	28.88	BHID (furo)	AT	BRG (azi.)	DIP
F-250	24.00	24.90	3	20.51	14.38	28.43	F-250	0	315	69
F-250	24.90	25.80	3	19.22	13.90	31.23	F-250	50	321	68
F-250	25.80	26.80	1	52.70	1.03	2.25	F-250	100	316	69
F-250	26.80	27.80	1	53.43	0.80	1.50	F-250	150	309	69

A Figura 03 representa em 3D os furos de sonda já importados para o *Datamine*, assim como o MDT, com transparência, renderizada a partir do levantamento topográfico.

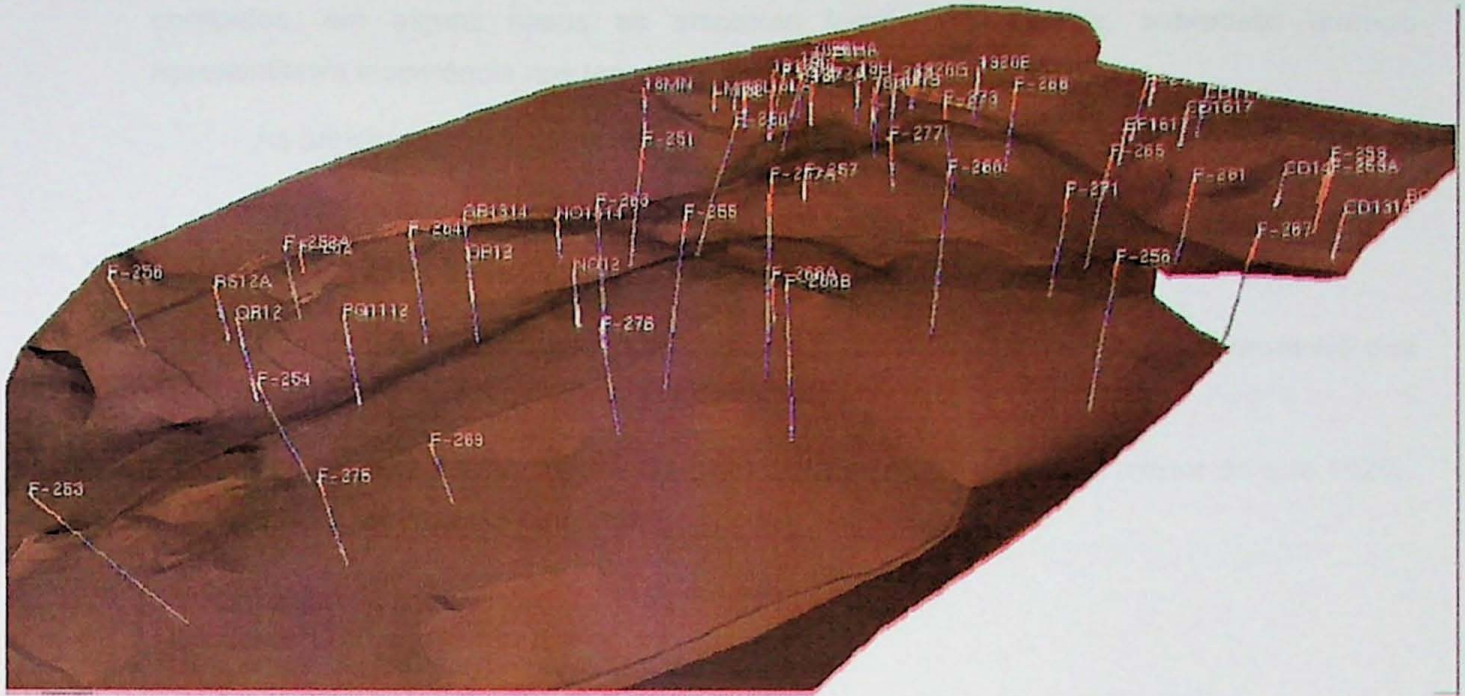


Figura 03: Furos de sonda importados para *Datamine*, com MDT da topografia.

3.3. Validação do banco de dados.

As amostras de testemunho de sondagem foram preparadas e enviadas para análise química. As análises químicas foram realizadas, na própria empresa, por difratometria de raio X, para mais de 26 óxidos e perda ao fogo.

Neste trabalho serão utilizados apenas os óxidos principais e aqueles que em quantidades acima do normal, para o minério em questão, podem causar problemas no processo de beneficiamento, são eles: CaO, MgO, Si₂O, Al₂O₅, Fe₂O₅, NaO₅, KO₂, P₂O₅ e SO₃.

Como os tipos de minério são classificados por teores de Carbonato Total, são empregadas equações de balanceamento para a partir dos teores de óxidos de Cálcio e Magnésio para obter os teores dos respectivos Carbonatos. Estas equações podem ser observadas na Tabela 05.

Tabela 05: Equação de transformação dos teores de óxidos em carbonatos.

CO ₃ Total = MgCO ₃ + CaCO ₃	Novos campos		
MgCO ₃ = 2.10*MgO	CO ₃ T	MgCO ₃	CaCO ₃
CaCO ₃ = 1.79*CaO			

Todas as informações do banco de dados foram verificadas com o intuito de reconhecer alguma inconsistência, tais erros quando encontrados foram revisados e

corrigidos, em alguns casos as amostras foram descartadas, sobretudo quando apresentaram incoerência nos teores de seus óxidos.

As principais verificações realizadas dizem respeito a:

- coordenadas possivelmente fora da área de estudo;
 - conferência se o início de uma amostra é o final da anterior;
 - verificar se existe alguma amostra com teor acima do limite estequiométrico dos óxidos CaO e MgO, respectivamente 56% e 26%;
 - se a soma dos elementos mais o ensaio de perda ao fogo é menor do que 102%.
- Este valor é adotado pela empresa.

4. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.

4.1. Regularização das Amostras.

Depósitos de calcário são tradicionalmente lavrado a céu aberto, deste modo o procedimento de composição por bancadas é o mais indicado a se fazer a avaliação.

Foram realizados estudos de composição para bancadas de 5, 10 e 15 metros respectivamente (Tabela 06), afim de se verificar as diferenças causadas pela regularização das amostras, foi possível observar que a média dos valores permanece praticamente igual nas três situações, já os valores de variância tendem a diminuir por causa da relação volume variância. Deste modo os resultados obtidos são coerentes com o teoricamente esperado.

Tabela 06: Análise dos três principais óxidos para suas respectivas composições.

Regularização de 5 metros							
Variáveis	Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	666	0.60	55.62	36.94	13.57	184.19	0.37
MgO	666	0.37	20.63	6.12	5.26	27.63	0.86
SiO ₂	666	0.26	79.31	16.87	15.18	230.44	0.90
Regularização de 10 metros							
Variáveis	Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	318	4.79	54.91	37.35	12.48	155.71	0.33
MgO	318	0.43	18.66	6.12	5.01	25.12	0.82
SiO ₂	318	0.30	67.18	16.51	13.97	195.16	0.85
Regularização de 15 metros							
Variáveis	Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	212	4.79	54.56	36.35	12.61	159.03	0.35
MgO	212	0.62	18.92	7.08	4.88	23.80	0.69
SiO ₂	212	0.84	67.18	16.51	13.19	173.93	0.80

Com base nos resultados da análise estatística (média aproximadamente constante e menor variância) e, principalmente, em informações obtidas junto a outros empreendimentos mineiros na região com o mesmo contexto geológico, que exploram o minério em lavras a céu aberto com bancadas de 15m, optou-se pela utilização da regularização por bancadas de 15m com cota inicial de 630m (primeiro nível mineralizado).

As composições foram realizadas em *Datamine* e posteriormente importadas para o *Isatis*, onde foram realizadas as análises estatísticas.

4.2. Análise estatística.

Para análise estatística utilizou-se o *software Isatis* disponibilizado pelo Laboratório de Informática Geológica (LIG) deste Instituto.

4.2.1. Estatística Univariada.

Nesta análise realizou-se o cálculo das estatísticas descritivas e a elaboração de histogramas. As estatísticas descritivas calculadas foram a média, a variância, o desvio padrão, os coeficientes de variação e assimetria. Tais análises foram realizadas nos furos com regularização de 15 metros por bancadas, como explicado anteriormente. Os resultados podem ser observados na Tabela 07.

Tabela 07: Análise estatística univariada, dos furos regularizados.

Variáveis	Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	212	4.79	54.56	36.35	12.61	159.03	0.35
MgO	212	0.62	18.92	7.08	4.88	23.80	0.69
SiO ₂	212	0.84	67.18	16.51	13.19	173.93	0.80
Al ₂ O ₃	212	0.07	16.67	2.31	2.59	6.69	1.12
Fe ₂ O ₃	211	0.03	12.22	1.85	2.35	5.53	1.27
Na ₂ O	208	0.00	2.03	0.24	0.27	0.07	1.14
K ₂ O	203	0.00	2.36	0.42	0.38	0.14	0.89
P ₂ O ₅	212	0.01	0.48	0.11	0.09	0.01	0.77
SO ₃	206	0.00	1.13	0.19	0.20	0.04	1.05
CO ₃ T	212	22.53	99.73	79.93	17.44	304.14	0.22

4.2.2. Estatística Bivariada.

Foi calculada a matriz de correlação (Tabela 08) para todas as variáveis de interesse e para os principais óxidos foram elaboradas diagramas de dispersão buscando o reconhecimento de possíveis relações entre as mesmas. A figura 4 de (A) a (E) mostram, respectivamente, as nuvens de dispersão entre os óxidos SiO₂ vs. CO₃T, CO₃T vs. CaO, MgO vs. CO₃T, CO₃T vs. Al₂O₃ e por fim Fe₂O₃ vs. CO₃T. Observam-se os coeficientes de correlação obtidos para estas dispersões nos gráficos apresentados.

Através da matriz de correlação (Tabela 08) e dos diagramas de dispersão (Figura 04), é possível observar a forte correlação negativa entre o CaO e os principais óxidos, isso mostra o ocorrência de calcários calcíticos puros no depósito, por outro lado também ocorre uma forte correlação positiva entre SiO₂, Al₂O₃ e Fe₂O₃, estas por sua vez são as rochas silicáticas - alumino – ferrosas, representadas pelos xisto que ocorrem com baixos teores de CaO.

Tabela 08: Matriz de correlação. Em verde valores de alta correlação positiva, em amarelo alta correlação negativa.

Variáveis	CaO	MgO	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	Na ₂ O	K ₂ O	P ₂ O ₅	SO ₃	CO ₃ T
CaO	1.00	-0.66	-0.93	-0.75	-0.73	-0.57	-0.71	-0.58	-0.44	0.90
MgO	-0.66	1.00	0.37	0.14	0.16	0.05	0.18	0.29	0.12	-0.26
SiO ₂	-0.93	0.37	1.00	0.83	0.80	0.64	0.76	0.59	0.48	-0.97
Al ₂ O ₃	-0.75	0.14	0.83	1.00	0.77	0.77	0.90	0.54	0.40	-0.89
Fe ₂ O ₃	-0.73	0.16	0.80	0.77	1.00	0.62	0.62	0.34	0.56	-0.84
Na ₂ O	-0.57	0.05	0.64	0.77	0.62	1.00	0.74	0.44	0.35	-0.70
K ₂ O	-0.71	0.18	0.76	0.90	0.62	0.74	1.00	0.55	0.38	-0.80
P ₂ O ₅	-0.58	0.29	0.59	0.54	0.34	0.44	0.55	1.00	0.34	-0.57
SO ₃	-0.44	0.12	0.48	0.40	0.56	0.35	0.38	0.34	1.00	-0.50
CO ₃ T	0.90	-0.26	-0.97	-0.89	-0.84	-0.70	-0.80	-0.57	-0.50	1.00

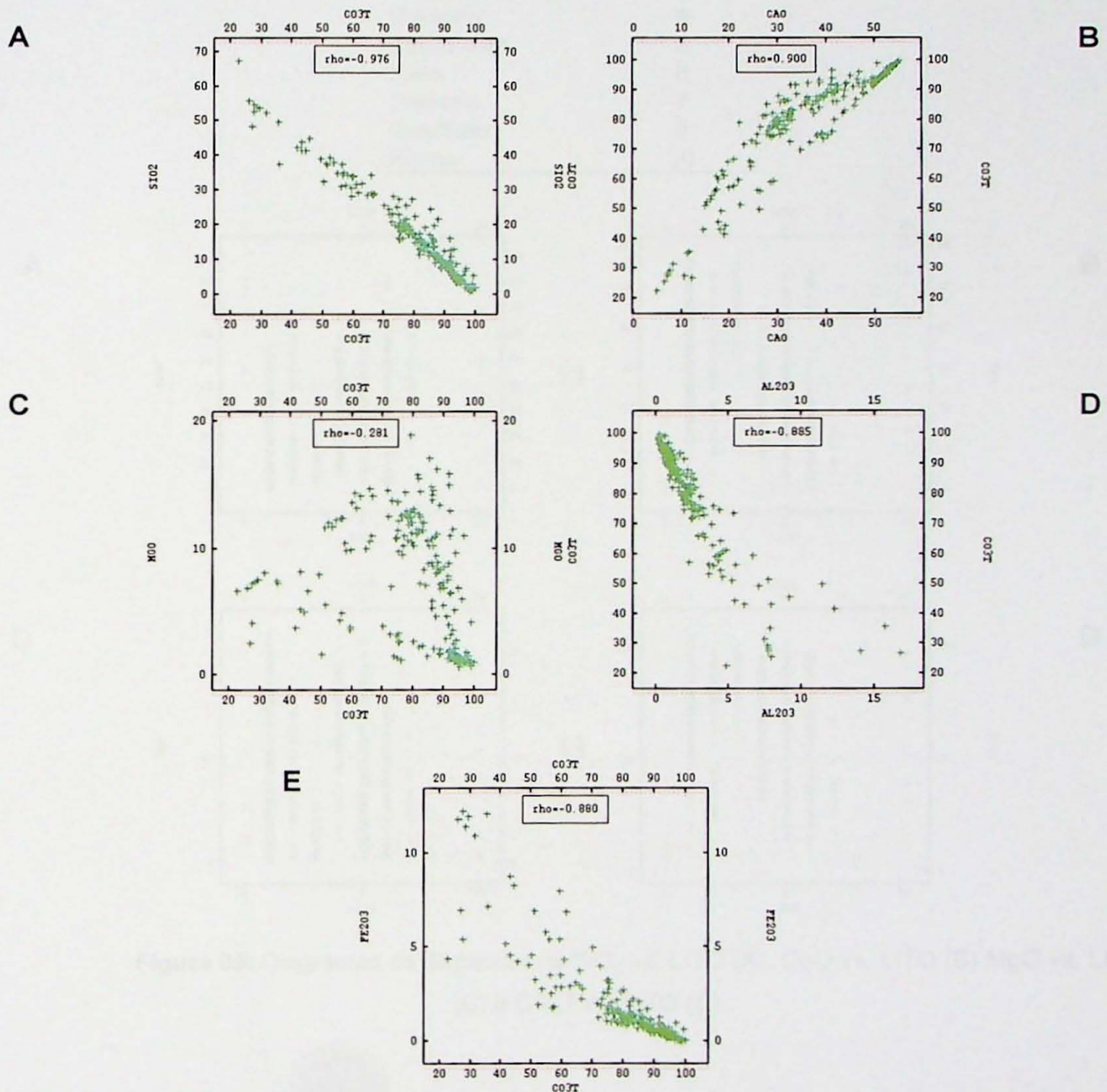


Figura 04: Diagramas de dispersão de SiO₂ vs. CO₃T (A), CO₃T vs. CaO (B), MgO vs. CO₃T (C), CO₃T vs. Al₂O₃ (D) e Fe₂O₃ vs. CO₃T (E).

