UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**GEOESTATÍSTICA APLICADA A AVALIAÇÃO DE
RESERVAS E CONTROLE DE LAVRA NA
MINA DE CANA BRAVA (GO)**

Rita Parisi Conde

Orientador: Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

TESE DE DOUTORAMENTO

Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia

SÃO PAULO
2000

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**GEOESTATÍSTICA APLICADA A AVALIAÇÃO DE
RESERVAS E CONTROLE DE LAVRA NA MINA DE
CANA BRAVA (GO)**

RITA PARISI CONDE

Orientador: Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

TESE DE DOUTORAMENTO

COMISSÃO JULGADORA

Nome

Assinatura

Presidente: Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

Examinadores: Prof. Dr. José Alberto Quintanilha

Prof. Dr. José Ricardo Sturaro

Prof.^a Dr.^a Lília Mascarenhas Sant'Agostino

Prof. Dr. Paulo Milton Barbosa Landim

SÃO PAULO
2000

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

**GEOESTATÍSTICA APLICADA A AVALIAÇÃO DE
RESERVAS E CONTROLE DE LAVRA NA
MINA DE CANA BRAVA (GO)**

Rita Parisi Conde

Orientador: Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto

TESE DE DOUTORAMENTO

Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia

DEDALUS - Acervo - IGC

30900005420

SÃO PAULO
2000

SUMÁRIO

<i>AGRADECIMENTOS</i>	<i>III</i>
<i>LISTA DE FIGURAS</i>	<i>IV</i>
<i>LISTA DE TABELAS</i>	<i>VII</i>
<i>LISTA DE FOTOS</i>	<i>IX</i>
<i>RESUMO</i>	<i>X</i>
<i>ABSTRACT</i>	<i>XI</i>
<i>1. INTRODUÇÃO</i>	<i>1</i>
1.1. JUSTIFICATIVAS	2
<i>2. LOCALIZAÇÃO, ACESSO E ASPECTOS FISIOGRÁFICOS</i>	<i>3</i>
<i>3. CARACTERÍSTICAS E PROPRIEDADES DO AMIANTO</i>	<i>5</i>
3.1. USOS DO AMIANTO	6
3.2. RESERVAS MUNDIAIS	6
3.3. MERCADO	7
3.4. PANORAMA BRASILEIRO DO AMIANTO	8
3.5. O AMIANTO E A SAÚDE	9
<i>4. GEOLOGIA REGIONAL</i>	<i>12</i>
4.1. O COMPLEXO MÁFICO-ULTRAMÁFICO DE CANA BRAVA	12
<i>5. GEOLOGIA LOCAL</i>	<i>15</i>
5.1. GEOMETRIA DOS CORPOS MINERALIZADOS	16
5.2. MODELO ESTRUTURAL	22
5.3. CONTROLE DA MINERALIZAÇÃO	23
<i>6. INVENTÁRIO DOS DADOS DA PESQUISA MINERAL</i>	<i>25</i>
6.1. SONDAGEM	26
6.2. TRATAMENTO NA USINA PILOTO	27
6.3. ELABORAÇÃO DE PERFIS E PLANTAS	29
6.4. MODELO TRIDIMENSIONAL DO DEPÓSITO	30
6.5. DENSIDADE	32
6.6. ENSAIOS DE LABORATÓRIO	32
6.7. LAVRA E BENEFICIAMENTO DO MINÉRIO	35

7. MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS	42
7.1. CONCEITOS GEOESTATÍSTICOS	43
7.1.1. MODELO PROBABILÍSTICO E FUNÇÃO ALEATÓRIA	43
7.1.2. VARIÁVEIS REGIONALIZADAS	44
7.2. VARIOGRAMA	45
7.3. KRIGAGEM	51
7.3.1 KRIGAGEM ORDINÁRIA	51
7.4. COKRIGAGEM	53
7.4.1. COKRIGAGEM ORDINÁRIA	55
7.4.2. COKRIGAGEM COLLOCATED	58
7.5. VARIÂNCIA DE INTERPOLAÇÃO	59
7.6. SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA	60
7.6.1. SIMULAÇÃO GAUSSIANA SEQUENCIAL (SGS)	63
7.6.2. SIMULAÇÃO BANDAS ROTATIVAS (SBR)	65
7.7. CLASSIFICAÇÃO DE RESERVAS	66
8. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE SONDAGEM	69
8.1. TRANSFORMAÇÕES DAS VARIÁVEIS	69
8.2. ESTATÍSTICA CLÁSSICA	73
8.3. REGULARIZAÇÃO DAS BANCADAS	77
9. ANÁLISE GEOESTATÍSTICA DOS DADOS DE SONDAGEM	85
9.1. ANÁLISE VARIOGRÁFICA DOS DADOS DE SONDAGEM	85
9.2. VARIOGRAMAS EXPERIMENTAIS	86
9.3. MODELAGEM DOS VARIOGRAMAS E VALIDAÇÃO CRUZADA	92
9.4. MÉTODOS DE ESTIMATIVA	94
9.4.1. ISOTOPIA X HETEROTOPIA	102
9.4.2. INFLUÊNCIA DO COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO NA COKRIGAGEM	106
9.5. MÉTODOS DE SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA	110
10. CLASSIFICAÇÃO DE RESERVAS	114
11. CONTROLE DE LAVRA	129
11.1 TRATAMENTO DOS DADOS DOS AMOSTRADORES TC-S15 E TC-C6	138
12. DISCUSSÃO	148
13. CONCLUSÕES	154
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	157
ANEXOS (A E B)	162

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Jorge Kazuo Yamamoto pela orientação segura, paciência infinita e amizade durante a elaboração deste trabalho.

À Empresa SAMA (S.A. Mineração de Amianto) que deu total apoio ao desenvolvimento desta pesquisa e em especial ao engenheiro Domingos Lanna e ao geólogo Normando Queiroga pelo tempo e atenção despendidos.

Aos colegas geoestatísticos Marcelo Monteiro da Rocha, Roberto H. Sameshima, Sérgio Luis F. de Matos e George de Barros pelos debates, críticas e sugestões sempre valiosos; e principalmente ao Marcelo pela revisão final do texto.

Ao Curso de Pós-Graduação do Instituto de Geociências da Universidade de São Paulo por toda infra-estrutura colocada à disposição, destacando as funcionárias da Seção de Pós-Graduação Ana Paula C. Pentagna e Magali P. F. Rizzo sempre prontas para solucionar qualquer problema.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP, pelo auxílio financeiro (Processo nº 95/9664-2).

Ao meu querido marido pelo tempo que deixamos de passar juntos para que este trabalho pudesse ser realizado.

A todas as pessoas que direta ou indiretamente contribuíram de alguma maneira para que este trabalho pudesse ser realizado.

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1 - Mapa de localização da Mina de Cana Brava, Minaçu (GO).</i>	4
<i>Figura 2 - Grupo de silicatos fibrosos do amianto.</i>	5
<i>Figura 3 - Mapa geológico regional do Complexo de Cana Brava, segundo Correia et al. (1997).</i>	13
<i>Figura 4 - Mapa geológico da Mina de Cana Brava (GO), segundo SAMA (1996). Os perfis geológicos (XI-B e XVII-B) são apresentados na Figura 5.</i>	17
<i>Figura 5 - Perfis geológicos ao longo da Cava B, Mina de Cana Brava (GO), segundo SAMA (1996).</i>	19
<i>Figura 6 - Furos de sondagem executados na área da Mina de Cana Brava (GO) ((A) – vista em planta; (B) vista em perspectiva).</i>	28
<i>Figura 7 - Modelo tridimensional das litologias presentes na Mina de Cana Brava (GO) (I) e em (II) são apresentadas as Cavas A e B interseccionando as litologias já lavradas na mina.</i>	31
<i>Figura 8 - Relação entre as funções variograma e covariograma.</i>	46
<i>Figura 9 - Variograma típico e suas propriedades.</i>	47
<i>Figura 10 - Desenho mostrando a direção do variograma, os passos, a tolerância angular, a largura máxima e a tolerância do passo (modificado de Pannatier, 1994).</i>	48
<i>Figura 11 - Modelos de variogramas teóricos.</i>	50
<i>Figura 12 – Estimativa de reservas a partir de um modelo de recursos, segundo AIMM (1996).</i>	67
<i>Figura 13- Fases em que foram obtidas as variáveis e as variáveis finais que foram tratadas.</i>	69
<i>Figura 14 - Esquema de obtenção das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC a partir das variáveis obtidas na usina piloto e ensaios de laboratório.</i>	71
<i>Figura 15 - Exemplo de obtenção das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC a partir das variáveis obtidas na usina piloto e ensaios de laboratório do furo 1011 cota 253 (X=49162,7; Y=10539,5; Z=253,00).</i>	72
<i>Figura 16 - Análise das variáveis por tipo de fibra e peneira.</i>	73
<i>Figura 17 - Histogramas das variáveis obtidas em ensaios de laboratório e transformadas para as diferentes fibras e peneiras. O valor do teste qui-quadrado (χ^2) para 95% de significância é igual 14,07, ou seja, nenhuma variável pode ser dita de uma população normal.</i>	74
<i>Figura 18 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT e T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ.</i>	76
<i>Figura 19 - Histogramas das distribuições de frequência das variáveis T7, T14, T25, T50, T200 e TT para os dados regularizados para 13 metros.</i>	80
<i>Figura 20 - Histogramas das distribuições de frequência das variáveis IC e PÓ para os dados regularizados para 13 metros.</i>	81
<i>Figura 21 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT e T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ regularizadas em bancadas de 13 metros.</i>	82
<i>Figura 22 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT, TL, TM e TC regularizadas em bancadas de 13 metros.</i>	83
<i>Figura 23 - Exemplo de 3 furos antes (A) e depois (B) da regularização de 13 metros para a variável TT (teor total - %).</i>	84