Foi proposta, na fase inicial do trabalho, a modelagem geológica tridimensional utilizando as rochas descritas em campo. Antes de realizar a modelagem, testou-se a

confiabilidade dessas descrições por meio de diagramas de dispersão das principais variáveis de interesse com as litologias descritas em campo. A Tabela 09 apresenta as classificações das litologias descritas em campo.

Tabela 09: Tipos litológicos descritos nas amostras de testemunho de sondagem.

Tipos litológicos	LITO
Solo	0
Calcário calcítico	1
Calcário dolomítico	2
Calcário impuro	3
Dolomito	4
Calcio xisto	5
Xisto	6
Diabasio	7
Quartzito	8
Fenda	10

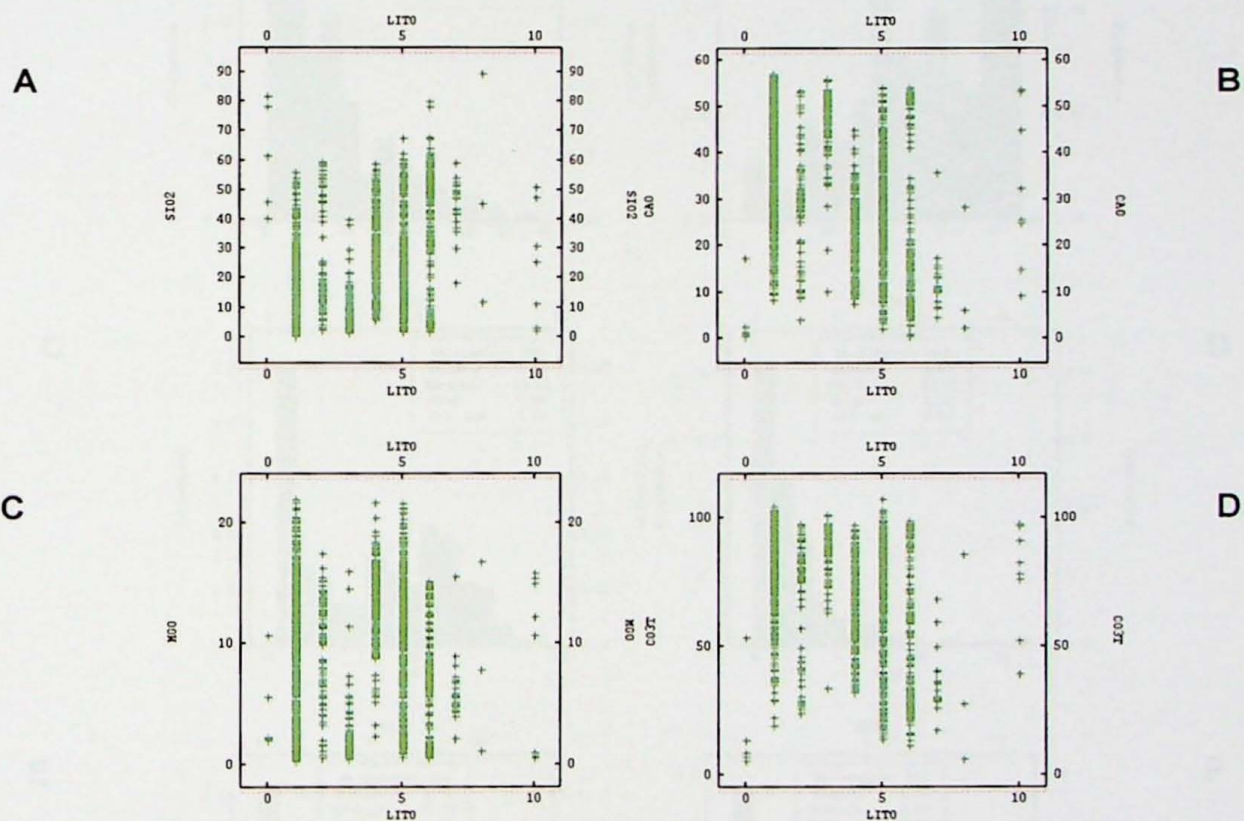


Figura 05: Diagramas de dispersão da SiO₂ vs. LITO (A), CaO vs. LITO (B) MgO vs. LITO (C) e CO₃T vs. LITO (D).

Feita esta análise decidiu-se não usar as litologias descritas nos testemunhos de sondagens e também não gerar o modelo geológico por wireframes, pois esta em muitos casos como se pode observar na Figura 05 (A a D), os teores analisados em muitos casos, não correspondem com as definições conhecidas para cada tipos de minério. Nas descrições de testemunhos ocorrem calcários calcíticos com teores de SiO₂ acima de

10% (Figura 05A), também ocorrem calcários calcíticos com altos teores de MgO, como pode ser visto na Figura 05C, entre outras incoerências. Isso se deve a dificuldade do reconhecimento visual desses litotipos, que em muitas vezes só podem ser diferenciados com o auxílio de HCl.

4.2.3. Distribuições de Frequências.

Foram elaborados os histogramas para as nove variáveis de interesse e também para carbonato total, Figura 06A e B (A a J).

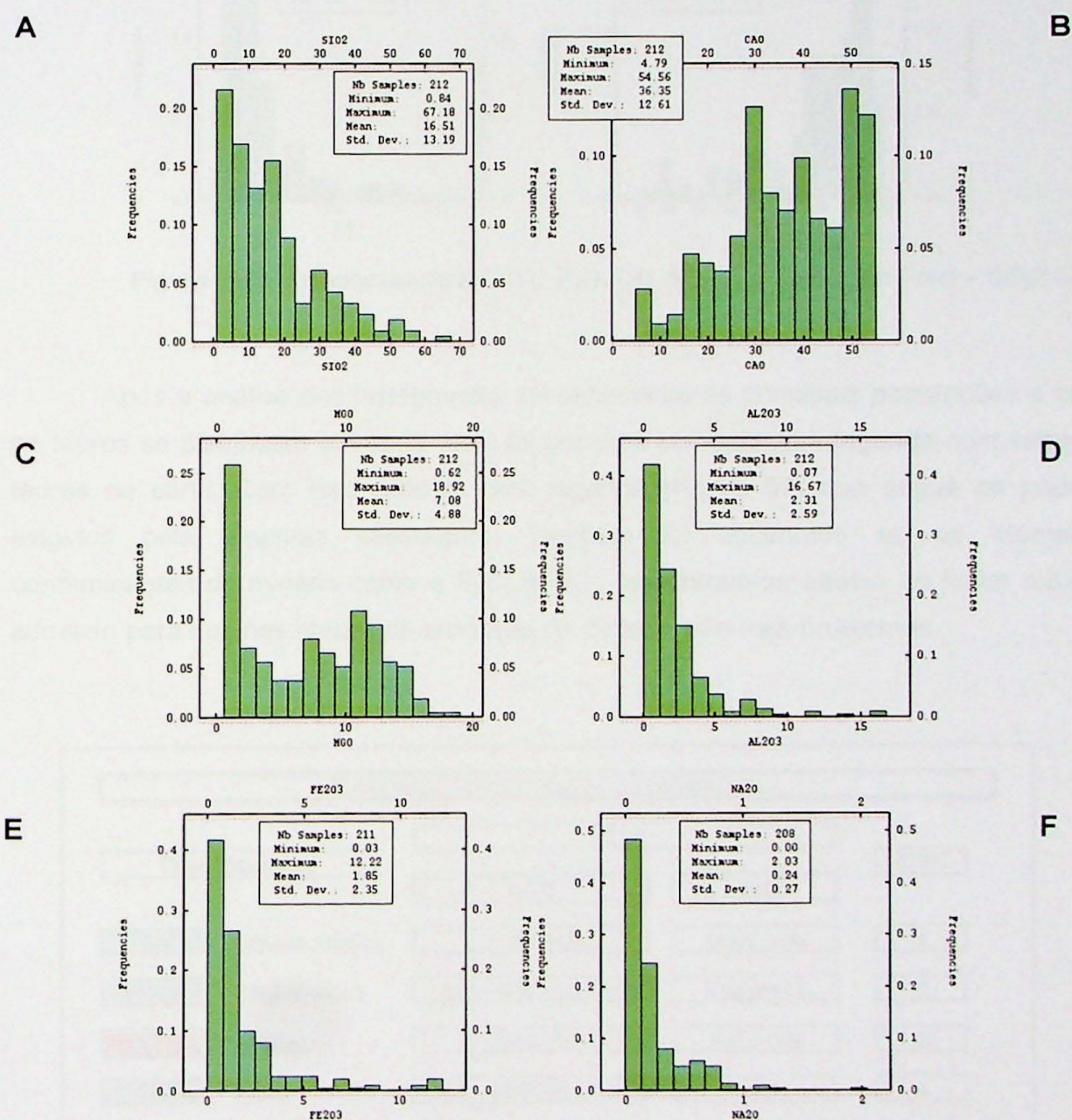


Figura 06A: Histogramas da SiO₂ (A), CaO (B), MgO (C), Al₂O₃ (D), Fe₂O₃ (E), Na₂O (F),

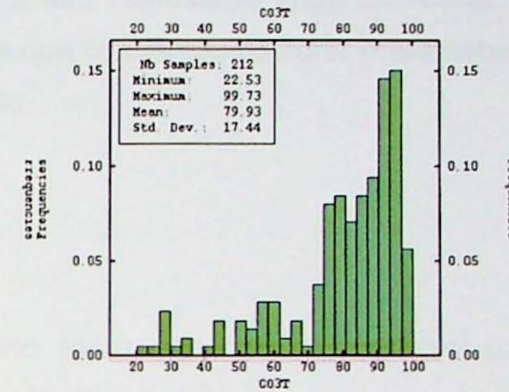
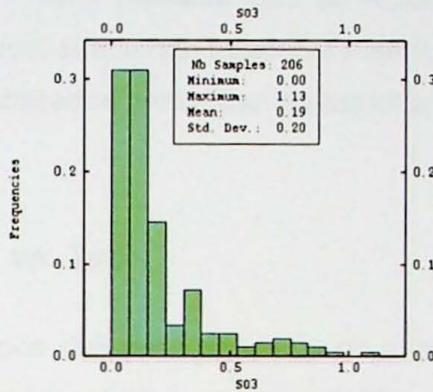
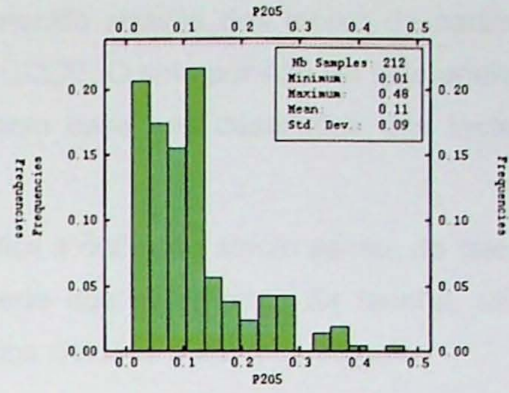
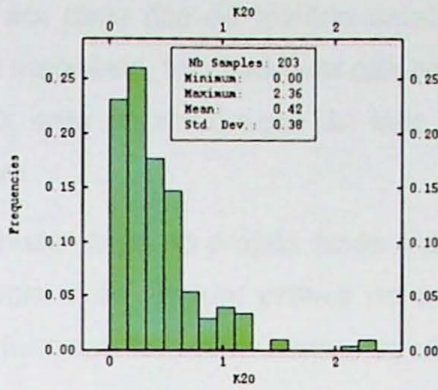


Figura 06B: Histogramas do K_2O (G), P_2O_5 (H), SO_3 (I) e Carbonato Total – CO_3T (J).

Após a análise dos histogramas, reconhecendo as principais populações e como os teores se distribuem em cada uma, foi possível elaborar uma legenda com base em teores de corte. Com isso criou-se uma legenda (Figura 07) que segue os padrões exigidos pela empresa contratante. Também foi observado se os elementos contaminantes do minério como o P_2O_5 e SO_3 , encontram-se abaixo do limiar máximo admitido para que nas etapas de produção do clínquer não haja problemas.

CLASSIFICAÇÃO DOS TIPOS DE MINÉRIO/ESTÉRIL				
Tipos Litúrmicas		TEOR		CODE
		CO_3T	MgO	
CD	Calcaria calcética	$CO_3T \geq 90\%$	$MgO \leq 12\%$	1
CI	Calcaria impura	$CO_3T \geq 80\%$ AND $\leq 90\%$	$MgO \leq 12\%$	2
DL	Dalamita	$CO_3T \geq 80$	$MgO \geq 12\%$	3
XIST	Xistas	$CO_3T \leq 80$	---	4
SOLO	Sala	descrição das testemunhas		0

Figura 07: Legenda dos tipos de minério e estéril, com base nos teores de carbonato total e óxido de magnésio.

Para cada tipo de minério estabelecido através dos teores de carbonato total e óxido de magnésio, foi criado um campo CODE. O solo por não ter sido analisado recebe CODE=0, esta caracterização foi feita com base nas descrições dos testemunhos de sondagem.

Nesta etapa do projeto ainda é difícil a definição *stricto sensu*, do que é minério e estéril, pois é de comum prática no acerto dos parâmetros da farinha, utilizar rochas alumino-ferrosas, tais como xistos, calcários xistosos e até mesmo solo.

Vale ressaltar que tal legenda não representa tipos de rocha, e sim tipos litoquímicos, simulando minério e estéril, e que tais teores de corte pré-estabelecidos, são apenas utilizados nesta fase da exploração.

4.3. CODE vs. Teor.

Após definição dos tipos de minério, todas as amostras conterem um CODE no banco de dados, realizou-se nova análise estatística, agora, para se conhecer a distribuição de freqüências dos tipos de minério na jazida.

Foi realizado um histograma para cada CODE, e também uma análise estatística de cada CODE nas amostras de furo de sonda. Com essas informações já é possível ter uma idéia da viabilidade econômica do depósito, e conhecendo a freqüência com que ocorre cada tipo de minério.

Com a análise preliminar dos valores obtidos (Figura 08 e Tabela 10), é possível afirmar que o depósito tem um bom potencial, visto que o minério principal, CODE 1, ocorre com alta freqüência aproximadamente 33% e com variabilidade muito baixa. O CODE 2 que por apresentar média de CaO de 39%, não deve ser aproveitado totalmente como minério, mas é provável que uma porção dele possa ser utilizada no acerto da farinha. Os dolomitos representados pelo CODE 3 ocorrem com baixa freqüência no depósito, menos de 10%, e apresentam uma baixa variabilidade, fato interpretado como adequado, pois estas rochas são estéries. E por último, o principal estéril do depósito o CODE 4 ocorre como a rocha de maior freqüência, maior inclusive que os calcários calcíticos, com aproximadamente 35%, apresentam alta variabilidade em SiO₂ e CaO, pois congregam deste calcários xistosos até xistos rico em sílica.

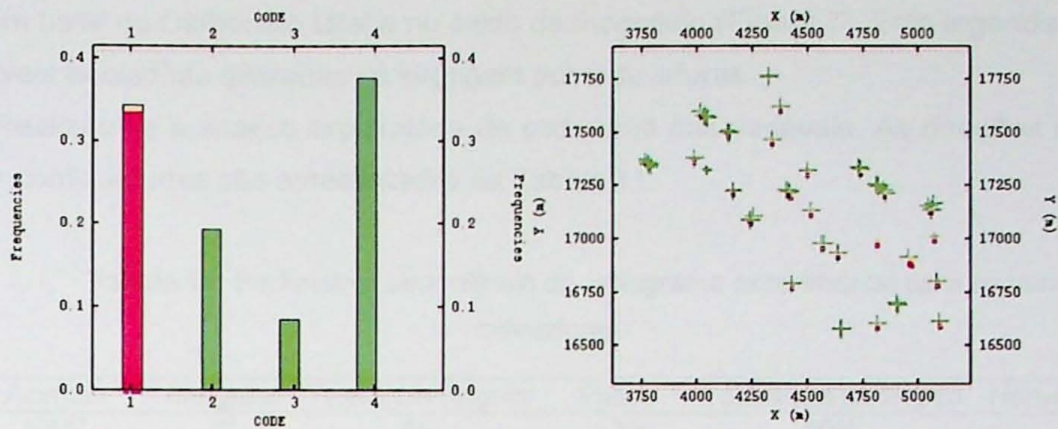


Figura 08: Histograma do CODE, em vermelho CODE=1 (A), e localização das amostras com destaque para o CODE=1 em vermelho (B).

Tabela 10: Análise estatística dos óxidos principais em função do CODE.

Tipo	Variáveis	Amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CODE 1	CaO	73	38.41	54.56	49.49	3.94	15.49	0.08
	MgO	73	0.62	11.51	2.74	2.79	7.76	1.01
	SiO ₂	73	0.84	12.83	4.88	2.27	5.14	0.46
	Al ₂ O ₃	73	0.07	1.61	0.60	0.30	0.09	0.50
	Fe ₂ O ₃	72	0.03	1.00	0.41	0.21	0.04	0.51
CODE 2	CaO	41	31.65	47.56	39.06	4.46	19.85	0.11
	MgO	41	1.44	11.99	7.64	3.20	10.22	0.42
	SiO ₂	41	7.30	19.32	11.95	2.82	7.94	0.24
	Al ₂ O ₃	41	0.69	2.66	1.44	0.50	0.25	0.35
	Fe ₂ O ₃	41	0.46	2.25	1.00	0.43	0.19	0.44
CODE 3	CaO	18	26.82	36.15	30.81	2.33	5.42	0.08
	MgO	18	12.04	17.13	14.29	1.41	2.00	0.10
	SiO ₂	18	8.84	24.62	15.68	4.11	16.88	0.26
	Al ₂ O ₃	18	0.86	2.54	1.80	0.54	0.29	0.30
	Fe ₂ O ₃	18	0.82	1.70	1.24	0.26	0.07	0.21
CODE 4	CaO	80	4.79	41.50	24.21	8.96	80.33	0.37
	MgO	80	1.16	18.92	9.13	4.14	17.10	0.45
	SiO ₂	80	14.84	67.18	29.65	11.89	141.30	0.40
	Al ₂ O ₃	80	1.67	16.67	4.44	3.13	9.81	0.71
	Fe ₂ O ₃	80	0.93	12.22	3.72	2.93	8.60	0.79

4.4. Análise geoestatística.

4.4.1. Estimativa de litologias.

Segundo Koike *et. al.* (2001), o conteúdo químico é reflexo direto da litologia, portando a construção de um modelo de distribuição litológica tridimensional (modelo geológico 3D) é, antes de qualquer coisa, necessário para a estimativa do conteúdo de uma determinada variável de interesse (p. ex., teor).

Como visto anteriormente, por dificuldades no reconhecimento visual na descrição dos testemunhos de sondagem, e pela necessidade se conhecer os calcários com altos teores de CaO, as rochas com alto MgO e alta SiO₂, foi elaborada uma legenda de teores de

corde com base no Carbonato total e no óxido de magnésio (Figura 7). Esta legenda originou as variáveis booleanas utilizadas na krigagem por indicadoras.

Realizou-se a análise exploratória de cada uma das variáveis. As direções de maior e menor continuidades são apresentadas na Tabela 11.

Tabela 11: Parâmetros para cálculo do variograma experimental para as variáveis indicadoras.

Direção	Azimute	Mergulho	Tolerância Angular	Passo	Tolerância do Passo	Número de Passos
D-1	N45°	0°	45°	120	50%	7
D-2	N135°	0°	45°	120	50%	7
D-3	D-90 - vertical	90°	45°	15	50%	10

Os variogramas horizontais e verticais foram ajustados para as quatro variáveis indicadoras (VB1, VB2, VB3 e VB4). Os variogramas experimentais e seus respectivos modelos encontram-se nas Figuras 09 a 12.

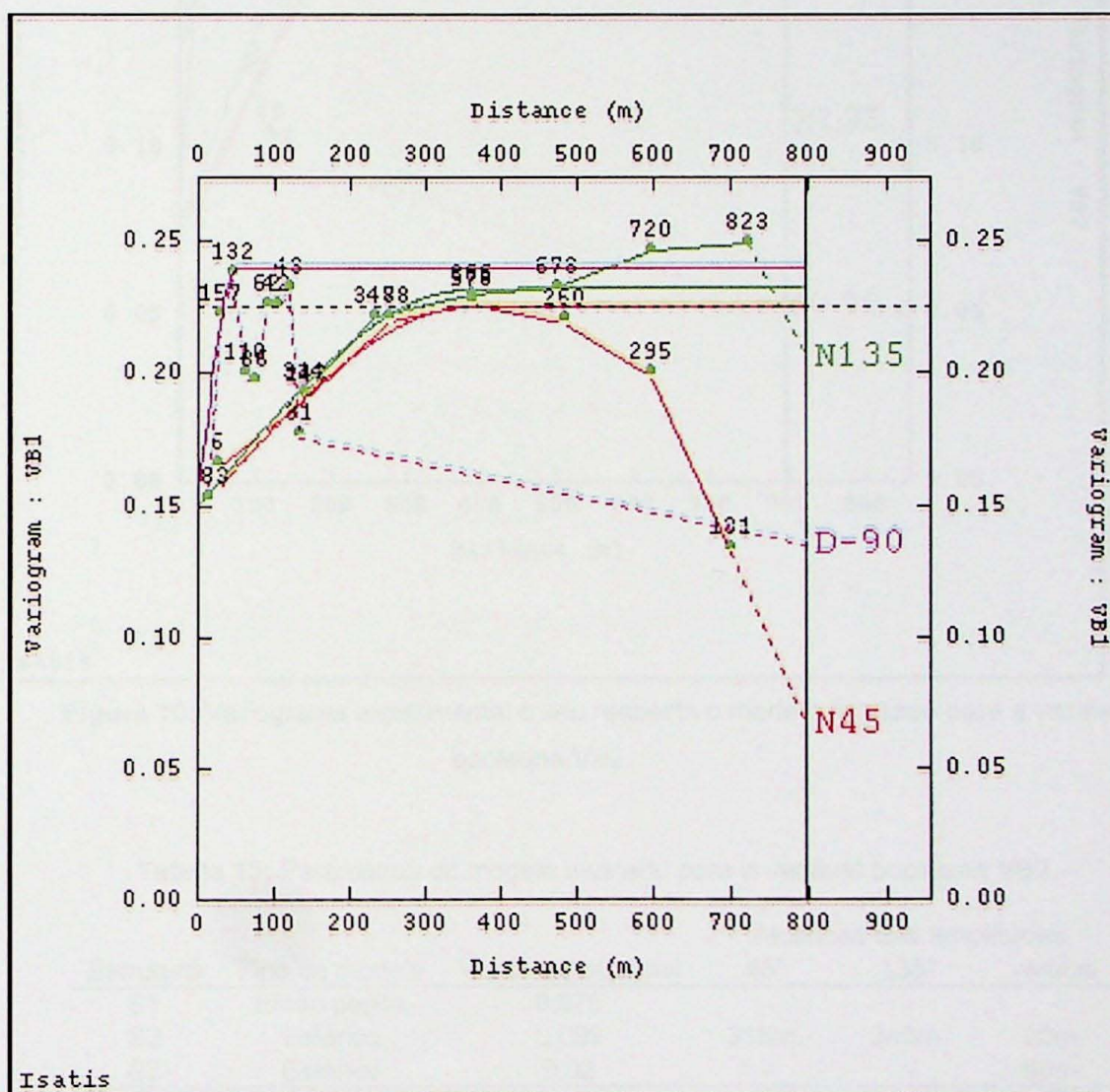


Figura 09: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável booleana VB1.

Tabela 12: Parâmetros do modelo ajustado para a variável booleana VB1.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			45°	135°	vertical
S1	Efeito pepita	0.15	-	-	-
S2	Esférico	0.077	360m.	350m.	50m.
S3	Esférico	0.0057	-	550m.	55m.
S4	Esférico	0.009	-	-	55m.

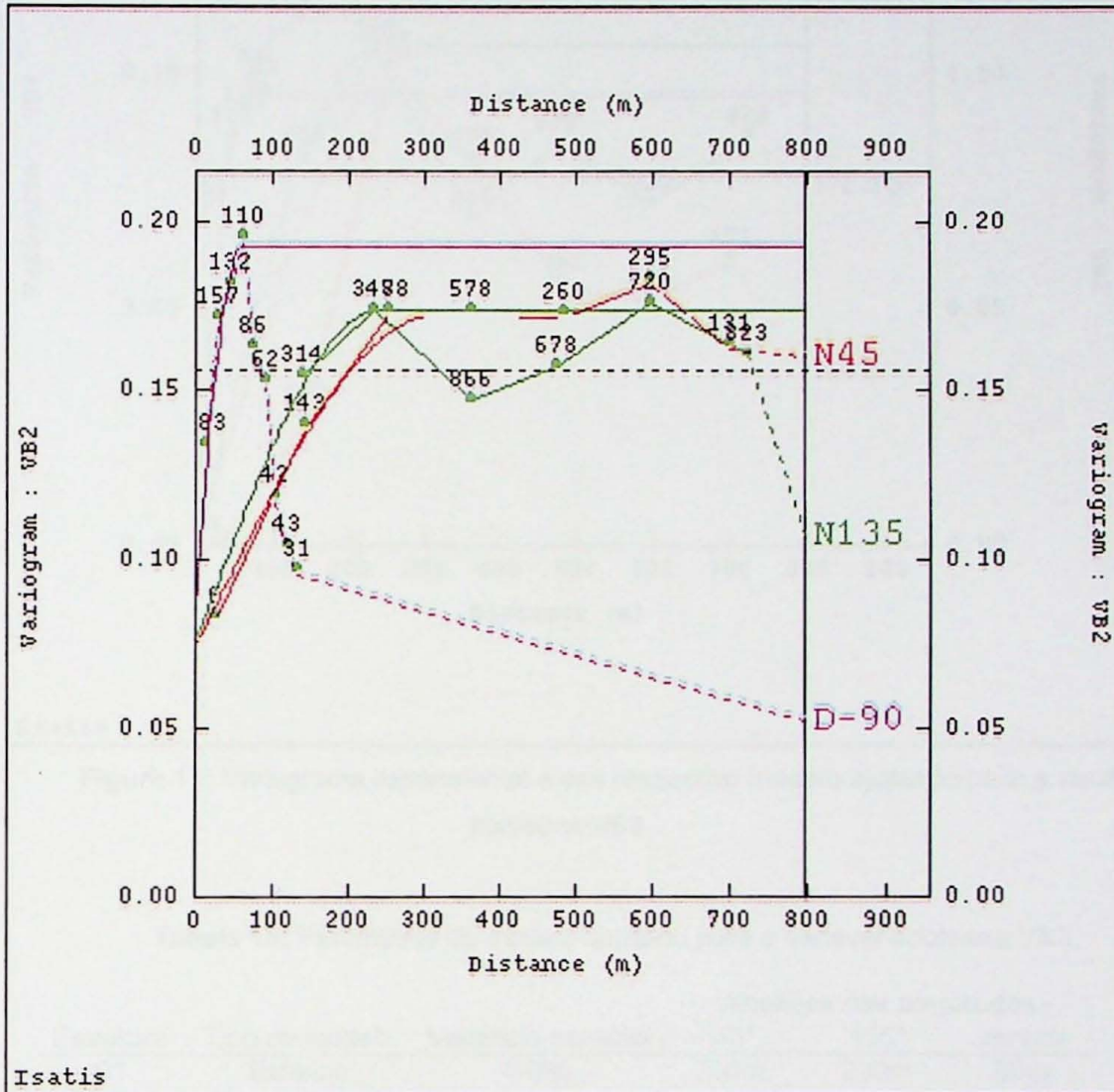


Figura 10: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável booleana VB2.

Tabela 13: Parâmetros do modelo ajustado para a variável booleana VB2.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			45°	135°	vertical
S1	Efeito pepita	0.075	-	-	-
S2	Esférico	0.099	315m.	240m.	20m.
S3	Esférico	0.02	-	-	60m.