Figura 24 - Direções utilizadas nos estudos variográficos na Mina de Cana Brava (D1-NS; D2-N45E; D3-EW; D4-N45W; D5-vertical).	86
Figura 25 - Variogramas de superfície das variáveis TT (teor total), IC (índice de comprimento) e PÓ da seção 6. Parâmetros utilizados na malha: número de células 51x41x9; tamanhos das células (m) 100x100x35.	87
Figura 26 - Variogramas experimentais para a variável TT (teor total) para as direções NS (D1), N45E (D2), EW (D3), N45W (D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7 (B).	89
Figura 27 - Variogramas experimentais para a variável IC (índice de comprimento) para as direções NS (D1), N45E (D2), EW (D3), N45W (D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7 (B).	90
Figura 28 - Variogramas experimentais para a variável PÓ para as direções NS (D1), N45E (D2), EW (D3), N45W (D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7 (B).	91
Figura 29 - Modelos ajustados para as variáveis TT, IC e PÓ nas direções NS(D1), EW (D2) e vertical (D3).	93
Figura 30 - Diagramas de dispersão entre as variáveis TT (A), IC(B) e PÓ(C) reais e estimadas (*) (validação cruzada).	95
Figura 31 - Modelo de blocos utilizado na Mina de Cana Brava (GO).	96
Figura 32 - Histogramas da variável TT obtidos pela estimativa dos métodos do IPD, krigagem e cokrigagem ordinária.	99
Figura 33 - Histogramas da variável IC obtidos pela estimativa dos métodos do IPD, krigagem e cokrigagem ordinária.	100
Figura 34 - Histogramas da variável PÓ obtidos pela estimativa dos métodos do IPD e krigagem ordinária.	101
Figura 35 - Diagramas de correlação entre variáveis coestimadas com diferentes coeficientes de correlação e situações de heterotopia.	108
Figura 36 - Erro quadrático médio (rms) calculado para variáveis coestimadas com diferentes coeficientes de correlação e situações de heterotopia.	109
Figura 37- Histogramas da variável TT, IC e PÓ obtidos pelas simulações SGS e SBR.	112
Figura 38 - Comparação entre os coeficientes de correlação da média das realizações e das realizações individuais entre cokrigagem ordinária e SGS.	113
Figura 39 - Reservas calculadas por diferentes métodos para Mina de Cana Brava (GO). Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - reserva calculada por cokrigagem usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem collocated usando as variáveis TT,T14; sgs - simulação gaussiana seqüencial; sbr - simulação bandas rotativas .	115
Figura 40 - Histogramas do teor krigado (TT krigado), desvio padrão da krigagem ($TT\sigma_{ko}$), desvio padrão de interpolação ($TT S_0$), e os erros calculados com base no desvio padrão de krigagem (erro $TT\sigma_{ko}$) e no desvio padrão de interpolação (erro TTS_0).	117
Figura 41 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT krigado versus $TT\sigma_{ko}$ e TTS_0 .	118
Figura 42 - Histogramas do teor cokrigado (TT cokrigado-co_tt), desvio padrão da krigagem ($TT\sigma_{co}$), desvio padrão de interpolação ($TT S_0$), e os erros calculados com base no desvio padrão de krigagem (erro $TT\sigma_{co}$) e no desvio padrão de interpolação (erro TTS_0).	120
Figura 43 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT cokrigado (co_tt) versus $TT\sigma_{co}$ e TTS_0 .	121

- Figura 44 – Histogramas do teor, desvio padrão e erro calculado com base no desvio padrão para SGS e SBR (Legenda: *tt_sgs* - teor SGS; *dp_sgs*- desvio padrão SGS; *erro_sgs* - erro SGS; *tt_sbr* - teor SBR; *dp_sbr* - desvio padrão SBR; e *erro_sbr* - erro SBR). _____ 122
- Figura 45 - Diagramas de correlação entre a variável *TT_sgs* versus *dp_sgs* obtidas pela SGS e *TT_sbr* versus *dp_sbr* obtidas na SBR. _____ 124
- Figura 46 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela krigagem ordinária (A); e os erros dos blocos estimados pela variância de krigagem (B) e variância de interpolação (C). _____ 125
- Figura 47 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela cokrigagem ordinária (A); e os erros dos blocos estimados pela variância de krigagem (B) e variância de interpolação (C). _____ 126
- Figura 48 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela simulação gaussiana seqüencial (A - *tt_sgs*) e bandas rotativas (B - *tt_sbr*); e os erros dos blocos calculados utilizando o desvio padrão da SGS (C - *erro_sgs*) e SBR (D - *erro_sbr*). _____ 127
- Figura 49 - Fluxograma simplificado da localização dos amostradores TC-S15 e TC-C6 na usina de beneficiamento. _____ 131
- Figura 50 – Histogramas das distribuições de frequência da variável *TT* obtidos nos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, cokrigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas. _____ 139
- Figura 51 - Histogramas das distribuições de frequência da variável *IC* obtidos nos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, cokrigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas. _____ 140
- Figura 52 - Histogramas das distribuições de frequência da variável *PÓ* obtidos nos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas. _____ 141
- Figura 53 - Diagramas de correlação entre as variáveis *TT* obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: *tt_amostrador* - *TT* obtida nos amostradores TC-S15 e TC-C6; *iqd_tt* - *TT* calculada por IPD; *k_tt* - *TT* calculada por krigagem ordinária; *co_tt* - *TT* calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis *TT*, *T14*, *T25*, *T50*, *T200*; *co_tt1* - *TT* calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis *TT*, *TL*, *TM*, *TC*; *co_tt2* - *TT* calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis *TT*, *T14*; *co_tt3* - *TT* calculada por cokrigagem "collocated" usando as variáveis *TT*, *T14*. _____ 144
- Figura 54 -Diagramas de correlação entre as variáveis *IC* obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: *ic_amostrador* - *IC* obtida nos amostradores TC-S15 e TC-C6; *iqd_ic* - *IC* calculada por IPD; *k_ic* - *IC* calculada por krigagem ordinária; *co_ic* - *IC* calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis *IC*, *T7*; *co_ic1* - *IC* calculada por cokrigagem "collocated" usando as variáveis *IC*, *T7*. _____ 145
- Figura 55 - Diagramas de correlação entre as variáveis *PÓ* obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: *po_amostrador* - *PÓ* obtido nos amostradores TC-S15 e TC-C6; *iqd_pó* - *PÓ* calculado por IPD; *k_pó* - *PÓ* calculado por krigagem ordinária. _____ 146

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 1 - Reservas (medidas + indicadas) mundiais de amianto (Fonte: Pereira, H.J.(1990) e Pereira, H.J. (1991), In: Progem, 1995) (unidade - 1000 t).</i>	7
<i>Tabela 2 - Evolução da Produção Mundial de Amianto - Principais Produtores (Fonte: Griffiths, J. (1993) In: Progem, 1995; e Depto. do Interior dos EUA (1997) - unidade 1000t).</i>	8
<i>Tabela 3 - Resultados obtidos de volume através do modelo tridimensional do do depósito.</i>	32
<i>Tabela 4 - Definições adotadas pela DNPM(1987) para identificar classes de recursos minerais em relação ao nível de dados geológicos, conhecimento e confiança.</i>	68
<i>Tabela 5 - Classificação de recursos/reservas segundo erros de estimativa com 90 % de grau de confiança.</i>	68
<i>Tabela 6 - Estatísticas das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ (número de amostras para cada variável : 5470)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	75
<i>Tabela 7 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ (número de amostras para cada variável : 5470).</i>	77
<i>Tabela 8 - Estatísticas das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, TL, TM, TC, IC, PÓ regularizadas em bancadas de 13 metros (número de amostras para cada variável : 4130) (MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	78
<i>Tabela 9 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC (número de amostras para cada variável : 4131) regularizadas em bancadas de 13 metros.</i>	79
<i>Tabela 10 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, TL, TM, TC (número de amostras para cada variável : 4131) regularizadas em bancadas de 13 metros.</i>	79
<i>Tabela 11 - Parâmetros utilizados para obtenção dos variogramas experimentais nas direções NS, N45E, EW, N45W e vertical para as variáveis TT, IC e PÓ.</i>	88
<i>Tabela 12 - Parâmetros utilizados nas estimativas das variáveis.</i>	94
<i>Figura 31 - Modelo de blocos utilizados para a krigagem na Mina de Cana Brava (GO).Tabela 13 - Variáveis utilizadas para cokrigar a variável TT e IC.</i>	96
<i>Tabela 14 - Coeficientes de correlação entre os diferentes métodos de estimativa aplicados para estimativa das variáveis TT (A), IC (B) e PÓ (C). (Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem collocated usando as variáveis TT,T14; co_ic- cokrigagem ordinária usando as variáveis IC e T7; co_ic1- cokrigagem collocated usando as variáveis IC, T7; número de amostras para cada variável: 20683).</i>	97
<i>Tabela 15- Estatísticas das variáveis TT, IC e PÓ os diferentes métodos de estimativa. (Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem collocated usando as variáveis TT,T14; co_ic- cokrigagem ordinária usando as variáveis IC e T7; co_ic1- cokrigagem collocated usando as variáveis IC, T7; número de amostras para cada variável: 20683; MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	98

<i>Tabela 16- Estatísticas das variâncias de (co)krigagem das variáveis TT, IC e PÓ calculadas pelos diferentes métodos de estimativa (número de amostras para cada variável: 20683)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	102
<i>Tabela 17 – Diferentes variáveis estimadas em função de diferentes composições de dados (VP – Variável Primária; VS – variável secundária; (*) por exemplo, em 60% dos pontos com VP a VS também foi amostrada).</i>	103
<i>Tabela 18 - Estatísticas das variáveis estimadas nos casos de isotopia e heterotopia parcial considerando também a influência das variáveis primária e secundária (CV – coeficiente de variação; DPVarKO - Raiz quadrada da variância de (co)krigagem média).</i>	104
<i>Tabela 19 - Coeficientes de correlação entre as variáveis ko_tt e co_tt2 x Var1..Var10.</i>	104
<i>Tabela 20 – Coeficiente de correlação de TT x T14, T7, IC no caso de isotopia.</i>	106
<i>Tabela 21 – Estatísticas das variáveis TT_T14, TT_T7 e TT_IC pela cokrigagem ordinária para os diversos casos: 1- isotópico; 2- VP 80% e VS – 20%; 3 – VP 60 % e VS 40 %; 4 – VP 20 % e VS 80 %; 5 – VP 10% e VS 90 %. (CV – coeficiente de variação ; DPVarKO - Raiz quadrada da variância de (co)krigagem média).</i>	107
<i>Tabela 22 – Estatística com diferentes números de realizações na simulação gaussiana seqüencial (número de blocos estimados para cada realização: 17193 - sem os dados condicionantes)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	110
<i>Tabela 23 - Estatísticas das variáveis TT, IC e PÓ obtidas pelos métodos de simulação seqüencial gaussiana(SSG) e bandas rotativas (SBR) (número de blocos estimados para cada variável: 20683)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).</i>	111
<i>Tabela 24 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT dos métodos ko_tt x co_tt2, SGS e SBR.</i>	113
<i>Tabela 25 – Reservas geológicas calculadas e teores médios obtidos pelos diferentes métodos de estimativas e de simulação (número de blocos de minério =20683) Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - cokrigagem usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem collocated usando as variáveis TT,T14; SGS - simulação gaussiana seqüencial; SBR - simulação bandas rotativas .</i>	114
<i>Tabela 26 – Distribuição de blocos para as reservas geológicas calculadas pela krigagem e cokrigagem ordinária usando variância de krigagem e de interpolação e pelos métodos de simulação usando o desvio padrão (KO - krigagem ordinária; CO- cokrigagem ordinária; SGS- simulação gaussiana seqüencial sem os dados condicionantes; SBR - simulação bandas rotativas).</i>	123
<i>Tabela 27 - Estatística da variável TT, IC e PÓ obtidos nos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados pelos diferentes métodos de estimativa e simulação (226 amostras) .</i>	142