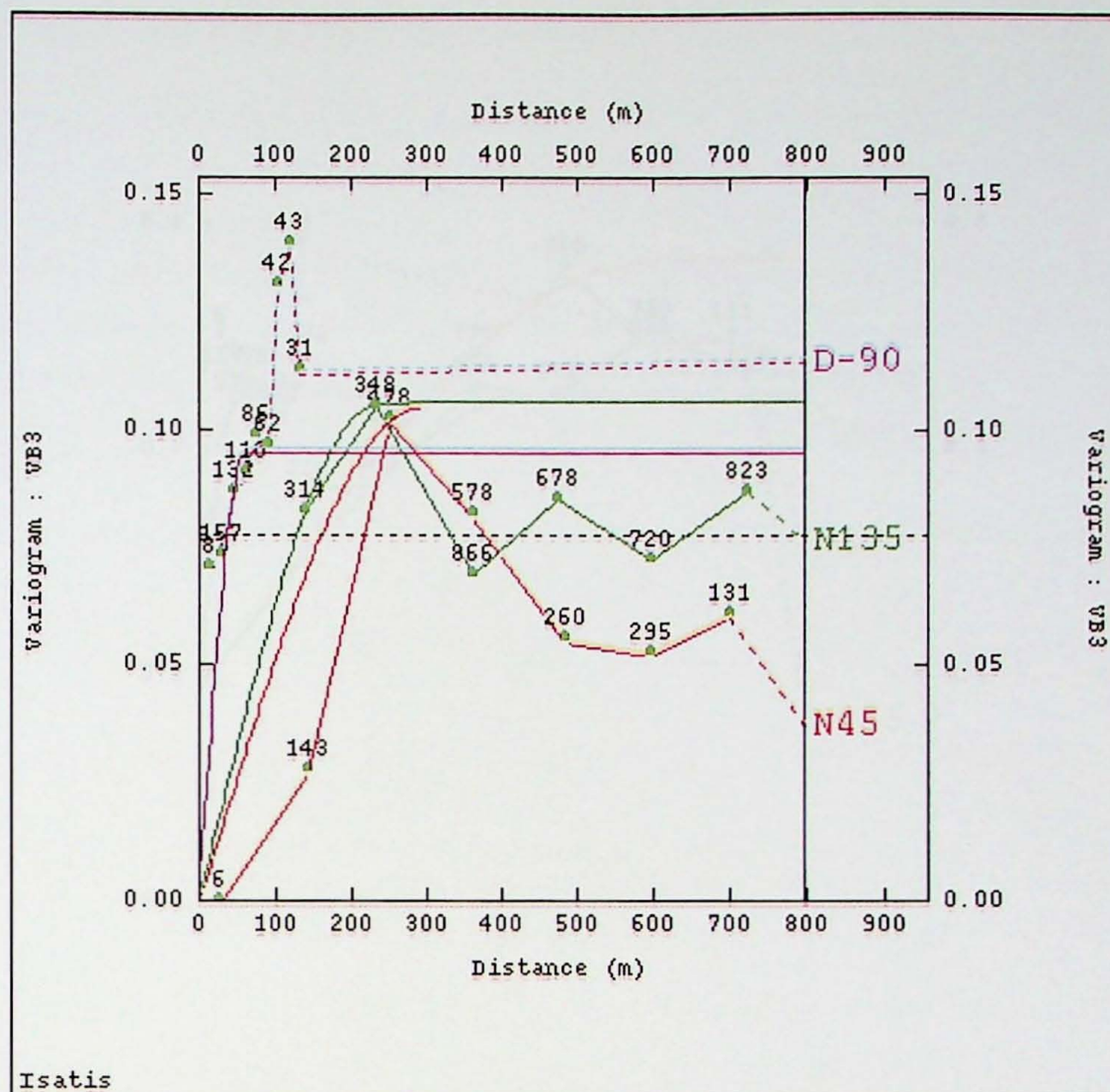


Figura 11: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável booleana VB3.

Tabela 14: Parâmetros do modelo ajustado para a variável booleana VB3.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			45°	135°	vertical
S1	Esférico	0.096	290m.	230m	60m
S2	Esférico	0.099	320m.	300m.	-

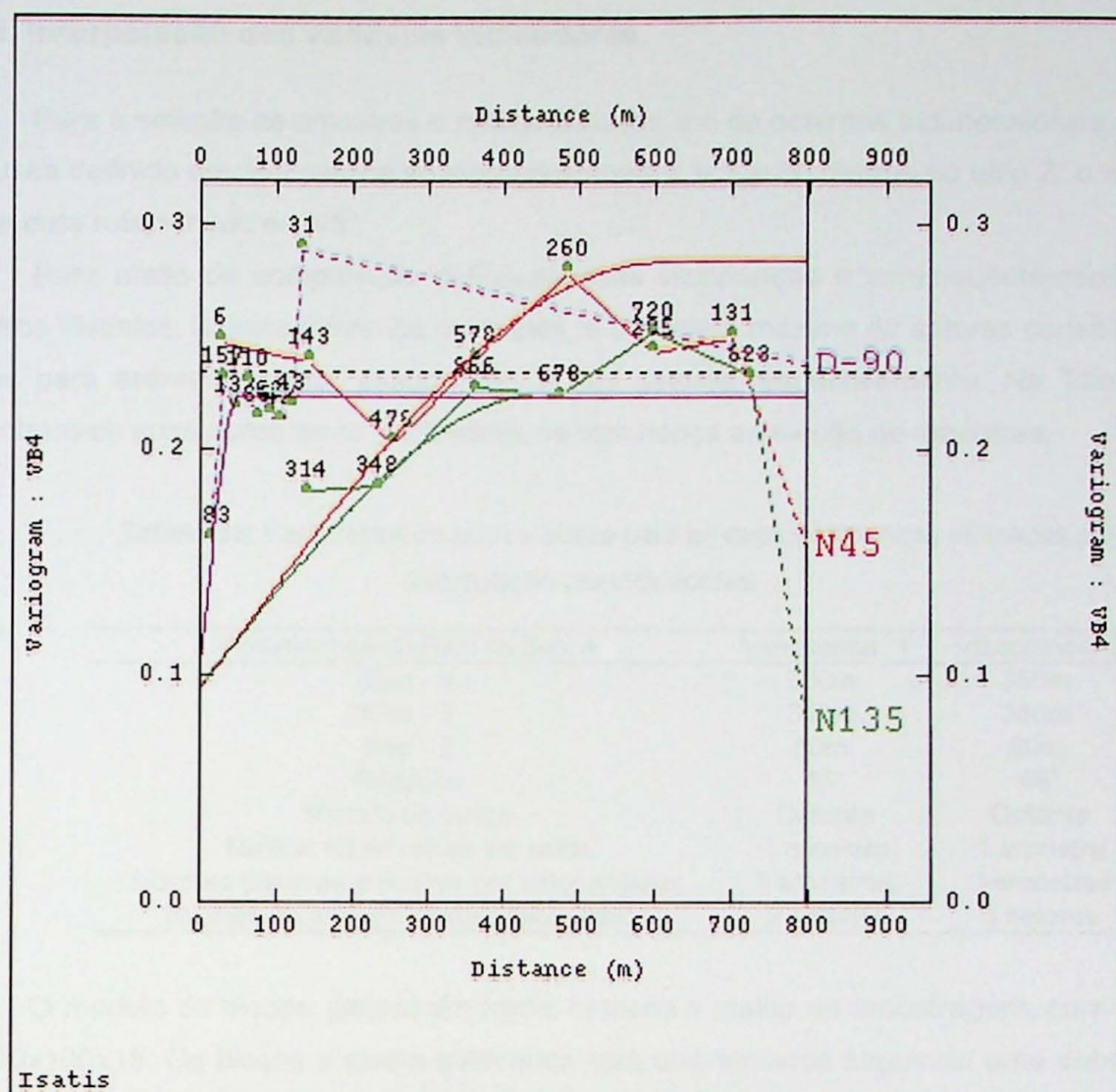


Figura 12: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável booleana VB4.

Tabela 15: Parâmetros do modelo ajustado para a variável booleana VB4.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			45°	135°	vertical
S1	Efeito pepita	0.095	-	-	-
S2	Esférico	0.131	600m.	460m.	50m.
S3	Esférico	0.06	625m.	-	-

Os modelos de variograma ajustados para as quatro variáveis booleanas mostram que com exceção do variograma da variável VB4, os outros apresentam de uma forma geral, anisotropia geométrica para as direções horizontais.

Os variogramas das variáveis VB1 e VB4 apresentam-se melhor estruturados, em razão de ocorrerem em maior frequência dentro do depósito, já a frequência das outras duas variáveis vem a ser bem menor, como observado nas Figuras 09 e 12.

4.4.2. Interpolação das variáveis indicadoras.

Para a seleção de amostras o critério utilizado e o de octantes tridimensionais, o raio de busca definido em 350 metros ao longo dos eixos X e Y e 60 metros no eixo Z, o eixo de busca esta rotacionado em 45°.

Para efeito de comparação definiu-se duas vizinhanças e conseqüentemente dois modelos distintos, a única diferença entre eles, é o número máximo de setores consecutivos vazios para estimar o bloco, usados dois e três setores respectivamente. Na Tabela 16 encontram-se sumariamente os parâmetros de vizinhança e seleção de amostras.

Tabela 16: Parâmetros do raio de busca para as duas vizinhanças utilizadas para a interpolação por indicadoras.

Parâmetros do Raio de Busca	Vizinhança 1	Vizanhinça 2
Eixo - X	350m.	350m.
Eixo - Y	350m.	350m.
Eixo - Z	60m.	60m.
Rodação	45°	45°
Método de busca	Octante	Octante
Mínimo de amostras por setor	1 amostra	1 amostra
Número ótimo de amostras por setor angular	3 amostras	3 amostras
Número de setores consecutivos vazios	2 setores	3 setores

O modelo de blocos, gerado em *Isatis*, respeita a malha de amostragem, com blocos de 100x100x15. Os blocos a serem estimados está discretizados seguindo uma subdivisão de 2x2x1.

Como o objetivo é realizar a estimativa dos tipos litoquímicos e não o conhecimento da variância de estimativa associada à mesma o método requer um passo adicional que vem a ser o agrupamento de todas as estimativas das variáveis indicadoras e estabelecer aquele com a maior probabilidade de ocorrência como sendo o mais representativo.

Comparando os dois modelos estimados é possível ver uma diferença significativa no número de blocos estimados (Tabela 17 e Figuras 13 e 14), isso reflete-se na avaliação de recursos, uma vez que a interpolação de teores será restringida pelo modelo litoquímico probabilístico. Decidiu-se prosseguir com as estimativas em ambos os modelos, para comparar os resultados obtidos no final dos trabalhos de avaliação.

Tabela 17: Número de blocos estimados para os dois modelos, com vizinhanças 1 e 2.

Tipo litoquímico - CODE		Vizinhança 1	Vizinhança 2
		N° de blocos	N° de blocos
CC	1	829	1100
CI	2	266	402
DOL	3	138	192
XIST	4	833	1332
Total de blocos estimados		2066	3026

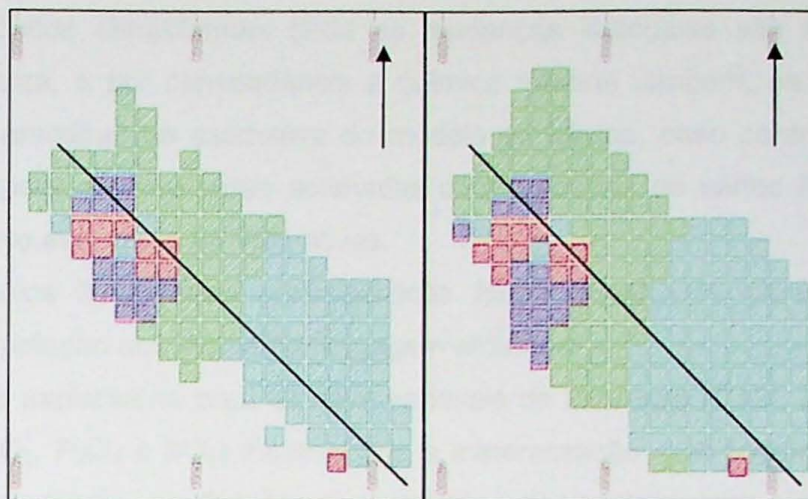


Figura 13: Mapa do Nível 840 dos modelos litoquímicos probabilísticos. A esquerda modelo estimado com no máximo dois setores consecutivos vazios por octante (vizinhança 1). A direita modelo estimado com no máximo três setores consecutivos vazios por octante (vizinhança2). Notar a diferença na quantidade de blocos estimados em ambos os modelos.

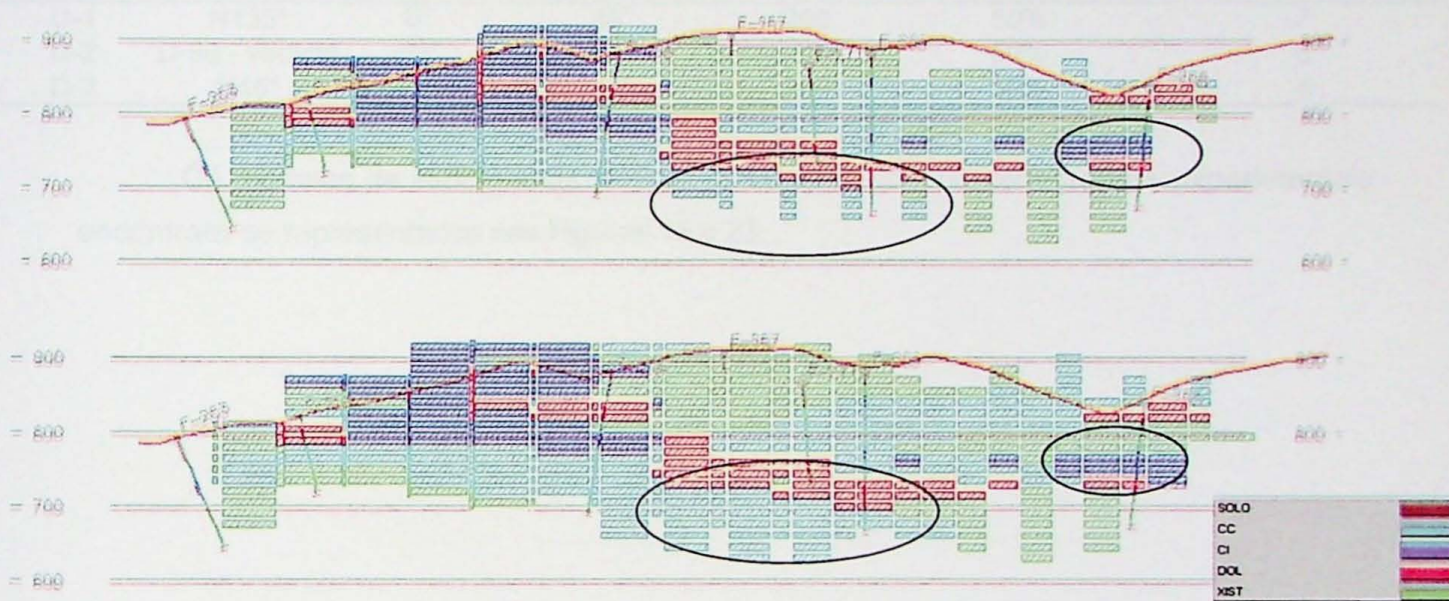


Figura 14: Perfil do modelo geológico probabilístico estimado a partir das variáveis indicadoras, e com respectivamente no máximo dois e três setores consecutivos vazios por octante. Notar a diferença nas áreas demarcadas.