LISTA DE FOTOS

<i>Foto 1 - Aspecto geral da serpentinito mineralizado (SP2) na frente de lavra da bancada 568 da Cava A.</i>	20
<i>Foto 2 - Aspectos do minério SP2 fibras de crisotila.</i>	21
<i>Foto 3 - Sonda Diakore IV pertencente a SAMA e que executou a última campanha de sondagem (A); detalhe de uma caixa de testemunhos (B).</i>	29
<i>Foto 4 - Aparelho classificador "Turner Newall" (TN) para obtenção do índice de comprimento (A); aparelho usado no ensaio de lavagem para obtenção do teor de pó da fibra (<200 #), lavagem manual (B) e lavagem automática (C).</i>	33
<i>Foto 5 - Vista geral da Cava B da Mina de Cana Brava (GO), que utiliza o método de lavra a céu aberto.</i>	36
<i>Foto 6 - Sequência de uma detonação na Cava B, bancada 311 (minério SP2), Mina de Cana Brava (GO).</i>	37
<i>Foto 7 - Aspecto geral da frente de desmonte 54 (minério na bancada 368 - Cava A) e o carregamento do minério, Mina de Cana Brava (GO).</i>	38
<i>Foto 8 - Vista geral da unidade de beneficiamento da Mina de Cana Brava (GO).</i>	40
<i>Foto 9 - Amostrador TC-S15 instalado na concentração da usina de beneficiamento para amostrar o minério vindo da frente de lavra.</i>	133
<i>Foto 10 - Amostrador TC-C6 instalado na usina de beneficiamento para amostrar o rejeito grosso (A); em (B), (C) e (D) a sequência de amostragem: o operador coloca o saco para coletar 80kg que são enviados à usina piloto para análise.</i>	134
<i>Foto 11- Aspecto geral da frente de desmonte 198, com detalhe na placa utilizada para identificação (A); (B) mostra uma frente de desmonte com blocos de várias dimensões aguardando o carregamento para o britador primário.</i>	136
<i>Foto 12 - Levantamento topográfico da frente desmontada, em (A) e (B) o ajudante do topógrafo carrega o prisma na frente e o topógrafo vai coletando informações no teodolito eletrônico. (C) mostra o topógrafo com o teodolito eletrônico levantando a nova topografia da frente desmontada.</i>	137

RESUMO

A Mina de Cana Brava, localizada na porção centro-norte do Estado de Goiás, Brasil, é a única responsável pela produção de crisotila no país.

Os dados de sondagem e dos polígonos de desmonte disponíveis para esta mina constituem um valioso banco de dados, os quais foram utilizados para aperfeiçoar o conhecimento sobre as características deste minério e de seu controle durante o beneficiamento.

Técnicas geoestatísticas de estimativa e simulação estocástica foram aplicadas a este banco de dados. Os métodos de estimativa utilizados foram: cokrigagem ordinária e *collocated*; krigagem ordinária; e inverso da potência da distância. Os métodos de simulação considerados foram gaussiano seqüencial e bandas rotativas.

Todos os resultados indicaram uma alta correlação entre os métodos de estimativa, devido a boa densidade de amostragem, bem como, o fato de todos os dados serem isotópicos, isto é, dados primários e secundários são amostrados nos mesmos locais. Além disso, testes com banco de dados heterotópicos simulados mostram resultados insatisfatórios à medida que dados primários e secundários coincidentes diminuem.

Os dados obtidos nos amostradores (polígonos de desmonte) também mostram uma boa correlação com os blocos estimados. Isto confirma que os dados de sondagem estão corretamente amostrados e que os dados dos amostradores são adequados para o controle do minério.

Infelizmente, não há uma solução geoestatística padrão, entretanto, para esta mina os métodos de estimativa, incluindo krigagem e cokrigagem, revelam-se superiores aos métodos de simulação.

Os métodos de estimativa para avaliação de reservas com medidas de incerteza confiáveis apresentam melhores resultados que os de simulação estocástica, mesmo considerando a dispersão associada a média da realizações geradas na simulação estocástica.

Finalmente, este trabalho reforça a importância do conhecimento da metodologia geoestatística para uma correta aplicação e, conseqüentemente, obtenção de resultados consistentes.

ABSTRACT

The Cana Brava Mine, located in the central-northern part of the State of Goiás, Brazil, is the only responsible for the Brazilian production of chrysotile.

Exploration and development data available for this mine constitute a valuable database, which was used to improve the knowledge about technological characteristics of the ore and for ore control.

Geostatistical techniques of estimation and stochastic simulation were applied for this database. Estimation methods have included ordinary and collocated cokriging, ordinary kriging and inverse of weighting distance. Stochastic simulation methods considered sequential gaussian and turning bands.

All results indicated a high correlation between the estimation methods, because this mine presents a high sampling density and, moreover, the data are all isotopic, i.e., primary and secondary data are sampled at the same locations. Besides, tests with simulated heterotopic databases showed poorer results as long as the primary and secondary coincidental data decreased.

Data coming from blasting polygons also showed a good correlation with estimated blocks. They confirm that the exploration data are correctly sampled and the blasting polygons are adequate for ore control.

Unfortunately, there is no standard geostatistical solution, but these mine estimation methods, including kriging and cokriging revealed to be superior than stochastic simulation methods.

Estimation methods for ore reserve evaluation with a reliable uncertainty measure provide better results than stochastic simulation, even considering the associated dispersion around the average realizations provided by stochastic simulation.

Finally, this work reinforced the importance of knowing geostatistical methodology for a correct application and, therefore, for obtaining consistent results.

1. INTRODUÇÃO

A avaliação de reservas quantifica e qualifica o corpo mineral em estudo, além de constituir suporte a todos os trabalhos posteriores, com as conseqüências econômicas e técnicas.

Este trabalho tem por objetivo a avaliação das reservas de amianto da Mina de Cana Brava - município de Minaçu (GO) - com base em diferentes técnicas geoestatísticas de estimativa e simulação, baseando-se no modelo geológico e tridimensional do depósito.

Este trabalho foi iniciado com uma revisão dos métodos geoestatísticos, que identificou aqueles mais adequados para a avaliação de teor e tonelagem de amianto do referido depósito. Os métodos escolhidos foram aplicados sobre os dados levantados no inventário mineral da Mina de Cana Brava, cujos resultados foram comparados. O trabalho de avaliação de reservas e modelagem do depósito foi feito com base no modelo geológico do depósito, idealizado a partir dos testemunhos de sondagens, afloramentos, frentes de lavra, e da consulta à bibliografia especializada.

Numa segunda etapa estudou-se a questão do minério enviado ao beneficiamento, através do controle de lavra, tentando-se definir a melhor metodologia para tal procedimento, ou seja, desenvolvendo-se uma metodologia que supra o lapso entre as informações obtidas da avaliação de reservas e o dia-a-dia da lavra.

Foram realizadas duas etapas de campo na Mina de Cana Brava. Inicialmente, procedeu-se ao inventário mineral, onde foram levantados os dados relativos a geologia da mina, isto é, litologias presentes no depósito, modelo estrutural e tipo de mineralização. Em seguida, acompanhou-se o processo de lavra e beneficiamento do minério. Foram ainda, coletados os dados relativos aos furos de sondagem, modelagem do corpo de minério e perfis geológicos. Outro aspecto observado diz respeito a amostragem da frente de lavra, a fim de obter subsídios para o planejamento de lavra a curto prazo, baseado no estudo da resposta dos amostradores instalados na usina de beneficiamento.

Esta amostragem é realizada na usina de beneficiamento, tendo por base a identificação da frente de lavra e, especificamente do desmonte, que permite controlar as características do minério e do rejeito.

O processamento dos dados foi realizado no software Isatis (Geovariances, 1988) e em estação de trabalho (ambiente Unix). Ainda foram desenvolvidos programas de computador (em linguagem Pascal) para o processamento dos dados de amostragem de frente de lavra.

1.1. JUSTIFICATIVAS

Embora existam diversas discussões teóricas sobre a utilização de métodos geoestatísticos multivariantes e simulação, recentemente não há muitos estudos de casos com aspectos aplicados.

Além disso, uma questão muito discutida atualmente é o controle do minério enviado ao beneficiamento com respeito a seu teor e qualidade.

As informações relativas as estimativas de reservas que são fundamentais para determinar a viabilidade do depósito ou dimensionar equipamentos para lavra não fornecem uma escala de resultados compatível com o trabalho do dia-a-dia, uma vez que os blocos estimados pelos métodos de avaliação de reservas são volumetricamente maiores e geralmente não são desmontados integralmente durante a lavra.

Desta forma, várias empresas mineradoras tentam suprir este problema desenvolvendo métodos alternativos de amostragem ou avaliação de frentes de lavra para melhor estimar o minério. Neste sentido, estudou-se uma metodologia capaz de confrontar a diferença entre os teores estimados e os lavrados, resultando um produto de melhor qualidade tanto para a usina de beneficiamento quanto para consumidor final.

2. LOCALIZAÇÃO, ACESSO E ASPECTOS FISIOGRAFICOS

A Mina de Cana Brava situa-se no extremo norte do Estado de Goiás, na extremidade sudeste da serra homônima, município e distrito de Minaçu. No quadrante geográfico internacional, localiza-se aproximadamente na interseção das coordenadas 13°14' de latitude sul e 48°14' longitude oeste. (Figura 1).

O acesso por via terrestre se dá, a partir de Goiânia, perfazendo cerca de 517 Km. Inicialmente, pela rodovia GO-080, percorrem-se 97 Km até o entroncamento com a rodovia BR-153 (Belém-Brasília), e nesta percorre-se 279 Km até a cidade de Santa Tereza. A estrada GO-241 liga a cidade de Santa Teresa à Minaçu, em uma distância de, aproximadamente, 141 Km. (Figura 1).

O acesso por via aérea é possível, através de aeronaves mono e bimotores, dada a existência do Aeroporto de Minaçu, contando com linhas aéreas regulares - fornecidos pela Empresa Brasil Central, Linha Aérea Regional S.A., pertencente à TAM - Transporte Aéreos Regionais S.A.

O clima pode ser classificado de quente e subúmido, com quatro a cinco fases secas. As características monçônicas são marcantes, vista que 80% das chuvas ocorrem no período de novembro a março, enquanto no restante do período a umidade relativa do ar permanece abaixo de 70%. O total anual de chuvas fica por volta de 1300 a 1350 mm.

Os solos da região estão fortemente ligados às expressões de relevo e à variada composição litológica, principalmente de rochas do Pré-Cambriano. Os solos geralmente são rasos e incipientes nas formas de relevo mais colinoso. Uma das variações mais expressivas ocorre no Complexo Máfico-Ultramáfico de Cana Brava, cujo intemperismo das rochas originam solos mais férteis, como o brunizém avermelhado, nas partes de relevo mais íngreme; a terra roxa estruturada em menores declives; e nas porções mais suaves, o latossolo roxo sob vegetação de floresta (Mamede et al., 1981).

Figura 1 - Mapa de localização da Mina de Cana Brava, Minaçu (GO).

3. CARACTERÍSTICAS E PROPRIEDADES DO AMIANTO

O amianto ou asbesto corresponde a um grupo de silicatos fibrosos que, de acordo com sua estrutura cristalina, podem ser subdivididos em dois subgrupos: o dos anfibólios e o das serpentinas.

No subgrupo dos anfibólios, citam-se minerais como: tremolita, crocidolita, amosita, antofilita, e actinolita, dos quais se destacariam os três primeiros, de acordo com suas propriedades específicas e utilidade (Figura 2).

Figura 2 - Grupo de silicatos fibrosos do amianto.

No subgrupo das serpentinas, existem a crisotila e a picrolita, das quais se destaca a crisotila, tanto por possuir propriedades e utilizações específicas como por oferecer menor risco à saúde ocupacional e ambiental que a crocidolita, do subgrupo dos anfibólios (Figura 2). Tais aspectos fazem com que, atualmente, a crisotila tenha a supremacia mundial de utilização na fabricação de produtos que contêm amianto, esta é a variedade explorada na Mina de Cana Brava.

De forma geral, o amianto caracteriza-se por possuir algumas propriedades que se destacam quando são comparados com outros minerais naturais e sintéticos. As principais características físicas e químicas dos minerais de amianto, são as seguintes: alta resistência mecânica; estabilidade térmica; o isolamento térmico e elétrico; afinidade com o cimento; boa capacidade de filtração; boa capacidade de isolamento acústica; estabilidade ante a ação de ácidos e bases e a capacidade de

serem tecidos. Outras propriedades comuns seriam a baixa radioatividade e a presença de certos óleos e metais (Scliar, 1998).

3.1. USOS DO AMIANTO

O amianto, devido às suas propriedades, é extensamente utilizado como insumo na fabricação de inúmeros produtos industriais. Segundo a ABRA (1993), o amianto é utilizado pelo homem desde a pré-história, tendo alcançado uso industrial a partir do século XIX. A utilização em larga escala difunde-se no século XX principalmente a partir da Segunda Guerra Mundial. Sua utilização tem sido associada ao estágio de desenvolvimento de sua infra-estrutura básica e ao dinamismo do setor da construção civil.

As propriedades do amianto asseguram importante presença no ramo das manufaturas, sendo utilizado como insumo, sob a forma de fibra processada, em aproximadamente 3.000 itens (ABRA, 1993), dentre os quais: produtos de cimento-amianto (tubos, lâminas, telhas e coberturas), assoalhos, materiais para fricção, isolantes, embalagens, papéis e papelões, misturado a plásticos, resinas e grafite, revestimentos, fitas, têxteis e filtros.

3.2. RESERVAS MUNDIAIS

As maiores reservas mundiais estão localizadas nos países da CEI e no Canadá, conforme pode ser visto na Tabela 1. O Brasil participa com aproximadamente 2,0% das reservas conhecidas. Os dados disponíveis permitem afirmar que não haverá problemas quanto ao abastecimento de amianto nos próximos anos, até porque as restrições que cercam o uso do amianto tendem a aumentar a vida útil das reservas conhecidas.

Tabela 1 - Reservas (medidas + indicadas) mundiais de amianto (Fonte: Pereira, H.J.(1990) e Pereira, H.J. (1991), In: Progem, 1995) (unidade - 1000 t).

País	1990	%
África do Sul	8000	5,5
Canadá	47000	32,2
Brasil	3041	2,1
EUA	8000	5,5
CEI	65000	44,5
Outros	15000	10,3
Total	146041	100

3.3. MERCADO

Os países da CEI (Comunidade dos Estados Independentes - países da antiga URSS) posicionam-se como líderes na produção de amianto com uma participação média de 54% do mercado mundial, seguidos pelo Canadá com uma participação no mercado produtor mundial de aproximadamente 30 %, e África do Sul com um percentual em torno dos 6%. A partir de 1986, o Brasil mostra taxas mais expressivas de participação nesse mercado mundial, com aproximadamente 5%, colocando-o na quarta posição, superando a África do Sul (Progem, 1995).

Observando a Tabela 2, tem-se que, a taxa média de crescimento no período de 1985/1996 apresenta claramente a queda da produção de amianto. São os casos da África do Sul, Canadá e Zimbawe, cuja produção cai a taxas de -48,8%; -44,6%; -59,6% e -34,8%, respectivamente. A Itália, a partir de 1991, paralisou sua produção devido às leis e regulamentações. Somente o Brasil e os países da ex-URSS mostram acréscimo nestes anos e uma queda a partir de 1992.

Tabela 2 - Evolução da Produção Mundial de Amianto - Principais Produtores (Fonte: Griffiths, J. (1993) In: Progem, 1995; e Depto. do Interior dos EUA (1997) - unidade 1000t).

País	1971	1975	1980	1985	1990	1991	1992	1994	1996
Áfr.do Sul	317	346	283	164	130	145	140	92	90
Canadá	1460	1056	1203	750	674	620	620	531	521
China	156	150	250	150	192	190	170	303	250
Brasil	20	74	170	165	205	237	210	192	170
Itália	118	147	158	136	4	*	*	*	*
URSS(1)	1134	1895	2150	2500	2660	2400	2400	1100	945
Zimbabwe	-	262	251	174	161	161	160	151	165
Total	3204	3928	4464	4040	4026	3753	3700	2369	2141

(1) A partir de 1990 se denominam CEI (Comunidade dos Estados Independentes); (*) fechado.

3.4. PANORAMA BRASILEIRO DO AMIANTO

A maior oferta de amianto da América do Sul provém do Brasil, de uma única empresa, a SAMA - Sociedade Anônima Mineração de Amianto, através da atividade de mineração desenvolvida na Mina de Cana Brava.

A SAMA é uma empresa brasileira dedicada a atividade de mineração de amianto. Foi fundada em 1939 e sua composição acionária é distribuída entre a ETERNIT S.A. (50,0%), a BRASILIT (49,5%) e CLÁUDIO M.B. OLIVEIRA (0,5%).

A Mina de Cana Brava representa 97% das reservas nacionais medidas de amianto crisotila. Existem ainda jazidas de amianto, embora muito menores, nos Estados da Bahia, Minas Gerais, Alagoas, São Paulo e Rio Grande do Sul.

A produção brasileira de amianto é, portanto, liderada pela SAMA. Assim, quando se analisa os dados do Brasil, se analisa implicitamente o comportamento dessa empresa.

Nos últimos anos, 1987 a 1999, a quantidade produzida de amianto tem-se mantido em torno de 200 mil t/ano com algumas flutuações em função do comportamento da economia brasileira.

A produção destinada ao mercado interno é distribuída pelos diversos setores que o utilizam, quais sejam:

- a) indústrias de cimento-amianto, que produz telhas, caixas d'água e tubulações. Esta indústria consome aproximadamente 81% da produção destinada ao mercado nacional;
- b) indústria de materiais de fricção e automobilística, que produz linha de freio, segmentos da linha de freio, disco de freio almofadado, linha de embreagem e automóveis com revestimento de discos e cintas acolchoadas. O consumo é de aproximadamente 12%;
- c) fabricação de pisos vinílicos, que consome aproximadamente 2% da produção;
- d) outras aplicações, que englobam a indústria têxtil, de plásticos, de papel, alimentar e farmacêutica (filtros), consomem 5% da produção destinada ao mercado interno.

As perspectivas deste mercado, no contexto nacional, estão vinculadas significativamente à taxa de crescimento da renda interna, à superação do período recessivo e ao grau de assimilação, no âmbito do território nacional. Problemas de desemprego aliados à profunda carência de habitação e de infra-estrutura básica geral no País, indicam que o setor produtor de fibras e manufaturas de amianto principalmente aquele voltado para a construção civil pode retomar o seu crescimento no caso de recuperação econômica.

3.5. O AMIANTO E A SAÚDE

O amianto é uma fibra natural singular. Reúne um conjunto de propriedades que o faz único em utilidade e custo. Porém, se for extraído ou processado de maneira inadequada, pode causar doenças. Devido a essa potencialidade tornou-se uma das substâncias mais polêmicas deste século. Nas duas últimas décadas, criou-se em torno dele um mito da sua nocividade, originando campanhas que lhe atribuem danos muito mais graves do que realmente pode provocar.

O efeitos do amianto sobre a saúde são o foco principal das discussões travadas no mundo desde meados dos anos 60, após a divulgação de um importante estudo relatando casos de doenças em uma mina de amianto-anfibólio na África do Sul. Embora resultantes de condições de trabalho que já não se encontram hoje, essas primeiras conclusões foram generalizadas e acabaram provocando temores excessivos.

Os estudos mais recentes trouxeram conclusões importantes:

- ◆ O amianto só pode ser nocivo a um órgão do corpo humano: os pulmões. Isso facilitou o desenvolvimento de métodos de controle ainda mais eficazes.
- ◆ A asbestose, o câncer do pulmão e o mesotelioma são males que demoram cerca de quinze a quarenta anos para se manifestarem e só estão sob risco os trabalhadores expostos, durante longos períodos a altas concentrações de fibras.
- ◆ Os casos de doenças na primeira fase de estudos estavam associados principalmente à exposição a anfibólios, como o amianto azul, que praticamente já não é utilizado. Hoje, quase todo o amianto consumido no mundo é crisotila, cujo potencial de risco é muito menor do que o dos anfibólios.

Após longos debates travados durante alguns anos e estudos científicos conduzidos em quase uma centena de países, a Organização Internacional do Trabalho editou em 1986 a Convenção 162, que regulamenta o uso do amianto. Trata-se de um conjunto de normas sobre o uso do amianto nas áreas de mineração e nas indústrias de processamento e transformação do minério. Foi o primeiro e mais importante documento contendo recomendações para o uso seguro do amianto. No Brasil, essas diretrizes motivaram empresários e trabalhadores, com o apoio de instituições governamentais, a adotar várias medidas de controle para o uso do amianto. O movimento inicial culminou, em 1991, com a edição da Portaria nº 01 do Ministério do Trabalho, dando força de lei aos termos da convenção da OIT. Similar às modernas legislações internacionais, essa Portaria, no seu conjunto, é a mais avançada das normas brasileiras de segurança no trabalho. Proíbe o uso

de amianto tipo anfíbolio e de produtos que o contenham; a pulverização (spray) de qualquer amianto, e o trabalho de menores de 18 anos nas áreas de produção. Exige que essas empresas elaborem normas de procedimento para situações de emergência e que só possam adquirir a fibra de empresas cadastradas no Ministério do Trabalho. Determina que as fibras de amianto e seus produtos sejam rotulados e acompanhados de "instruções de uso", com informações sobre o tipo de amianto, riscos à saúde, doenças correlacionadas e medidas de controle e proteção. Fixa o limite de tolerância para fibras respiráveis em 2 fibras/cm³. Exige avaliações ambientais, no mínimo a cada seis meses, e a divulgação dos resultados para conhecimento dos funcionários.