4.4.3. Estimativa de teores.

Nas estimativas de teores dos óxidos as informações obtidas por krigagem das variáveis indicadoras (KI) são utilizadas. Para tal, o modelo de blocos estimado para as litologias é o mesmo das estimativas por krigagem ordinária (KO). Neste caso, como os blocos já possuem a informação dos tipos litoquímicos, para a estimativa dos teores, apenas as amostras vizinhas que possuem o mesmo tipo litoquímico do bloco estimado deve ser considerada.

Em depósitos estratiformes onde as mudanças litológicas são abruptas de uma camada para outra, e por conseqüência a química mineral também, se faz necessário a separação das amostras na estimativa do modelo de blocos, caso contrario as zonas de contados geológicos sempre serão estimadas com amostras de vários litotipos, com isso aumenta-se o erro associado as estimativas.

Os modelos litoquímicos probabilísticos foram importados para *Isatis*, onde foi realizada a interpolação dos teores por krigagem ordinária.

A análise exploratória para as nove variáveis de interesse (CaO, MgO, Si₂O, Al₂O₅, Fe₂O₅, NaO₅, KO₂, P₂O₅ e SO₃) mostrou que a mineralização está fortemente influenciada por controles estruturais. As direções e parâmetros dos variogramas experimentais estão apresentados na Tabela 18.

Tabela 18: Parâmetros para cálculo do variograma experimental teores de óxidos.

Direção	Azimute	Mergulho	Tolerância Angular	Passo	Tolerância do Passo	Número de Passos
D-1	N135°	0°	45°	200	50%	7
D-2	D-90 - vertical	90°	45°	15	50%	8
D-3	N45°	0°	45°	200	50%	4

Os modelos de variogramas teóricos juntamente com os variogramas experimentais encontram-se representados nas Figuras 15 a 23.

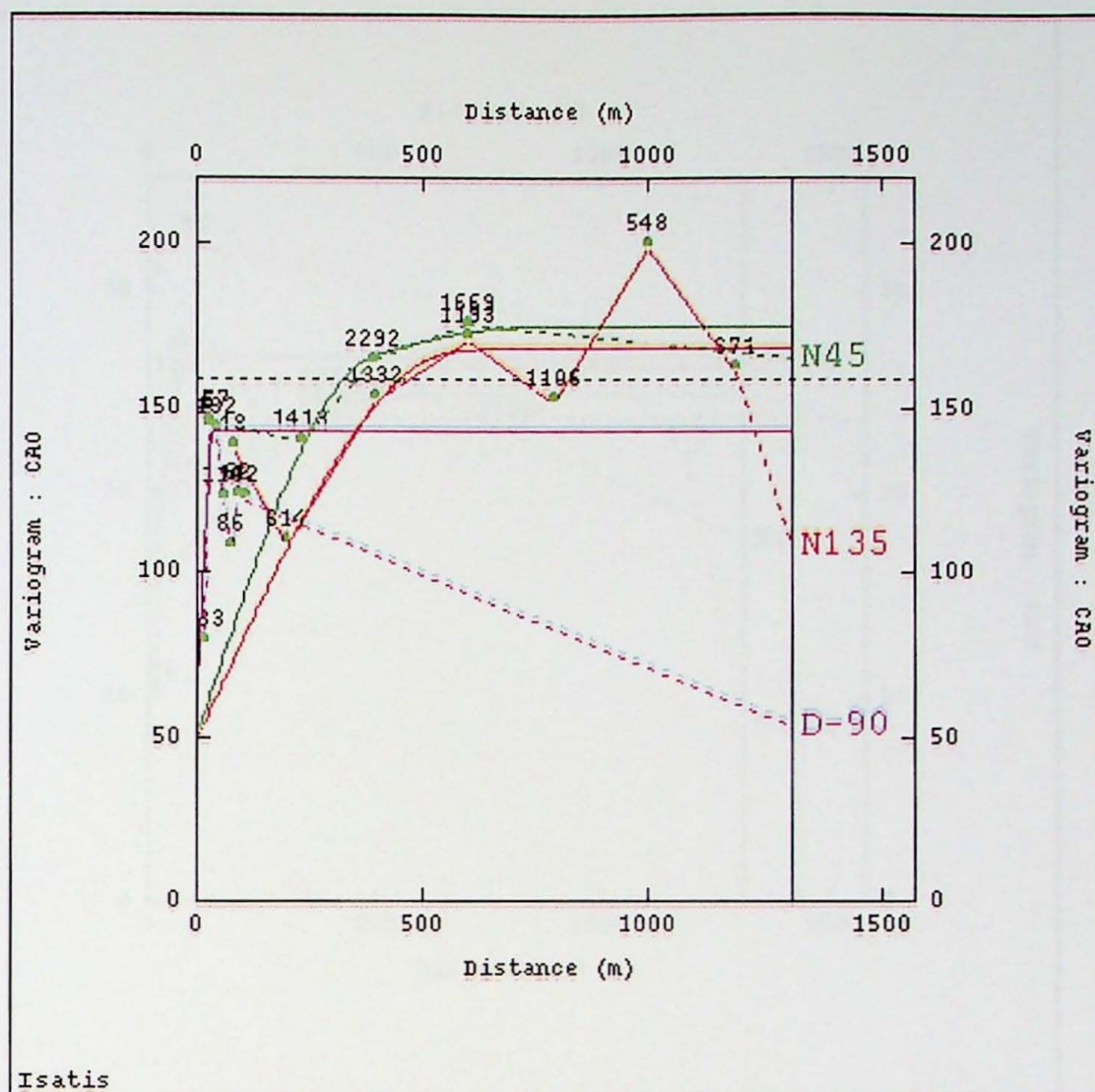


Figura 15: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável CaO.

Tabela 19: Parâmetros do modelo ajustado para a variável CaO.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	50	-	-	-
S2	Esférico	95	560m.	390m.	40m.
S3	Esférico	25	700m.	750m.	-
S4	Esférico	5	-	775m.	-

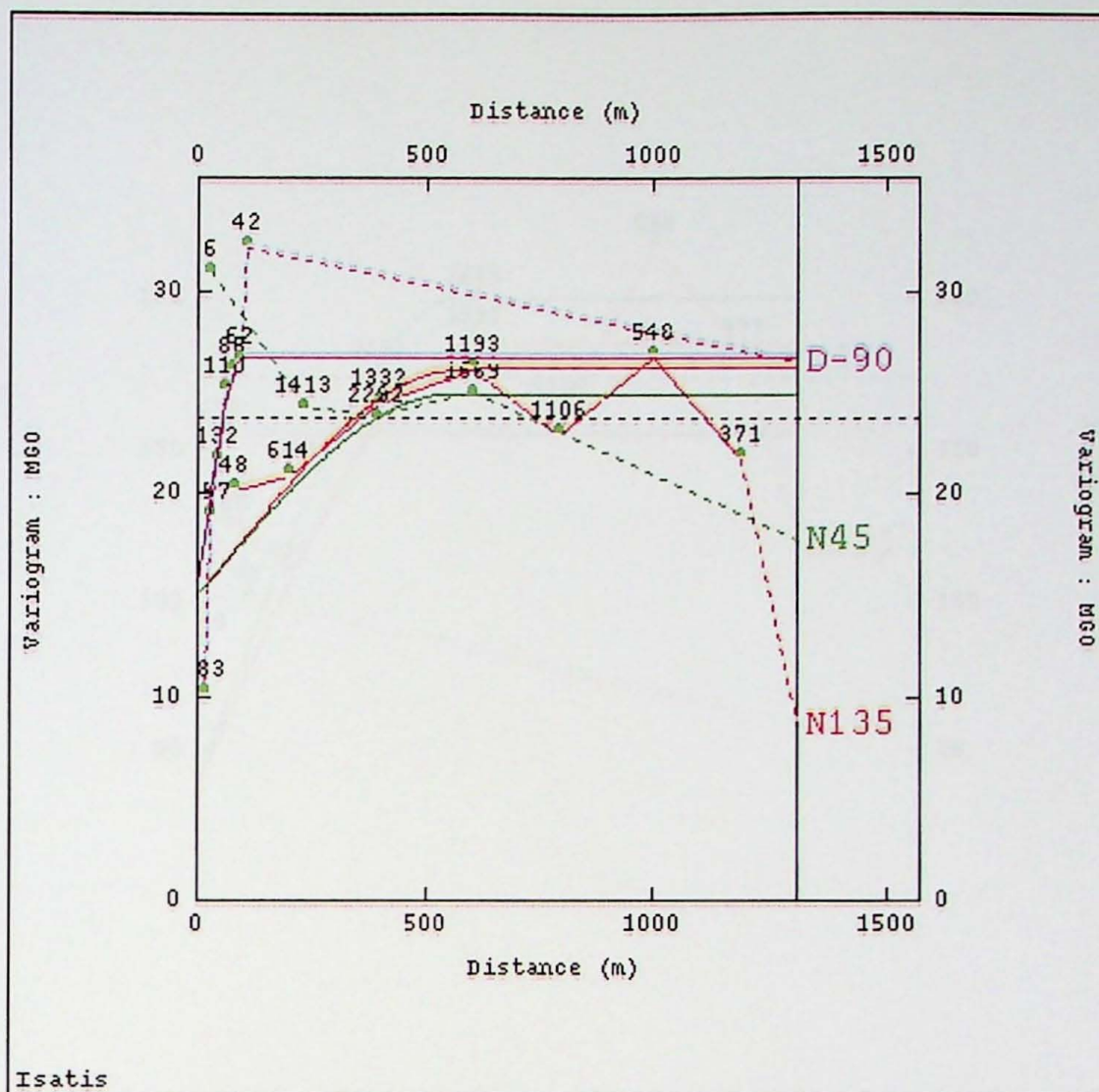


Figura 16: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável MgO.

Tabela 20: Parâmetros do modelo ajustado para a variável MgO.

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	15	-	-	-
S2	Esférico	10	550m.	550m.	100m.
S3	Esférico	1.6	800m.	-	100m.
S4	Esférico	0.4	-	-	100m.

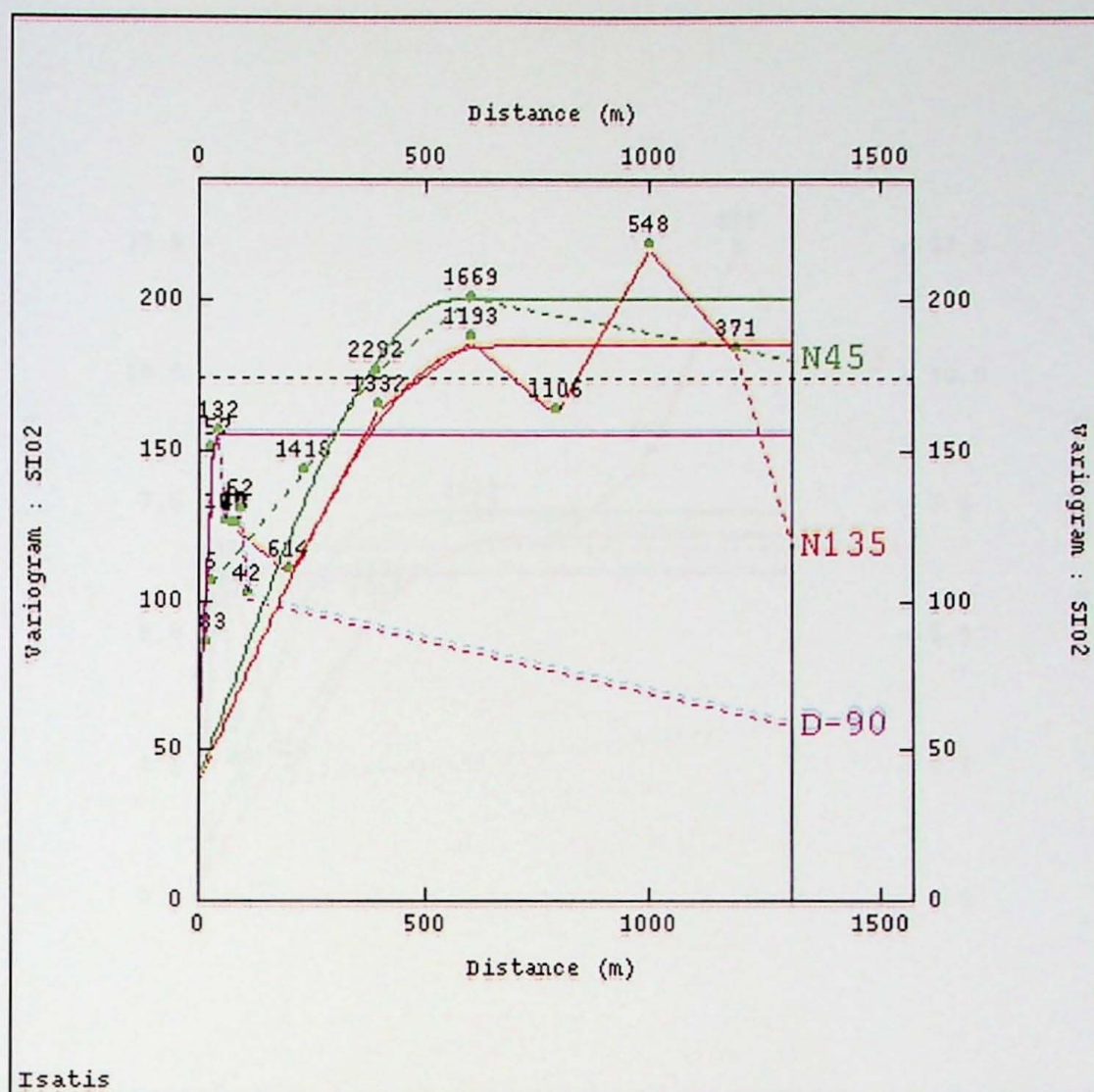


Figura 17: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável SiO_2 .