A Lei 9.055 de 01/06/95 e o Decreto 2.350 de 16/10/97 colocam o Brasil alinhado na posição de uso controlado e responsável das fibras naturais e sintéticas, inclusive o amianto (Scliar, 1998).

4. GEOLOGIA REGIONAL

A Mina de Cana Brava localiza-se na porção central-norte do Estado de Goiás e no contexto geológico regional está inserida no Complexo de Cana Brava.

As principais unidades que afloram nos limites deste complexo são: a Sequência vulcano-sedimentar de Palmeirópolis, os corpos graníticos de Serra Dourada e da Serra da Mesa, e os Grupos Serra da Mesa, Araí e Paranoá .

4.1. O COMPLEXO MÁFICO-ULTRAMÁFICO DE CANA BRAVA

O Complexo de Cana Brava apresenta-se como um corpo alongado com cerca de 40 km de comprimento, de orientação geral N 10°-20 °E, tendo largura máxima na porção sul, de aproximadamente 14 km de espessura, onde se encontra melhor representado estratigraficamente. Possui mergulhos entre 30° e 50° para NW e é constituído, segundo Girardi & Kurat (1982), por metagabros, metagabronoritos, metanoritos, anfibolitos, metapiroxênitos e serpentinitos (metaperidotitos) sendo as rochas máficas dominantes em relação às ultramáficas. Apresenta em sua borda E um corpo satélite de forma ovalada, de 5 por 3 km, alongada e subparalela ao maciço principal, que sustenta o relevo da localmente denominada Serra da Bota. Este corpo é constituído por metagabros e metagabronoritos (Figura 3).

Marini et al. (1977) o classificam, quanto à gênese, como um maciço do tipo Alpino, enquanto Danni et al. (1982) como uma faixa móvel granulítica que, segundo Almeida (1979), demarcaria, ao sul de Minas Gerais e ao centro de Goiás, os limites de um antigo cráton arqueano (Cráton do Paramirim). Girardi & Kurat (1982) afirmam que o complexo corresponde a um corpo magmático intrusivo diferenciado, recrystalizado e soerguido por falhamentos em bloco.

Figura 3 - Mapa geológico regional do Complexo de Cana Brava, segundo Correia et al. (1997).

Pamplona & Nagao (1982) reconhecem, dentro do conjunto básico-ultrabásico de Cana Brava, três unidades litológicas, sendo a basal constituída por rochas metabásicas da fácies epídoto-anfibolito, outra formada por rochas ultrabásicas (serpentinitos e piroxenitos) e finalmente uma unidade constituída por rochas gábricas e gabronoríticas.

Segundo Correia (1994), o Complexo de Cana Brava é composto por cinco unidades, cujos estratos caracterizam-se por diferentes associações de fases cumulus com maior ou menor quantidade de material intercumulus. A transição é marcada pela mudança geralmente abrupta da natureza destas fases. Feições como laminação ígnea e bandamento rítmico são localmente observadas. O empilhamento estratigráfico ígneo original é interpretado como tendo sido constituído da base para o topo por microgabros, peridotito, websteritos compostos predominantemente por clinopiroxênios e, finalmente, por rochas gabróides variadas.

Segundo Correia (1994), com base nas transformações metamórficas sofridas pelo Complexo e nas determinações isotópicas disponíveis, interpreta-se que o Complexo evoluiu segundo as seguintes etapas:

- separação do manto e residência sub-litosférica ou sub-crustal do magma progenitor entre 2,25 e 2,62 Ga;
- intrusão na seqüência vulcano-sedimentar de Palmeirópolis e cristalização subsequente em condições de baixas pressões ao redor de 2,0 Ga;
- evento principal de metamorfismo e de deformação dúctil-rúptil, em regime compressivo, ao redor de 1,3 Ga;
- reequilíbrios metamórficos posteriores, principalmente onde água teve acesso ao sistema, ao longo de zonas de fraqueza, em idades brasileiras ainda não bem estabelecidas.

Os processos tectônicos superimpostos não causaram repetição de níveis estratigráficos e as unidades do Complexo não se encontram invertidas, porém não existem indicações das suas encaixantes basais uma vez que suas rochas se encontram cavalgando as rochas do Complexo Basal Goiano e do Grupo Serra da Mesa.

5. GEOLOGIA LOCAL

A Mina de Cana Brava, constituída por três corpos mineralizados principais, corresponde a uma área total de 14 km². Situa-se na extremidade sudeste do pacote de rochas ultrabásicas, representadas por serpentinitos e piroxenitos, do Complexo Máfico-Ultramáfico de Cana Brava.

O cinturão de rochas ultramáficas, concordante com a estrutura regional, está encaixado entre metabasitos na base e metagabros no topo. Aflora descontinuamente ao longo dos flancos sudeste e leste da Serra de Cana Brava, com mergulhos de 30° a 50° para NW e W. Seu contato superior com o gabro é gradacional, enquanto o inferior com o metabasito é tectônico (Oliveira, 1996).

O corpo ultrabásico tem sua maior expressão e continuidade na borda SE da serra (cerca de 1,5 km de largura). Segundo Pamplona & Nagao (1982), é constituído de piroxenitos e serpentinitos com as seguintes características:

- Os serpentinitos apresentam maior expressão na zona da mina, com aproximadamente 1 km de largura, e se tornam mais delgados em direção ao norte do maciço;
- Sua coloração varia do cinza escuro, próximo ao contato basal, gradando para cinza esverdeado, cinza amarelado e marrom, na região do topo. O serpentinito mineralizado tem cor verde maçã característica;
- Sua composição essencial é serpentina, associada à clorita, opacos e espinélio. Material reliquiar e pseudomorfos de clinopiroxênio, olivina e ortopiroxênio foram identificados. A origem dessa rocha é provavelmente um peridotito (talvez harzburgito), muitas vezes intensamente serpentinizado.

Os serpentinitos da área da mina estão frequentemente associados a uma assembléia de minerais calciossilicáticos (formadores dos rodingitos) e minerais carbonáticos (magnesita e dolomita) com desenvolvimento de talco nas zonas de contato e de cisalhamento. Sobrepõem-se aos metabasitos (epídoto-anfibolitos e xistos magnesianos) por contato tectônico, sendo comum o desenvolvimento de

uma estrutura planar nos metabasitos, e brechas e cisalhamentos nos serpentinitos. Observam-se ainda, na zona de contato, feições indicativas de eventos metassomáticos posteriores, responsáveis pela formação de talco xistos e veios carbonáticos.

Os piroxenitos ocorrem associados ao serpentinito e geralmente são constituídos de clino e ortopiroxênios em proporção equivalente. Entretanto, na zona da mina, parece haver um predomínio de clinopiroxênios, que se mostram serpentinizados.

Os contatos entre piroxenitos e serpentinitos são geralmente gradacionais.

5.1. GEOMETRIA DOS CORPOS MINERALIZADOS

A SAMA, trabalhando na região desde 1962, delimitou três corpos mineralizados principais, denominados A, B e F, descontínuos em superfície e encaixados na parte basal (A e B) e central (F) do pacote serpentinitico. Dados de testemunhos de sondagem mostraram que os corpos A e B, abaixo da cota 303, constituem um corpo único (Figura 4).

A faixa mineralizada, de forma grosseiramente tabular, estende-se por cerca de 6300 m no sentido N-NE; correspondendo à borda sul do Maciço de Cana Brava. Apresenta espessura de 70 a 120 m e mergulho de 30° a 50° para NW-W; a profundidade máxima conhecida para o corpo A é de 260 m; para o corpo B, 250 m; e para o corpo F, 50 m, que correspondem aos limites de informação obtidos pelas sondagens executadas. Praticamente toda a faixa mineralizada encontra-se coberta por solo residual, que varia de poucos centímetros a 15 metros.

Figura 4 - Mapa geológico da Mina de Cana Brava (GO), segundo SAMA (1996). Os perfis geológicos (XI-B e XVII-B) são apresentados na Figura 5.

Hasui & Magalhães (1985) diferenciaram os serpentinitos mineralizados em tipo 1 (SP-1) e 2 (SP-2), utilizando, como critério principal, a cor das rochas. Assim, as de cor marrom foram denominadas de SP-1 e as de cor verde, de SP-2; rochas espacialmente intermediárias, ou com cores entre os dois extremos foram denominadas de SP-1/2. Também foram utilizados como critérios algumas características morfológicas diferentes, que dizem respeito à espessura, mergulho e estruturas locais, bem como mineralogia e texturas das rochas (Figura 5).

Segundo Oliveira (1996), o serpentinito (SP-1), de cor marrom, é caracterizado pela presença freqüente de minerais silicáticos remanescentes do protótipo ultramáfico (olivina e piroxênio); os minerais do grupo das serpentinas são geralmente antigorita e/ou lizardita e crisotila, e os opacos são hematita e magnetita. O serpentinito (SP-2), de cor verde, é caracterizado pela ausência dos minerais originais da rocha-mãe, sendo constituído predominantemente por serpentinas, das quais a crisotila é a mais comum; o mineral opaco principal é a magnetita. O serpentinito tipo 1/2 (SP-1/2) apresenta geralmente características intermediárias entre SP-1 e SP-2 (Foto 1).

De acordo com Ianhez (1992), a mineralização apresenta-se predominantemente como veios de crisotila erraticamente distribuídos na massa serpentinitica, "stockwork" e mais raramente paralela (tabular). A fibra de amianto mais comum ocorre transversalmente às paredes dos veios - tipo "cross", sendo mais raras as fibras paralelas - tipo "slip". Suas dimensões reais variam de 1 mm a 20 mm (5mm média). É flexível, não talcosa, mediamente sedosa e com uma ou mais partições (Foto 2).

Aparentemente há um aumento de magnetita com o aumento do grau de serpentinização, apesar do conteúdo em magnetita ser relativamente baixo, tanto nos serpentinitos como nos veios de crisotila (Oliveira, 1996).

Figura 5 - Perfis geológicos ao longo da Cava B, Mina de Cana Brava (GO), segundo SAMA (1996).

Foto 1 - Aspecto geral do serpentinito mineralizado (SP2) na frente de lavra da bancada 568 da Cava A.

Foto 2 - Aspectos do minério SP2 fibras de crisotila.

A descrição geométrica dos corpos mineralizados é apresentada a seguir:

CORPO A

Exibe a forma de um "S" alongado, que se estende por 1400 m no sentido N-S, com largura média de 590 m, 70 a 110 m de espessura e mergulho de 40° a 55° para W. A sul é limitado por uma zona de cisalhamento, que interrompe a continuidade da mineralização e, ao norte, em direção à zona F, o corpo se estreita. A profundidade final da mineralização é desconhecida, mas as sondagens rotativas têm mostrado continuidade até 260 m.

CORPO B

É o corpo de minério melhor estudado, exhibe forma grosseiramente tabular, com 1110 m de comprimento, largura média de 800m, 70 a 100 m de espessura, orientado na direção N-S, com mergulho variando de 30° a 45° para W. A

profundidade final também é desconhecida, mas sondagens rotativas indicaram a mineralização até 250 m por enquanto.

O limite norte é definido por uma zona de cisalhamento (a mesma do corpo A), truncando a continuidade norte da mineralização em superfície, enquanto que no limite sul o corpo sofre uma inflexão para SW, permitindo a continuidade física para a zona C (Hasui & Magalhães, 1985).

CORPO F

Este corpo, bem mais estreito que os outros, exhibe forma grosseiramente tabular, com 2300 m de comprimento por 60 m de largura média; é interceptado por falhas, e sua profundidade é desconhecida. Ao norte, provavelmente o corpo mineralizado apresenta-se fechado, enquanto que para o sul seu limite não está definido, podendo estar interligado à zona A (Hasui & Magalhães, 1985).

5.2. MODELO ESTRUTURAL

Hasui & Magalhães (1985) propõem um modelo estrutural e evolutivo da Mina de Cana Brava a partir da definição da geometria das estruturas geológicas e das etapas de formação das mesmas. Este, conforme aqueles autores, pode ser assim configurado:

- a) um primeiro evento termotectônico (E_1) gera, na área, as foliações S_1 , bem como dobras intrafoliais e em bainha. As transformações metamórficas de rochas ultrabásicas levariam à formação dos serpentinitos tipo 1;
- b) num segundo evento termo-tectônico (E_2) teriam ocorrido deslocamentos dextrais ao longo de zonas de cisalhamento de alto ângulo com direção ENE, induzindo inflexões em S_1 , falhamentos e fraturamentos, serpentinitização (serpentinitos tipo 2), mineralização de amianto (fibras *cross* e *slip*), dobras locais, crenulação e formação de *kinks*;

Em relação ao evento E_1 , os seguintes aspectos podem ser realçados:

- a) a deformação ocorrida foi do tipo progressivo;
- b) nesse evento, a geometria de S_1 configurava uma ampla sinforme, bastante espessa apicalmente;
- c) o deslocamento tectônico no evento E_1 é de direção ESE-WNW, definida pelas dobras intrafoliais e em bainha.

Em relação ao evento E_2 , os seguintes aspectos podem ser realçados:

- a) a deformação ocorrida foi também progressiva;
- b) a sinforme gerada em E_1 sofreu grandes inflexões em S_1 , atestando a deformação plástica do maciço;
- c) as falhas e juntas são as feições estruturais proeminentes;
- d) nesse evento, fluidos remobilizados, percolando descontinuidades e fraturas de distensão abertas, devido ao estiramento durante a deformação progressiva, teriam gerado alterações metassomáticas que deram origem aos serpentinitos tipo 2 e aos veios de amianto em fibras cross;
- e) após essa serpentinitização, juntas e, posteriormente, falhas teriam sido geradas, crenulando as fibras cross;
- f) os eixos distensivos e o maciço como um todo (por se achar ainda plástico), sofreram rotação; isso explica a variabilidade das direções de cristalização da mineralização;
- g) todas as falhas apresentam fibras do tipo *slip*, indicando que foram também acompanhadas de alguma remobilização;
- h) nesse evento E_2 se desenvolveram também crenulações, *kinks* e dobras locais.

5.3. CONTROLE DA MINERALIZAÇÃO

Os principais fatores que controlaram a formação de depósitos econômicos de amianto crisotila na Mina de Cana Brava foram provavelmente a rocha-mãe, as rochas hospedeiras apropriadas, a adequada formação de soluções serpentínicas, fraturamento apropriado e controle estrutural.

No que diz respeito à mineralização, pode-se realçar os seguintes aspectos:

- a) uma remobilização discreta ocorreu no início do evento E_2 , gerando as fibras *slip* associadas aos planos de falha. No instante em que o estiramento propiciou a abertura de descontinuidades é que a percolação foi intensiva, induzindo a formação do serpentinito tipo 2 (SP-2) e dos veios com fibra *cross*; no entanto, a geração de fibras *slip* continuou ocorrendo durante todo o processo;
- b) essa remobilização se deu dentro do serpentinito tipo 1 (SP-1), gerando o tipo 2 (SP-2), e foi mais intensa onde essas rochas têm maior espessura, ou seja, na zona apical da sinforme;
- c) as zonas mineralizadas tendem a ocorrer na parte inferior dos serpentinitos, próximo ao contato com os metabasitos, provavelmente em virtude dos deslocamentos diferenciais que essas litologias distintas propiciaram;
- d) a geometria geral dos corpos de minério obedece o quadro deformativo do evento E_2 , isto é, são alongados em forma de S, e os corpos não se estendem para as zonas de cisalhamento NE, provavelmente por serem, estas zonas, trechos mais deformados;
- e) embora os veios de crisotila não tenham relação direta com a geometria das foliações S_1 (são discordantes em relação a S_1 , em termos de direção e mergulho), existe uma concordância em nível geral entre a geometria dos corpos de minério e S_1 ;
- f) a formação dos veios com fibra *cross* provavelmente terminou antes do fim do evento E_2 , pois elas estão crenuladas. Esta crenulação induz à partição das fibras, as quais se desmembram em segmentos com facilidade;

6. INVENTÁRIO DOS DADOS DA PESQUISA MINERAL

A determinação da viabilidade econômica de um empreendimento mineiro é estabelecida fundamentalmente a partir da avaliação do depósito, ou seja, por meio do cálculo de suas reservas. Nesta etapa procura-se a melhor estimativa de teor e tonelagem dos blocos que compõem o corpo de minério, bem como, a determinação do erro provável destas estimativas a um certo nível de confiança. A relevância dessas estimativas depende da qualidade, quantidade e distribuição das amostras e regularidade do corpo do minério.

Assim, todo o trabalho de avaliação de reservas, de um depósito mineral deve ter início com a organização dos dados levantados na pesquisa mineral - inventário mineral.

Os resultados obtidos numa avaliação de reservas devem ser confiáveis, devido ao investimento de grande magnitude necessário para implementação de uma mineração. Deste modo, a avaliação de reservas deve ser baseada em informações coerentes e de boa qualidade.

O inventário dos dados de pesquisa mineral foi realizado através da observação de alguns parâmetros que, segundo Handley et al. (1987), são:

- densidade de dados : verificar se a densidade de amostras é suficiente ou não para garantir a continuidade da mineralização;
- exatidão da localização dos pontos de dados : certificar-se da posição da amostra e seu efeito no cálculo de reservas. A localização de amostras no depósito reflete-se diretamente na geometria do bloco de cubagem e conseqüentemente, nas reservas obtidas;
- técnicas de sondagem: verificar se o tipo de sondagem utilizado é adequado ou não para uma amostragem confiável;
- técnicas de amostragem: verificar como foi feita a amostragem, a preparação, e qual a quantidade analisada;
- recuperação do testemunho na zona mineralizada: verificar como foi determinada a porcentagem e com que frequência;

- densidade, peso específico ou fator tonelagem: é o dado cuja obtenção é mais difícil, especialmente em material friável ou alterado, e de maior importância, pois o erro na sua determinação reflete-se na mesma proporção nas reservas calculadas.

- qualidade das análises: verificar se os resultados são precisos ou imprecisos por enviesamento ou pura aleatoriedade;

- recuperação da usina de beneficiamento: visa conhecer o fator de recuperação na planta de beneficiamento, pois nem todo metal dosado em amostras pode ser liberado por processos técnica e economicamente viáveis;

Estes dados foram coletados em relatórios internos e arquivos dos escritórios na SAMA (S.A. Mineração de Amianto), bem como através de anotações e informações verbais dos funcionários da empresa ligados diretamente as atividades de mineração (geólogos, técnicos de geologia e engenheiro de minas).

Além disso, foram realizados trabalhos de campo na Mina de Cana Brava com a visita às cavas o que permitiu a observação da geologia do depósito e acompanhamento da lavra.

Nos laboratórios da usina acompanhou-se as metodologias empregadas para obtenção das variáveis (teor, IC - índice de comprimento da fibra, e pó) utilizadas para classificação do minério.

Finalmente, acompanhou-se os procedimentos realizados na usina piloto e usina de beneficiamento para obtenção da fibra.

6.1. SONDAGEM

As primeiras etapas de sondagem, até 1982, obedeceram uma malha de 35 x 35 m, e furos com diâmetros de 104, 86, 76 mm e NX; a partir de 1988 os furos foram executados numa malha de 70 x 70 m, com diâmetros NW e HQ.

Assim, no desenvolvimento da mina foram executados 1021 furos de sondagem, dos quais 661 inerentes aos corpos A e B, e o restante espalhado pelas Zonas C, F, e outros Alvarás de Pesquisa. Todos os furos foram verticais, ao longo

de perfis SE-NW. Não se amostrou bancadas onde a recuperação fosse menor que 90% para que as amostras coletadas fossem as mais representativas possíveis, dando condições de realizar uma avaliação ótima do teor, em função da mineralização (Figura 6 e Foto 3).

Após a conclusão de cada furo fez-se a descrição geológica do mesmo, sendo que, para cada bancada (intervalo de 10 metros) foi avaliado visualmente o teor de minério através da contagem do número de veios de crisotila, e suas respectivas espessuras.

6.2. TRATAMENTO NA USINA PILOTO

Todas as bancadas com intervalos mineralizados foram amostradas, num total foram coletadas 2444 amostras no corpo B e 2138 amostras no corpo A.

Estes testemunhos das bancadas mineralizadas foram enviados à usina piloto foram britados em britador de mandíbulas, seguidos de aspiração e tratamento de limpeza para separar a fibra da rocha; a fibra que ainda ficou presa na rocha recebeu novas fases de impactação e limpeza, em *trommel*, e de aspiração em equipamentos ZIG-ZAG, de 2 a 4 vezes, até recuperar toda a fibra contida nos testemunhos. A fibra liberada era encaminhada a um *trommel* classificador, que a separava em longa, > 4mm, média > 1mm e <4mm e curta < 1mm; pesava-se as amostras de fibra, assim como os rejeitos fino e grosso, para obtenção dos teores dos tipos respectivos de fibra, assim como o teor total da bancada de 10 m.

(A)

(B)

Figura 6 - Furos de sondagem executados na área da Mina de Cana Brava ((A) - vista em planta; (B) vista em perspectiva).

Foto 3 - Sonda Diakore IV pertencente a SAMA e que executou a última campanha de sondagem (A); detalhe de uma caixa de testemunhos (B).

6.3. ELABORAÇÃO DE PERFIS E PLANTAS

Após a descrição geológica e análise dos testemunhos de cada bancada, fez-se os perfis geológicos nas direções EW e SE-NW, perpendiculares à direção dos corpos mineralizados.