Tabela 21: Parâmetros do modelo ajustado para a variável SiO_2 .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	40	-	-	-
S2	Esférico	117	600m.	550m.	42m.
S3	Esférico	30	700m.	600m.	-
S4	Esférico	14	-	600m.	-

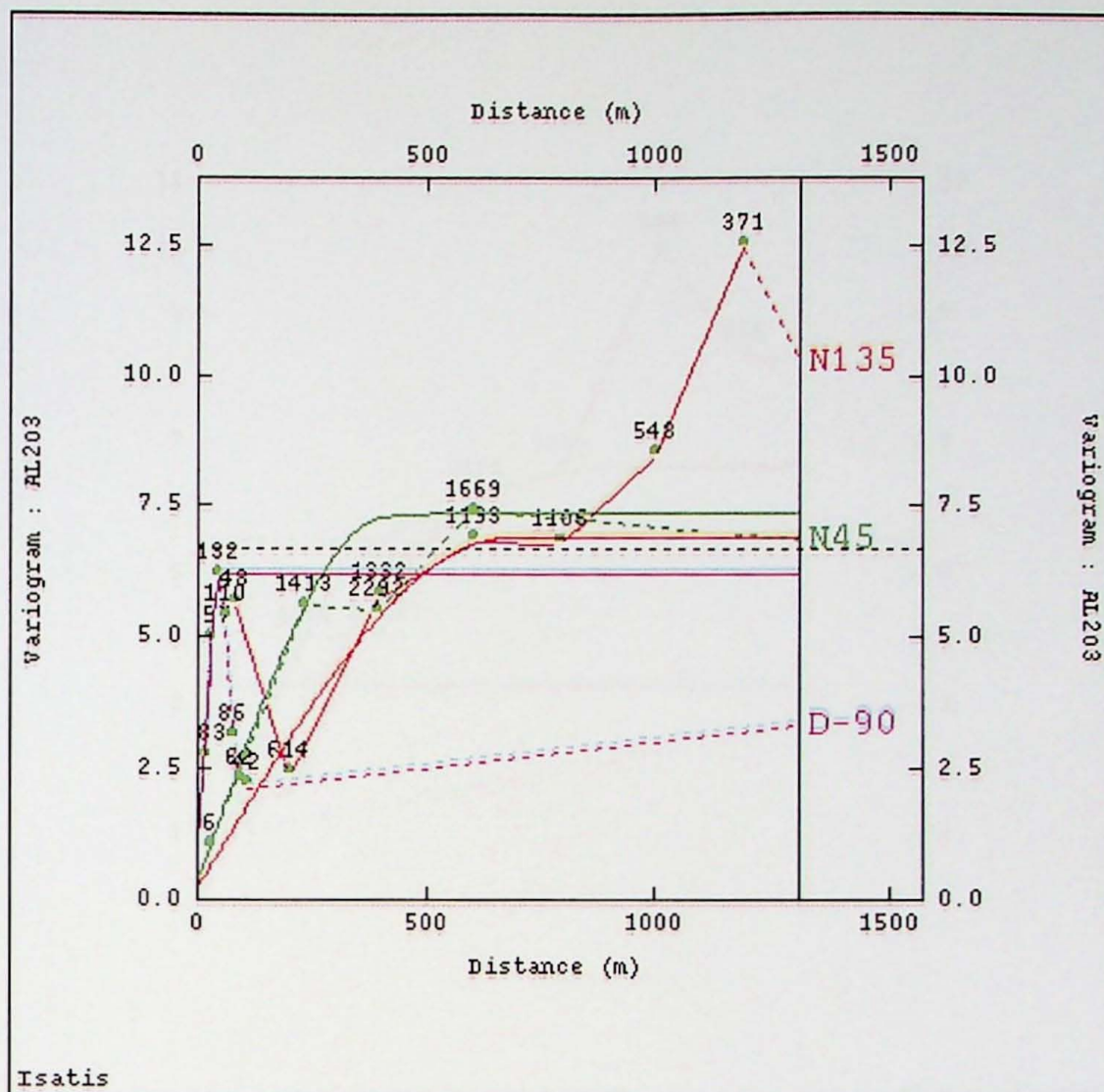


Figura 18: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável Al_2O_3 .

Tabela 22: Parâmetros do modelo ajustado para a variável Al_2O_3 .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	0.3	-	-	-
S2	Esférico	6	675m.	400m.	52m.
S3	Esférico	0.7	675m.	450	-
S4	Esférico	0.4	-	700m.	-

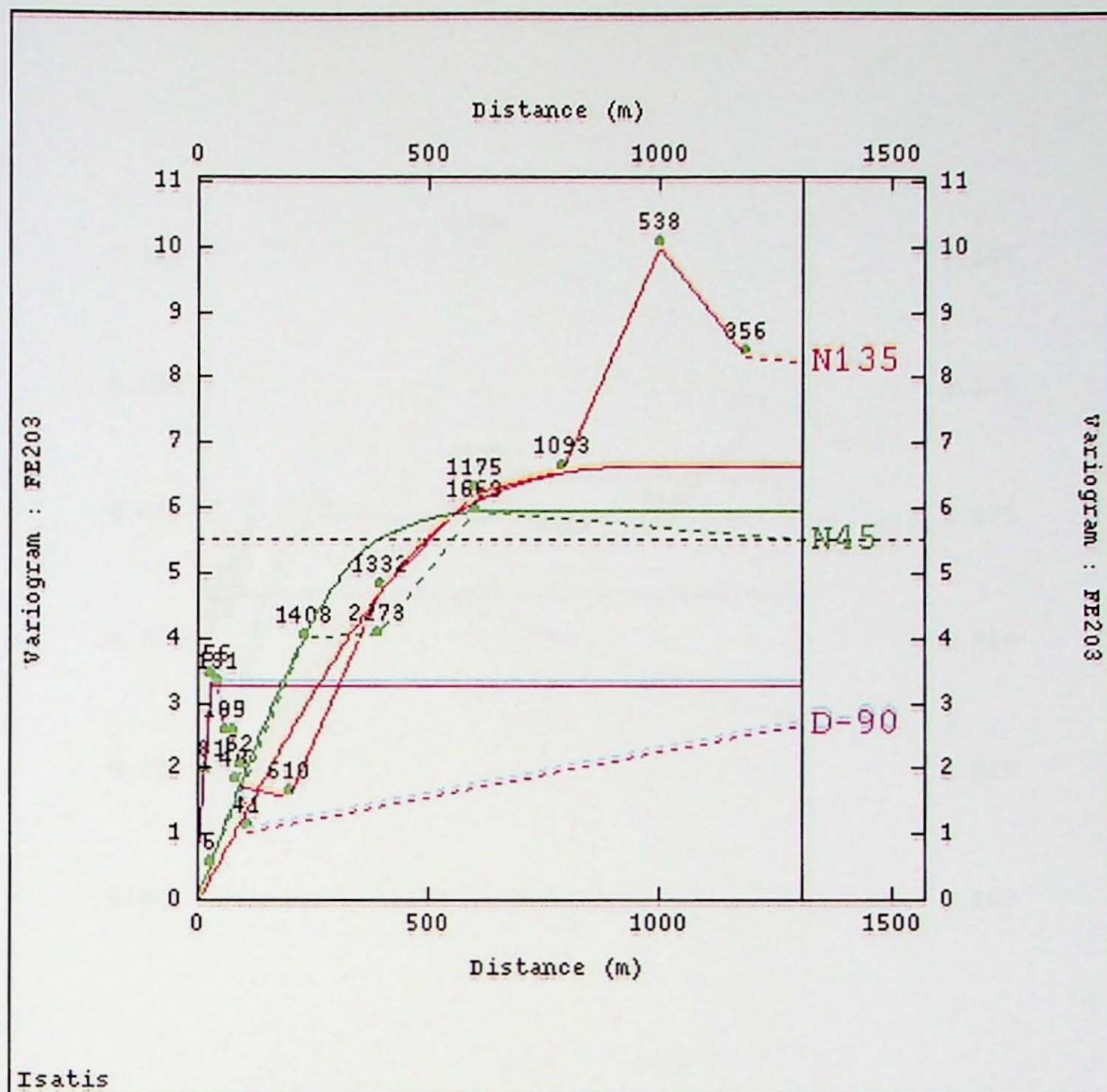


Figura 19: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável Fe_2O_3 .

Tabela 23: Parâmetros do modelo ajustado para a variável Fe_2O_3 .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Esférico	3.35	625m.	390m.	35m.
S2	Esférico	2.6	900m.	600m.	-
S3	Esférico	0.75	950m.	-	-

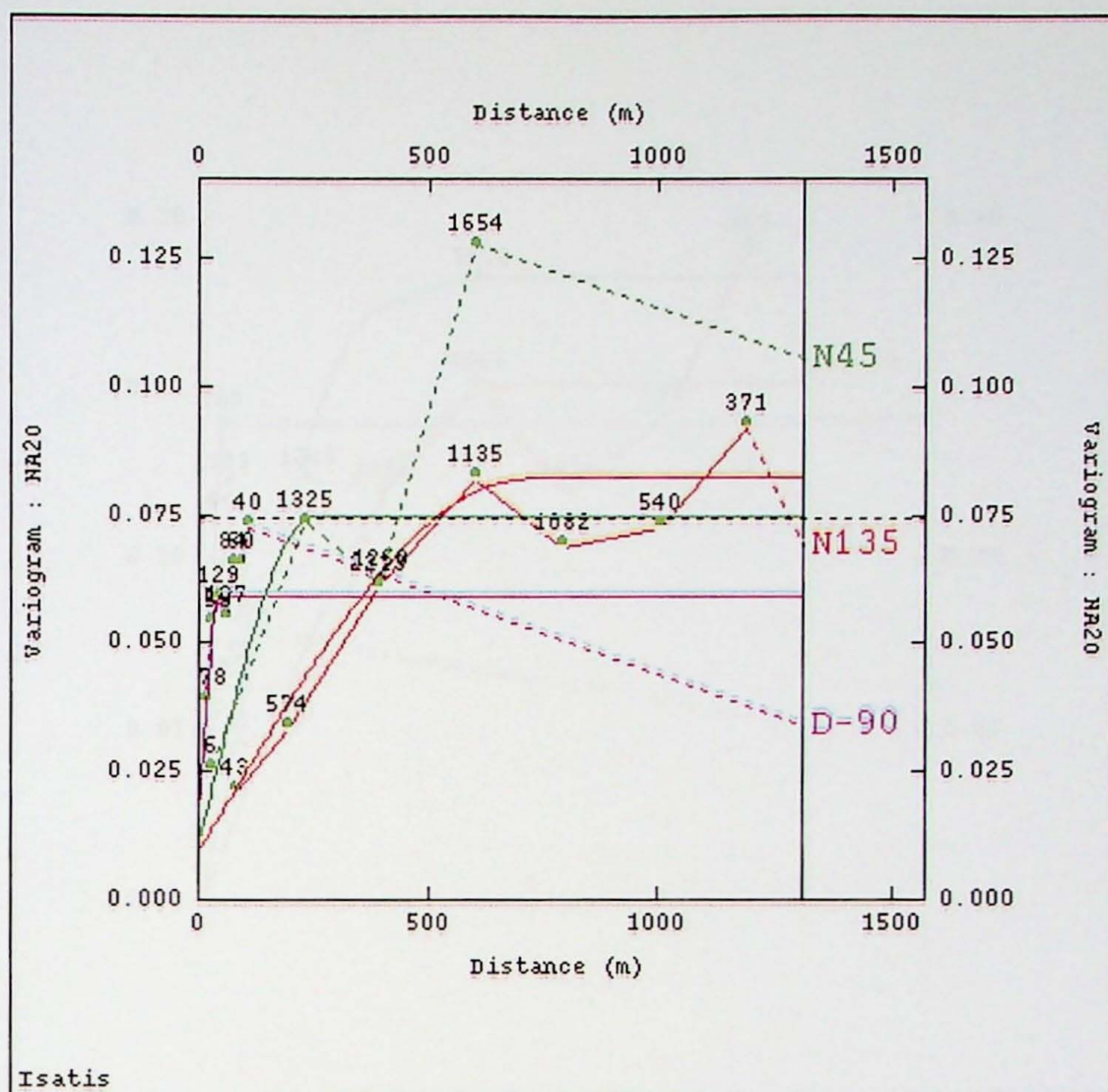


Figura 20: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável Na_2O .