Nestes perfis lançou-se os dados geológicos, estruturais, o topo e a base da mineralização, a partir de uma cota de superfície topograficamente levantada. Estes dados permitiram que se lançasse nas plantas de bancadas todos os dados necessários à interpretação geológica e estrutural, assim como os limites da mineralização.

Com base nos perfis geológicos elaborou-se as plantas de bancadas, num total de 25 para o corpo B e 30 para o corpo A, na escala 1:2500.

6.4. MODELO TRIDIMENSIONAL DO DEPÓSITO

As plantas de bancadas elaboradas foram digitalizadas e georeferenciadas no software Autocad e exportadas no formato DXF para o *software* de modelagem tridimensional aplicado à mineração - VULCAN.

Após a edição destas plantas, procedeu-se à modelagem tridimensional dos corpos de minério, através do método de 'fatias interligadas', onde os plantas geológicas são interligados diretamente uns aos outros resultando, também através de triangulações, corpos tridimensionais.

A modelagem tridimensional digital de um corpo de minério tem por objetivos principais a delineação de um volume (Houlding, 1994) e o melhor entendimento de sua geometria. Definido o volume no corpo geológico, pode-se calcular o valor médio de uma variável de interesse e a incerteza associada.

Um elemento essencial aos sistemas de modelagem tridimensional é a habilidade de visualizar os modelos geológicos e armazenar dados geológicos. Em um primeiro momento tal visualização é realizada durante a criação e verificação de modelos geológicos tridimensionais garantindo que sejam realistas e que não possuam grosseiras discrepâncias quando comparados aos dados que os originaram. Em seguida serve como guia para engenheiros de minas desenvolverem o planejamento de lavra e as seqüências de produção (Sides, 1997).

Paralelamente à modelagem foi digitalizado o mapa da cava atual da mina, constituída por bancadas de 10 e 13 metros de altura (Figura 7).

Procedeu-se então a interseção dos corpos de minério com as superfícies das cavas atual, sendo eliminados os volumes de minério que se encontravam acima da cava atual.

A partir do modelo tridimensional dos corpos, tanto do minério, calculou-se os seu respectivo volume, pelo processo conhecido por integração volumétrica, que consiste, basicamente, na integração da função que descreve os limites dos corpos (Tabela 3).

Figura 7 - Modelo tridimensional das litologias presentes na Mina de Cana Brava (GO) (I) e em (II) são apresentadas as Cavas A e B interseccionando as litologias já lavradas na mina.

Tabela 3 – Resultados obtidos de volume através do modelo tridimensional do do depósito.

Tipos litológicos	Volume (m ³)
Serpentinito mineralizado	197.327.502,00
Metapiroxenito	818.000,00
Grafita	889.885,62

6.5. DENSIDADE

Buscando uma maior confiabilidade aos dados de densidade para as rochas da mina, foram feitos testes de densidade no laboratório da METAGO, em Goiânia. Neste estudo fez-se coleta de 90 amostras de rocha, tanto nas cavas como em testemunhos de sondagem, dos variados tipos litológicos existentes, assim como em amostras de rocha alterada; os resultados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Densidade das rochas da Mina de Cana Brava (GO).

Litologia	Número de amostras	Densidade média (t/m ³)	Desvio Padrão (%)	Valor utilizado (t/m ³)
Serpentinito	40	2,63	0,14	2,6
Metabasito	10	2,89	0,10	2,9
Rocha Grafítica	10	2,52	0,38	2,5
Metapiroxenito	10	2,98	0,09	3,0
Rodingito	10	2,99	0,27	3,0
Rocha alterada	10	2,06	0,28	2,0
Rocha fresca total	80	2,74	0,26	-

6.6. ENSAIOS DE LABORATÓRIO

No tratamento da Usina Piloto separou-se, de cada bancada, as amostras de fibras longa, média e curta, as quais, foram enviadas ao laboratório. Em cada amostra efetuou-se ensaios padronizados de IC e PÓ num total de 13.746 análises.

As amostras de fibras longa, média e curta foram enviadas ao laboratório e submetidas aos ensaios padronizados para obtenção de índice de comprimento (IC) e porcentagem de pó menor que 200 mesh (lavagem). Todos os ensaios seguem as

normas publicadas pelo "Asbestos Textile Institute and Quebec Asbestos Mining Association" (QAMA,1974). Todos os furos de sondagem tiveram seus dados de Laboratório e Usina Piloto, armazenados em banco de dados.

Para a obtenção da índice de comprimento (IC), toma-se 2 gramas de fibra e faz-se o peneiramento a úmido no aparelho classificador "Turner Newall (TN)".

O TN é um aparelho que classifica a fibra por comprimento através de um jogo de telas alojadas em recipiente de plástico. O aparelho possui chave automática que desliga-o após 5 minutos de funcionamento. As 1º e 3º telas giram em uma direção enquanto as 2º e 4º giram em outra (Foto 4).

A fibra que não é retida pela primeira tela, escoar para a 2ª através de um tubo de metal, facilitado por um jato constante de água e de um braço metálico que agita a fibra, forçando sua passagem pelas malhas da tela.

Foto 4 - Aparelho classificador "Turner Newall" (TN) para obtenção do índice de comprimento (A); aparelho usado no ensaio de lavagem para obtenção do teor de pó da fibra (<200 #), lavagem manual (B) e lavagem automática (C).

O último recipiente descarrega numa peneira de 200 MESH (#) na base do aparelho.

Após o aparelho ter desligado, os discos são levados a estufa para secar e pesados. O peso da fibra é calculado subtraindo-se o peso bruto do peso do disco.

A seguir é apresentado um exemplo do cálculo do IC:

Abertura da Tela (#)	% de Fibra retida	Fator de multiplicação	Fibra retida
7	0	24 x	0
14	0,2	12 x	2,4
25	2,4	6 x	14,4
50	9,3	3 x	27,9
200	20,0	0,8 x	16,0
		IC	60,7
-200	68,1		

NOTA: O IC é a somatória dos retidos de todas as telas.

O resultado do Ensaio TN -200 MESH pode ser comparado com o ensaio de lavagem.

O TN tem como finalidade classificar a fibra pela distribuição granulométrica a úmido e teor de finos < 200 MESH e seus resultados são utilizados além da classificação do minério dos testemunhos de sondagem para:

- classificar a fibra em tipos comerciais.
- informar à operação de mistura se o IC se mantém dentro da faixa de especificação planejada.
- confirmar o teor de finos < 200 MESH do Ensaio de Lavagem.

O ensaio de lavagem tem como finalidade identificar o teor de partículas finas, menor que 200 MESH, contidas na fibra. Ele é feito com 10 gramas em uma peneira de 200 MESH alojada entre 2 suportes metálicos com fundos aberto para escoamento do pó lavado da fibra. A lavagem é feita movimentando o esguicho no sentido horário e anti-horário de maneira que todas as fibras sejam bem lavadas. A pressão de água é controlada por manômetro. O excesso de umidade da fibra é

retirada por uma bomba de vácuo, finalmente leva-se a uma estufa para terminar de secar (Foto 4).

As informações obtidas são passadas para os técnicos da área de mistura para verificar se o teor de pó se mantém dentro das especificações planejadas, além de classificar a fibra em tipos comerciais.

Durante os estudos feitos, desde o início da mina, verificou-se que a usina piloto limpa muito mais a fibra do que no processo de beneficiamento. Baseado nisso, viu-se a necessidade de uma padronização dos resultados, convertendo-os a uma base constante, por tipo, segundo uma especificação de classificação das fibras, de acordo com uma equivalente canadense.

6.7. LAVRA E BENEFICIAMENTO DO MINÉRIO

Os processos que caracterizam a lavra e beneficiamento do minério de amianto na Mina de Cana Brava são descritos abaixo:

Lavra

1. decapeamento: consiste na retirada da vegetação, solo e rocha estéril para expor minério. É realizado de acordo com o avanço da lavra. O solo retirado é colocado em depósito para posterior recobrimento do bota-fora; já a rocha estéril é descartada no bota-fora;
1. desmonte: para se proceder ao desmonte, é feita a perfuração da rocha, o carregamento dos furos com explosivos e a detonação. A lavra em Cana Brava é a céu aberto, através de bancadas de 10 a 15 metros e bermas finais de 5 a 7 metros. Os taludes individuais, atualmente, possuem inclinação de 70° e geral de 45°. A lavra se faz simultaneamente em duas cavas contínuas "A" e "B" (Foto 5 e 6);
2. carregamento e transporte do estéril e do minério: No carregamento do estéril utilizam-se carregadeiras com capacidade de 10 m³, e para o carregamento do minério a carregadeira é de menor porte, tendo capacidade de 8,5 m³. Para o transporte do estéril e do minério utilizam-se caminhões com capacidade de 80 t (Foto 7).

Foto 5 - Vista geral da Cava B da Mina de Cana Brava (GO), que utiliza o método de lavra a céu aberto.

Foto 6 - Seqüência de uma detonação na Cava B, bancada 311 (minério SP2), Mina de Cana Brava (GO).

Foto 7 - Aspecto geral da frente de desmonte 54 (minério na bancada 368 - Cava A) e o carregamento do minério na Mina de Cana Brava (GO).

Beneficiamento

O beneficiamento do minério de amianto crisolita na mina de Cana Brava utiliza exclusivamente métodos físicos, a seco, sem aditivos, em todos os estágios de tratamento (Foto 8).

São descritas, a seguir, as unidades de beneficiamento:

britagem primária: é um britador cônico, que recebe os blocos de minério bruto provenientes das frentes de lavra das cavas A e B. Os blocos são lançados com dimensões de até 1 metro de diâmetro maior, sendo, com a britagem reduzidos para 20 a 30 cm. O material britado segue, por correia transportadora enclausurada diretamente para a britagem secundária;

britagem secundária: Dentro desta unidade, o minério passa por diferentes estágios de peneiramento e britagem resultando em duas frações (fina e grossa), que seguem, por correias transportadoras diferentes: a grossa, para a unidade denominada concentração e a fina, para a secagem;

concentração: o minério proveniente da Britagem Secundária, na concentração, passa por três estágios de peneiramento, intercalados com três estágios de britagem. Deste processo, é separada a fração mais fina, rica em fibra e mais seca, segue direto para o Silo de Minério Seco; a fração mais fina, rica em fibra, porém mais úmida, segue para a secagem; e a fração mais grossa, pobre em fibra, segue para o Silo de Rejeito.

Silo de Minério Seco: é um silo fechado, de forma prismática, que recebe o minério proveniente da concentração e da secagem através de correia transportadora. Os objetivos desta silagem são: permitir a redução da umidade do minério de até 1 % por evaporação na época da seca; promover a homogeneização do minério concentrado; permitir uma alimentação constante à usina de tratamento; e manter uma reserva estratégica de minério concentrado seco. Do silo de minério seco o material segue para a Usina de Tratamento.