Tabela 24: Parâmetros do modelo ajustado para a variável Na_2O .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	0.01	-	-	-
S2	Esférico	0.05	675m.	250m.	45m.
S3	Esférico	0.015	800m.	250m.	-
S4	Esférico	0.0085	800m.	-	-

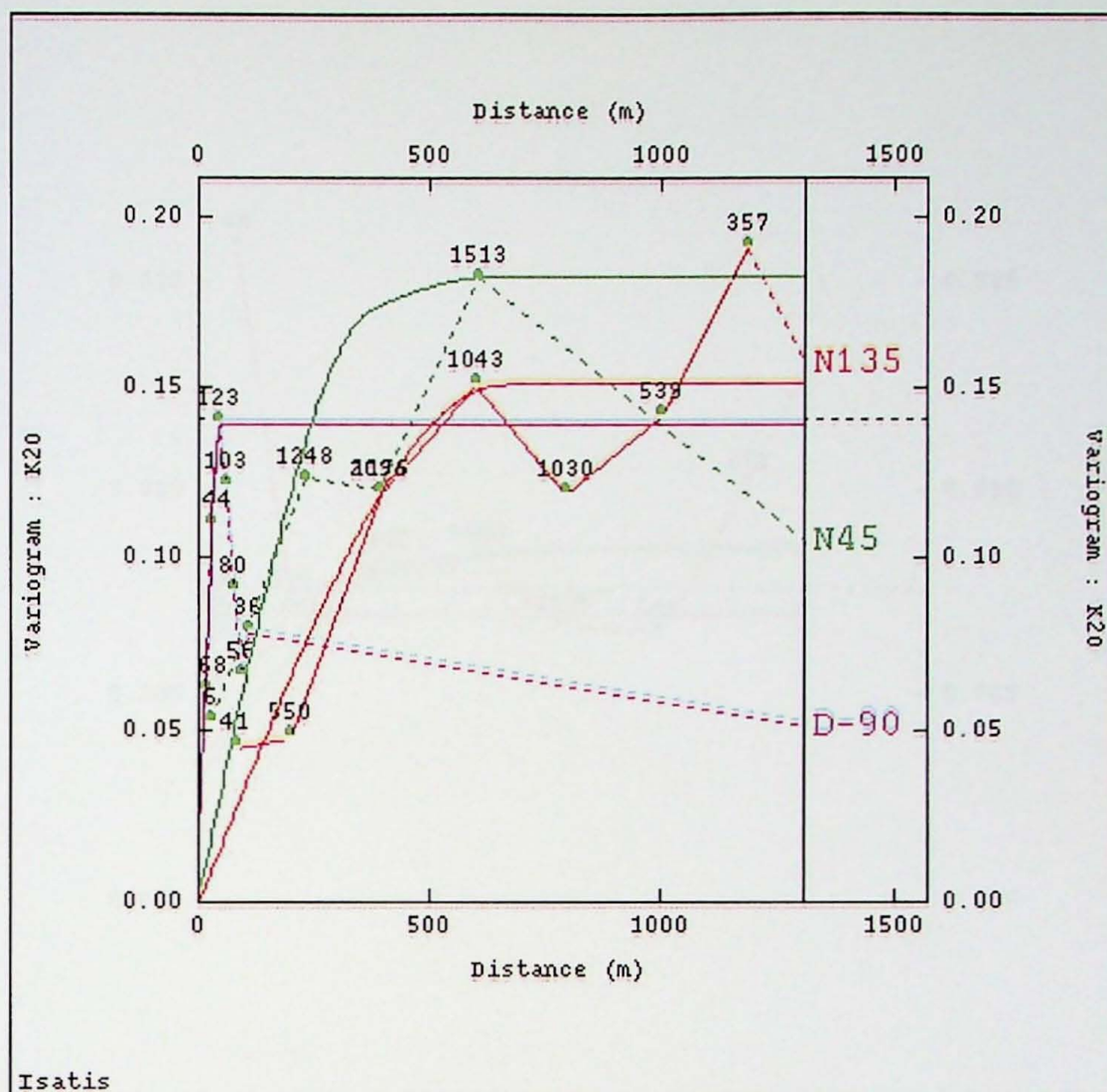


Figura 21: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável K_2O .

Tabela 25: Parâmetros do modelo ajustado para a variável K_2O .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Esférico	0.141	650m.	375m.	50m.
S2	Esférico	0.012	800m.	600m.	-
S3	Esférico	0.03	-	675m.	-

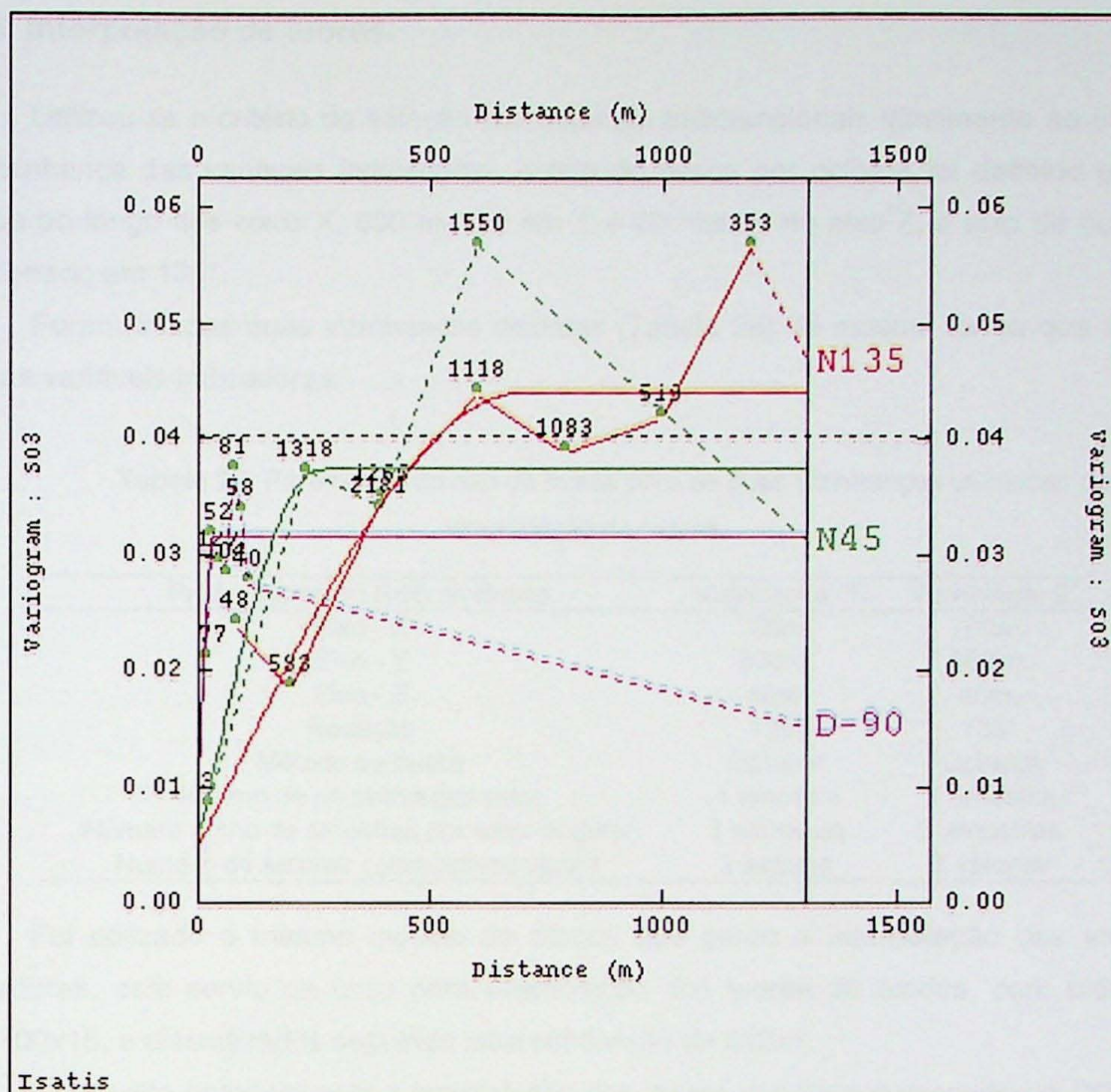


Figura 23: Variograma experimental e seu respectivo modelo ajustado para a variável SO_3 .

Tabela 27: Parâmetros do modelo ajustado para a variável SO_3 .

Estrutura	Tipo de modelo	Variância espacial	Alcances das amplitudes		
			135°	45°	vertical
S1	Efeito pepita	0.005	-	-	-
S2	Esférico	0.027	700m.	250m.	33m.
S3	Esférico	0.0055	700m.	300m.	-
S4	Esférico	0.007	700m.	-	-

Todos os variogramas apresentam anisotropia mista, com exceção da variável P_2O_5 que possui uma anisotropia geométrica. A anisotropia mista observada em quase todas as variáveis pode estar relacionada a problemas no espaçamento da malha de amostragem, principalmente na direção e 45°, onde o número de passos é bem menor que nas outras direções, por sua vez apresentando um menor campo estruturado.

4.4.4. Interpolação de teores.

Utilizou-se o critério de seleção por octantes tridimensionais igualmente ao utilizado na vizinhança das variáveis indicadoras, o raio de busca por octante foi definido em 750 metros ao longo dos eixos X, 600 metros em Y e 40 metros no eixo Z, o eixo de busca foi rotacionado em 135°.

Foram criadas duas vizinhanças distintas (Tabela 28) da mesma forma que foi feito para as variáveis indicadoras.

Tabela 28: Parâmetros do raio de busca para as duas vizinhanças utilizadas para a interpolação de teores.

Parâmetros do Raio de Busca	Vizinhança 1	Vizinhança 2
Eixo - X	700m.	700m.
Eixo - Y	600m.	600m.
Eixo - Z	40m.	40m.
Rodação	135°	135°
Método de busca	Octante	Octante
Mínimo de amostras por setor	1 amostra	1 amostra
Número ótimo de amostras por setor angular	3 amostras	3 amostras
Número de setores consecutivos vazios	2 setores	3 setores

Foi utilizado o mesmo modelo de blocos que gerou a interpolação das variáveis indicadoras, este serviu de base para interpolação dos teores de óxidos, com blocos de 100x100x15, e discretizados seguindo uma subdivisão de 2x2x1.

Como dito anteriormente a interpolação dos teores dos óxidos respeitou o CODE de cada bloco gerado nos modelos litoquímicos probabilísticos.

Tabela 29: Número de blocos estimados para os dois modelos, com vizinhanças 1 e 2.

Tipo litoquímico - CODE	Vizinhança 1		Vizinhança 2	
		N° de blocos		N° de blocos
CC	1	542		822
CI	2	164		295
DOL	3	29		73
XIST	4	703		1158
Total de blocos estimados		1438		2348

Como esperado o número de blocos estimados para os teores de óxidos (Tabela 29) é sempre menor que o número de blocos estimado para as variáveis indicadoras (Tabela 17), uma vez que krigagem ordinária (KO) dos teores óxidos foram restringidos pelo CODE, com essa redução no número de amostras não é possível estimar a mesma quantidade de blocos que aqueles estimados pelas krigagem por indicadoras (KI) estimado com o banco de dados completo e sem restrições.

4.4.5. Consolidação dos modelos litoquímicos probabilístico e de teores.

Após o término dos trabalhos de interpolação das variáveis indicadores e posteriormente dos teores de óxidos, foram obtidos dois modelos de blocos calculados com vizinhanças distintas (vizinhança 1 e 2), onde cada bloco dentro do modelo contém:

- a probabilidade de ocorrência de cada tipo litoquímico dentro do depósito – VB1, VB2, VB3 e VB4
- o tipo litoquímico obtido através das probabilidades – CODE
- os teores dos óxidos de interesse - CaO, MgO, Si₂O, Al₂O₅, Fe₂O₅, NaO₅, KO₂, P₂O₅ e SO₃

Para assegurar que os modelos se aproximam da realidade do depósito, eles foram novamente importados para *Datamine* onde foi acrescentado um modelo de solo interpretado através das descrições dos furos de sonda, finalmente o modelo foi interseccionado com a topografia (Figura 24), isso se faz necessário, pois as interpolações realizadas são limitadas pelo raio de busca, sendo assim não reconhecem camadas consideradas estéril, nem limites da superfície topográfica.

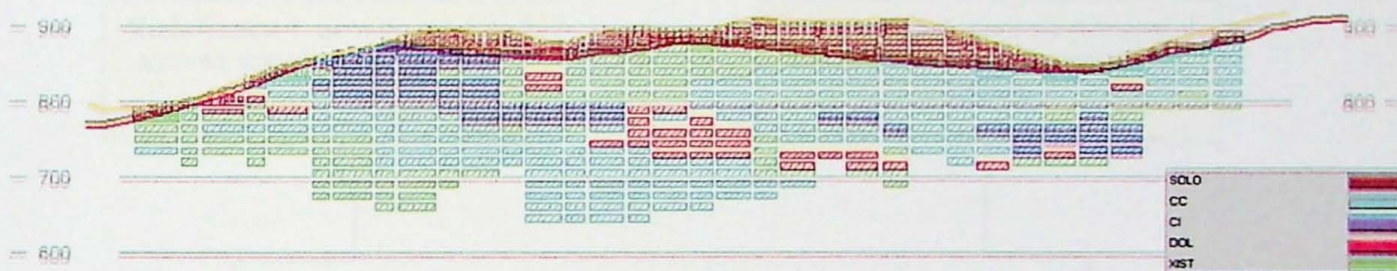


Figura 24: Perfil do modelo blocos acrescido de modelo de solo e "cortado" com a MDT da topografia.

As etapas dos estudos geoestatísticos, bem como os caminhos seguidos para a construção dos modelos de blocos, até a etapa final de consolidação, estão sintetizadas no fluxograma representado na Figura 25.

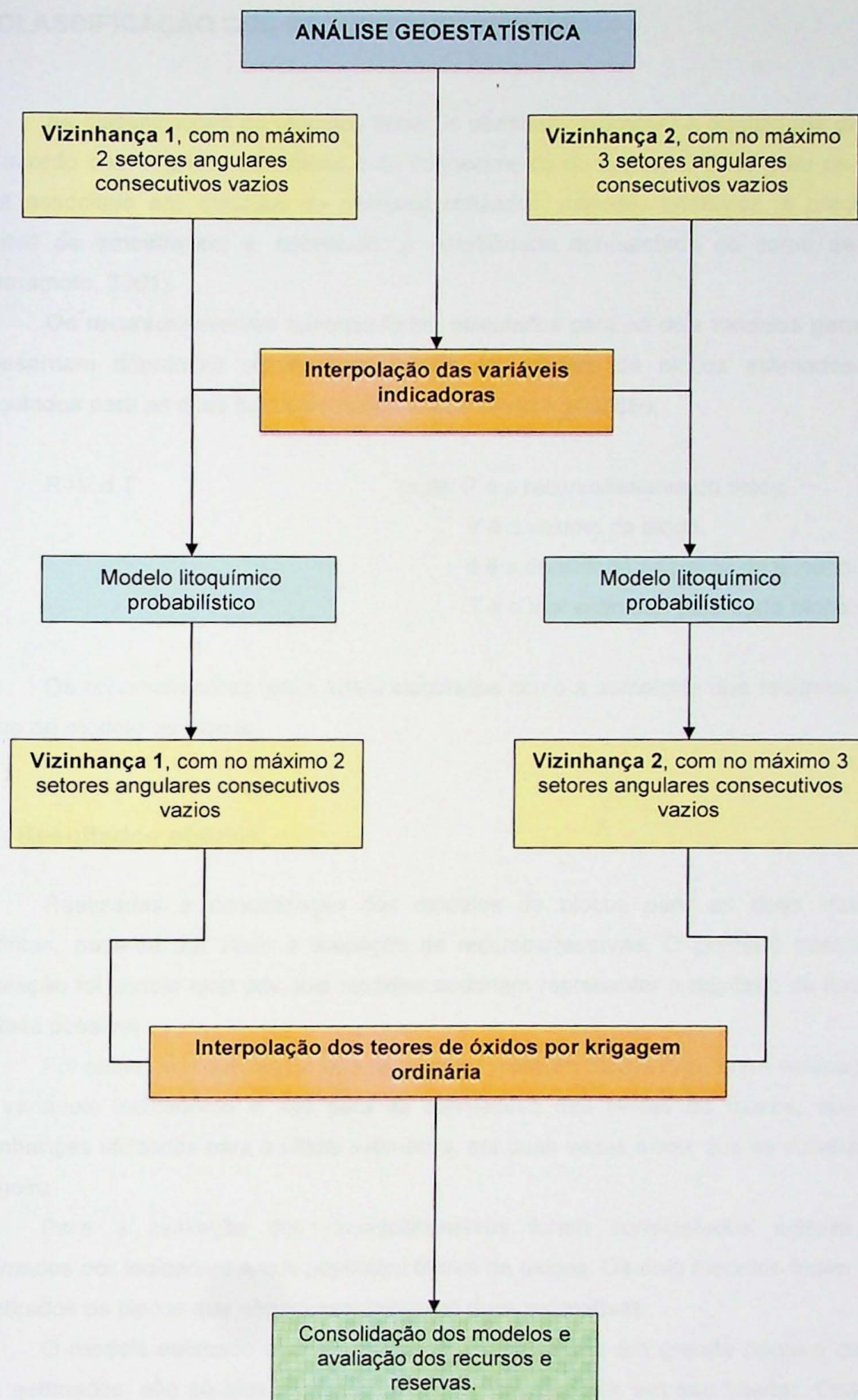


Figura 25: Fluxograma com as etapas seguidas para realizar os trabalhos de modelagem.

5. CLASSIFICAÇÃO DOS RECURSOS/RESERVAS.

As classificações de recursos minerais permitem expressar a quantidade de minério de acordo com o grau de precisão e de conhecimento do depósito. Esse grau de precisão está associado aos métodos de pesquisa utilizados, métodos analíticos, à precisão dos pontos de amostragem e, sobretudo, à variabilidade apresentada do corpo de minério (Yamamoto, 2001).

Os recursos/reservas minerais foram calculados para os dois modelos gerados que apresentam diferenças significativas quanto ao número de blocos estimados. Foram calculados para as duas bases de dados utilizando-se a equação.

$$R=V.d.T$$

onde: R é o recurso/reserva do bloco.

V é o volume do bloco.

d é a densidade aparente do minério.

T é o teor estimado para cada bloco.

Os recurso/reserva totais foram calculados como a somatória dos recursos de cada bloco do modelo de blocos.

5.1. Resultados obtidos.

Realizadas a consolidação dos modelos de blocos para as duas vizinhanças distintas, pode-se dar início a avaliação de recursos/reservas. O primeiro passo para a avaliação foi checar qual dos dois modelos poderiam representar o depósito da forma mais realista possível.

Foi observado que em ambos os modelos existiam blocos que foram estimados para as variáveis indicadoras e não para as estimativas dos teores de óxidos, apesar das vizinhanças utilizadas para a última estimativa, ser duas vezes maior que as vizinhanças da primeira.

Para a avaliação dos recursos/reservas foram considerados apenas blocos estimados por indicadora e que possuíam teores de óxidos. Os dois modelos foram filtrados e retirados os blocos que não apresentavam as duas estimativas.

O modelo estimado com a vizinhança 1, apresentou um grande número de blocos não estimados, não só nas bordas do modelo, mas também em seu interior. Com isso o decidiu-se prosseguir avaliação com o modelo estimado com a vizinhança 2.

Foi utilizada a densidade média do depósito como sendo 2,6g/t para as rochas e 1,7g/t para o solo. Ao volume de cada bloco calculado multiplicaram-se, então, a densidade

aparente média do depósito os teores interpolados, obtendo-se assim os recursos de cada bloco individual. Todas as etapas de avaliação de recursos foram realizadas em *Datamine*.

Os teores de corte utilizados no cálculo de recursos do depósito foram os mesmo utilizados na classificação dos tipos litoquímicos de minério/estéril (Figura 07).

Também foi calculado o volume de solo no modelo, apesar deste não ter sido obtido através de interpolações e nem apresentar teores, mas ser de grande importância no cálculo de reservas, pois representa um volume de estéril a ser retirado antes de iniciar a exploração do minério.

A tabela 30 apresenta o cálculo de recursos em toneladas para os quatro tipo litoquímicos, mais o solo, com a média ponderada das variáveis de interesse.

Tabela 30: Cálculo dos recursos por tipo litoquímico, com a média dos nove óxidos de interesse mais carbonato total.

Tipo Litoquímico	Recursos (ton.)	CaO (%)	MgO (%)	SiO ₂ (%)	Al ₂ O ₃ (%)	Fe ₂ O ₃ (%)
Calcário calcítico	108,770,000	49.28	2.95	4.79	0.56	0.39
Calcário impuro	33,478,000	38.71	7.85	12.10	1.49	1.04
Dolomito	9,190,716	30.64	14.31	16.63	1.85	1.31
Xisto	129,310,000	23.59	9.18	30.94	4.39	4.07
Solo	33,110,000	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a

Tipo Litoquímico	Na ₂ O (%)	K ₂ O (%)	P ₂ O ₅ (%)	SO ₃ (%)	CO ₃ T (%)*
Calcário calcítico	0.06	0.12	0.05	0.09	93.92
Calcário impuro	0.18	0.32	0.10	0.13	85.38
Dolomito	0.19	0.42	0.11	0.11	84.59
Xisto	0.43	0.72	0.18	0.36	61.27
Solo	n/a	n/a	n/a	n/a	n/a

* Média do carbonato total (CO₃T) calculado através da equação de transformação dos teores de óxidos em carbonatos (Tabela 03).

Devido a baixa variabilidade do depósito, como pode ser visto pela variância das amostras (Tabela 10) e também pela variância obtida na interpolação dos dados, apresentado na Tabela 31, e pelos critérios restritivos utilizados nas vizinhanças para realizar as estimativas, os valores de recursos obtidos podem sem ser classificados como recursos medidos.

Tabela 31: Análises estatística do modelo por tipo litoquímico, para CaO, MgO e SiO₂.

Tipo litoquímico - Calcário calcítico - CODE 1						
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	42.41	52.85	49.28	2.34	5.50	0.05
MgO	1.18	6.46	2.95	1.42	2.02	0.54
SiO ₂	1.73	9.43	4.79	1.25	1.56	0.26
Tipo litoquímico - Calcário impuro - CODE 2						
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	34.40	44.16	38.71	1.72	2.95	0.04
MgO	3.49	10.36	7.85	0.92	0.85	0.12
SiO ₂	8.98	15.86	12.10	1.35	1.83	0.11
Tipo litoquímico - Dolomito - CODE 3						
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	28.12	34.49	30.64	1.05	1.10	0.04
MgO	13.31	15.06	14.31	0.27	0.07	0.02
SiO ₂	11.45	21.86	16.63	2.26	5.09	0.13
Tipo litoquímico - Xisto - CODE 4						
Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Desv. Padrão	Variância	Coef. Variação
CaO	11.82	34.09	23.59	3.69	13.63	0.17
MgO	3.72	13.51	9.18	1.55	2.41	0.17
SiO ₂	18.77	51.18	30.94	6.33	40.08	0.19

A Figura 26 apresenta o modelo de blocos 3D final utilizado na avaliação dos recursos minerais do depósito, onde estão apenas representados os blocos estimados para as variáveis indicadoras e posteriormente pelas variáveis teores de óxidos, nele é possível observar a continuidade lateral dos tipos litoquímicos no depósito.

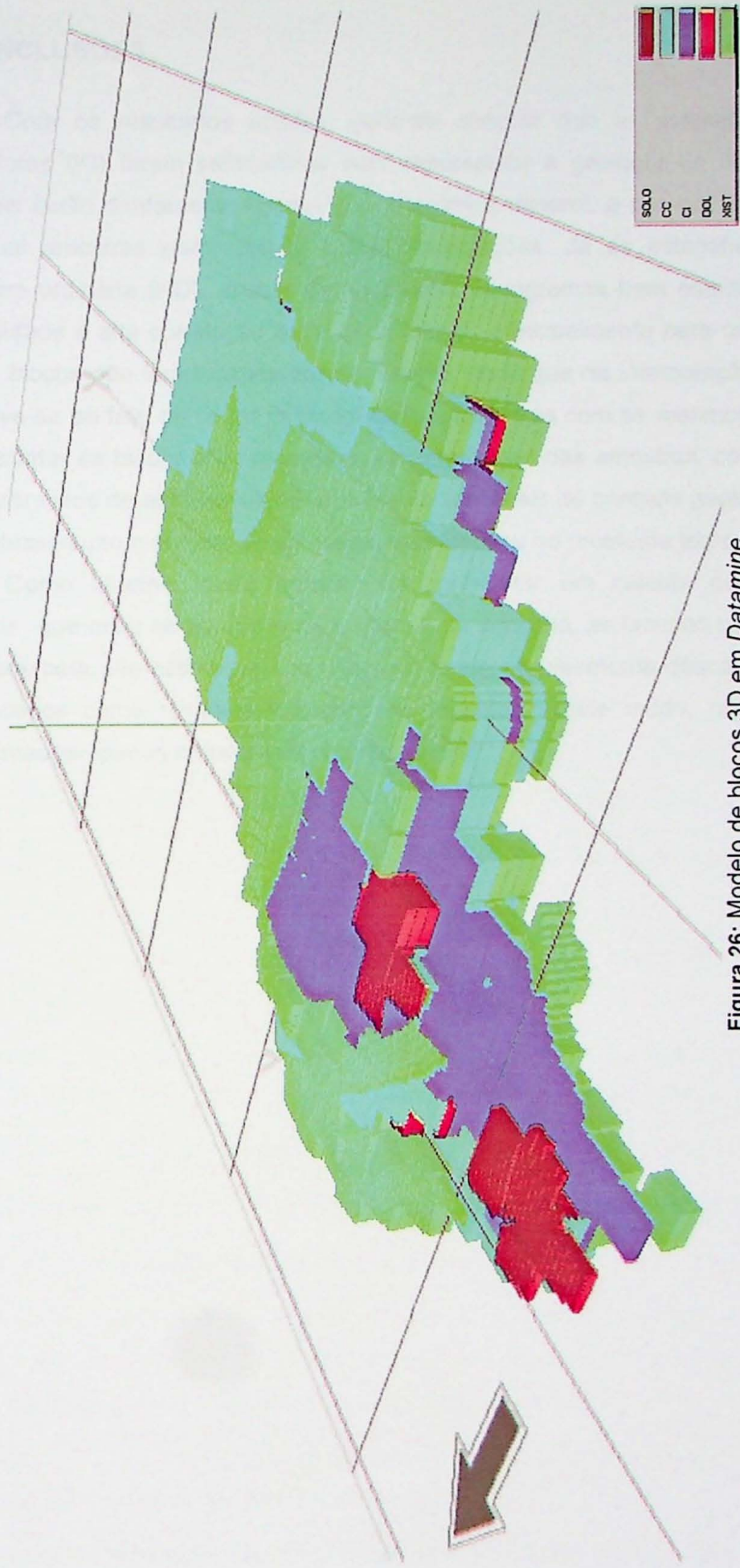


Figura 26: Modelo de blocos 3D em Datamine.

6. CONCLUSÕES.

Com os resultados obtidos, pode-se concluir que as estimativas por krigagem indicadoras (KI) foram satisfatórias para representar a geologia do depósito, pois estas variáveis estão diretamente ligadas com a química mineral, e por sua vez foram utilizadas todas as amostras para realizar estas interpolações. Já as estimativas de teores por krigagem ordinária (KO), apesar de apresentar variogramas bem estruturados, com baixa variabilidade e alta correlação entre as amostras, principalmente para os óxidos principais, dos os blocos não foram estimados do mesmo modo que na interpolação por indicadoras , isto deve-se ao fato de se ter utilizado apenas amostras com os mesmos tipos litoquímicos para estimar os blocos com as mesma características das amostras, com isso foi possível minimizar erros de estimativas principalmente em locais de contato geológico, mas por sua vez reduziu muito o número de amostras, que resultou no problema exposto.

Como objetivo deste trabalho foi apresentar um cálculo de recursos/reservas minerais que mais se aproxime da realidade do depósito, as lacunas no modelo de blocos causados pela não estimativa dos mesmos, foram simplesmente descartados e não sendo classificados como recursos indicados ou inferidos. Deste modo, neste trabalho foram apresentados apenas números de recurso medido.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- Bauer, L.A.F. 1994. Materiais de construção; vol.1; Ed. Ltc; São Paulo; 159p.
- Armstrong, M. 1998. Geoestatística: avaliação de jazidas, planejamento de lavra e interface com análise econômico-financeira. EPUSP, São Paulo. (apostila de curso)
- Broker, P.I. 1979. Kriging. *Eng. & Min. J.* 180 (9), 148-153 p.
- Chilés, J.P. & Delfiner, P. 1999. Geostatistics: modeling spatial uncertainty. John Wiley & Sons, Inc. New York, 1st Ed., 695 p.
- Davis, J.C. 1986. Statistics and data analysis in geology. New York, John Wiley. 550 p.
- Froidevaux, R. 1982. Geostatistics and Ore Reserve Classification. *CIM Bull.* 75(843):77-83.
- Huijbregts, C.J. 1975. Regionalized variables and quantitative analyses of spatial data. In: *Display and Data Analysis of Spatial Data*. Edited by Nato Advanced Institute, Nottingham, England. John Wiley & Sons, 1973. 39-53 p.
- Journel, A.G. 1988. Fundamentals of geostatistics in five lessons. California, Stanford Center for Reservoir Forecasting Applied Earth Sciences Department
- Lloyd, C.D. & Atkinson, P.M. 2001. Assessing uncertainty in estimates with ordinary and indicator kriging. *Computers & Geosciences*, 27 (8), 929-937 p.
- Kim, Y.C. 1990. Introductory geostatistics and mine planning. Tucson. University of Arizona. 139 p.
- Mehta, K. 1986. Concrete: structure, properties, and materials. Prentice-Hall, Inc., Englewoos Cliffs, New Jersey, 450p.
- Montanheiro, T.J. 1999. Prospecção e Caracterização de Pozolanas na Bacia de Paraná, Estado de São Paulo. Tese de Doutorado, IGc. – USP, São Paulo. p. 222.
- Matheron, G. 1965. *Les Variables Régionalisées et leur Estimation*. Paris, Masson. 212 p.
- Olea, R.A. 1999. Geostatistics for engineers and earth scientists. Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 1st Ed., 303 p.
- Rocha, M. M, 1999. Estudo comparativo entre os métodos computacionais de avaliação de reservas e controle de teores da Mina de Capanema, Santa Bárbara, MG. Tese de Mestrado, IGc. – USP, São Paulo. p. 120.
- Rivoirard, J. 1999. *Introduction to disjunctive kriging and non-linear geostatistics*. Oxford University Press, Oxford, 2nd Print, 181 p.
- Royle, A.G. 1979. Why geostatistics? *Engineering & Mining Journal*, 180(5):92-101.

21054