Foto 8 - Vista geral da unidade de beneficiamento da Mina de Cana Brava (GO).

Usina de Tratamento: recebe o minério concentrado e seco proveniente do Silo de Minério Seco, o qual passa por tratamento em diversos circuitos descritos a seguir:

- *circuito de minério*: tem função de recuperar as fibras livres por aspiração em peneiras giratórias, liberar as fibras presas na rocha por impactação gradual e eliminar a fração fina do minério;
- *circuito de fibra*: promove a limpeza do material aspirado do circuito de minério em peneiras giratórias e rotativas para eliminação de pó e finos e, em separadores pneumáticos, para eliminação de pedriscos transformando-o em produto comercializável;
- *circuito de retorno*: tem a finalidade de recuperar as fibras contidas na fração pesada dos separadores pneumáticos;
- *circuito de tratamento de minério de fibras curtas*: visa recuperar as fibras curtas;
- *circuito de homogeneização de fibras*: constitui a fase final do tratamento do minério, buscando obter um produto homogêneo em silos de homogeneização;
- *circuito de embalagem*: corresponde ao acondicionamento do produto em embalagens, através do sistema de ensacamento, paletização e cobertura com material plástico termo-retrátil;

7. MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS

Os métodos geoestatísticos, ou simplesmente geoestatística, foram desenvolvidos graças aos estudos do engenheiro de minas Georges Matheron na França no final da década de 50 e início da década de 60. Estes métodos estão fundamentados na Teoria das Variáveis Regionalizadas, que foi formalizada por Matheron, a partir de estudos práticos desenvolvidos por Daniel G. Krige no cálculo de reservas nas minas de ouro do Rand na África do Sul.

A geoestatística é a aplicação de métodos matemáticos e estatísticos a problemas da Ciências da Terra e pode ser utilizada em diversas áreas como: geologia pura (análise de elementos traços em rochas metamórficas); em pesquisa mineral (análise de dados geoquímicos de pesquisa); para traduzir a geologia para modelos usados em engenharia; determinação do tipo de amostragem; estimativa espacial e temporal; simulação; bem como, na análise de riscos e quantificação de reservas.

As técnicas da estatística clássica assumem que todas as amostras são aleatórias e independentes de uma distribuição de probabilidade simples - esta suposição é chamada estacionaridade. Sua aplicação não envolve qualquer conhecimento da posição real das amostras ou do relacionamento entre amostras. Já a geoestatística assume que a distribuição das diferenças de variáveis entre dois pontos amostrados é a mesma para todo o depósito, e que isto depende somente da distância entre eles e da orientação dos pontos. Em outras palavras, diferenças nas variáveis devem ser consistentes, não constantes, para o depósito - hipótese intrínseca ou quase-estacionariedade (Clark, 1979).

O procedimento para utilização da geoestatística na estimativa de variáveis, é realizado basicamente em duas etapas:

- (1) cálculo do variograma experimental e ajuste de modelo teórico;
- (2) processo de estimativa através da (co)krigagem.

Quais os principais argumentos para justificar o uso de técnicas geoestatísticas ?

O padrão da continuidade espacial do fenômeno estudado, estabelecido a partir do ajuste de uma função ao variograma experimental, pressupõe um completo entendimento dos efeitos da escolha tanto do modelo (o que também pressupõe o reconhecimento do mais amplo quanto possível espectro de funções passíveis de representarem a continuidade do fenômeno geológico) quanto dos parâmetros deste modelo no comportamento da estimativa (Corá, 1996).

Quanto às dificuldades matemáticas da geoestatística, elas certamente existem a um nível teórico e em sofisticadas aplicações, entretanto, pode ser realizada por um profissional com conhecimentos matemáticos básicos. Além disso, atualmente, existem uma grande disponibilidade de *softwares* no mercado que auxiliam / facilitam sua utilização.

7.1. CONCEITOS GEOESTATÍSTICOS

7.1.1. MODELO PROBABILÍSTICO E FUNÇÃO ALEATÓRIA

Qualquer processo de estimativa requer um modelo do comportamento do fenômeno. Caso contrário, tem-se apenas um conjunto de dados e nenhuma inferência pode ser feita para as posições de valores desconhecidos.

Um modelo determinístico é apropriado caso seja possível com apenas poucas amostras, o conhecimento dos processos geradores de um determinado conjunto de dados. Mas, infelizmente, as variáveis de interesse em geologia são essencialmente o resultado final de uma série de processos físicos e/ou químicos, cujas complexas interações levam a uma variabilidade intrínseca das propriedades geológicas. A aplicação de modelos determinísticos torna-se assim bastante restrita (Corá, 1996).

Os modelos probabilísticos, por outro lado, além de fornecerem as ferramentas para a estimativa dos valores desconhecidos, possibilitam uma avaliação da qualidade da estimativa pelo estabelecimento de intervalos de confiança para os valores estimados.

Em geoestatística, a maioria das informações relacionadas a um valor não-amostrado $Z(x)$, vem dos valores das locações vizinhas x' , seja sobre um mesmo

atributo Z ou sobre um atributo correlacionável Z_2 . O conceito probabilístico de função aleatória permite a modelagem do grau de correlação ou dependência entre qualquer número de variáveis aleatórias $Z(x)$, $\{Z(x_\alpha), \alpha = 1, \dots, n\}$, e, mais genericamente, $Z(x)$, $\{Z(x_\alpha), \alpha = 1, \dots, n\}$, $\{Z_2(x'_\beta), \beta = 1, \dots, n'\}$ (Deutsch & Journel, 1992).

Uma variável aleatória é uma variável que assume determinados valores de acordo com alguma distribuição de probabilidade. Por exemplo, o resultado de se lançar um dado não-viciado pode ser considerado como uma variável aleatória a qual assume um de seis valores equíproáveis (sendo que o resultado deste lançamento particular é denominado uma realização da variável aleatória "lançar dado") (Corá, 1996).

Ao se considerar, por exemplo, o teor $z(x_1) = 5$ ppm num determinado ponto particular x_1 de um depósito, o teor (5 ppm) pode ser considerado como uma realização particular de uma determinada variável aleatória $Z(x_1)$ definida no ponto x_1 . O conjunto de teores $z(x)$ para todos os pontos x do depósito (variável regionalizada), pode ser considerada como uma realização particular de um conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(x), x \in \text{depósito}\}$. A este conjunto de variáveis aleatórias $\{Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_n)\}$ dá-se o nome de função aleatória $Z(x)$.

7.1.2. VARIÁVEIS REGIONALIZADAS

Pode-se definir variável regionalizada como qualquer função numérica com uma distribuição espacial, que varia de um lugar a outro com continuidade aparente, mas cujas variações não podem ser representadas por uma função determinística (Blais & Carlier, 1968 apud Olea, 1975).

Segundo Bubenicek & Haas (1969), as características qualitativas de variáveis regionalizadas, que os métodos estatísticos convencionais não conseguem reconhecer, são:

- localização: os valores de uma variável regionalizada são dependentes de suas funções espaciais relativas dentro do campo geométrico (depósito). Além disso,

estes valores são dependentes do tamanho da amostra, forma e orientação (suporte amostral);

- suporte: por vezes a variável regionalizada $Z(x)$ não está definida num ponto, mas sobre uma área ou volume centrado em x . À unidade amostral básica sobre a qual a variável é medida chama-se suporte (IPT 1989);
- continuidade: a variação espacial de uma variável regionalizada pode ser, dependendo do fenómeno, grande ou pequena, mas deve existir uma certa continuidade ponto a ponto;
- anisotropias: a regionalização pode apresentar anisotropias quando apresentam variações graduais numa direção e rápida ou irregular em outra;
- fenómenos de transição: no campo da variável, particularmente em formações sedimentares, as estruturas são frequentemente encontradas consistindo de lentes superpostas. Estas estruturas formam uma rede de descontinuidades nas bordas das lentes, que é caracterizada como fenómeno de transição.

7.2. VARIOGRAMA

A função variograma $2\gamma(h)$ é definida como sendo a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h , conforme a seguinte equação:

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

ou em termos computacionais:

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

onde: $2\gamma(h)$ é a função variograma; n é o número de pares de pontos separados por uma distância h ; $Z(x)$ é o valor da variável regionalizada no ponto x ; $Z(x+h)$ é o valor da variável regionalizada no ponto $(x+h)$.

Como na Estatística Clássica, pode-se definir a média e a variância de uma variável regionalizada, de acordo com as relações 3 e 4, respectivamente:

$$m = E[Z(x)] \quad (3)$$

$$Var[Z(x)] = E\{[Z(x) - m]^2\} = E[Z^2(x)] - m^2 \quad (4)$$

Assim, a covariância $C(h)$, entre pontos separados por uma distância h é:

$$C(h) = E[Z(x+h) \cdot Z(x)] - m^2 \quad (5)$$

e portanto $C(0)$ é igual à variância (4).

A função variograma $2\gamma(h)$ pode também ser expressa em termos da variância $C(0)$ e da covariância $C(h)$, conforme segue:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (6)$$

A relação entre a função variograma e a função covariograma esta ilustrada na Figura 8.

Figura 8 - Relação entre as funções variograma e covariograma.

A interpretação do variograma permite obter parâmetros que descrevem o comportamento espacial das variáveis regionalizadas, conforme ilustrados na Figura 9.

Figura 9 - Variograma típico e suas propriedades.

Uma feição resultante da análise dos parâmetros do variograma experimental é a zona de influência que é um fenômeno de transição caracterizado exclusivamente por modelos de variograma que possuem patamar e amplitude definidos.

Portanto qualquer valor de $Z(x)$ estará correlacionado com outros valores $Z(x+h)$ que estiverem dentro de um raio " a " de x . Esta correlação, ou a influência de um valor em outro, decresce conforme $Z(x+h)$ aproxima-se de " a ".

Para o cálculo de variogramas experimentais deve-se fazer a comparação entre valores de amostras separadas por uma distância h . Esta comparação é direta se os pontos de dados estiverem distribuídos segundo uma malha regular. Entretanto, quando os pontos de dados estiverem dispersos, deve-se fazer a pesquisa de amostras situadas a uma distância h , dentro de uma janela de pesquisa. Esta janela é definida, ao longo da direção do variograma, por um, ângulo e por uma distância de tolerância, conforme pode ser observado na Figura 10. O ângulo de tolerância pode ser limitado levando-se em consideração a distância "percorrida" ao longo da direção, ou seja, quando a tolerância angular é estabelecida forma-se um triângulo (2D) ou um cone (3D) em torno da direção preferencial. O problema é que se não houver uma limitação, a área do triângulo ou o volume do cone tendem a crescer indefinidamente, englobando maior número de pontos. Para evitar isso, define-se a largura máxima, isto é, estabelece-se uma distância a partir da qual o triângulo ou cone ficam limitados à essa faixa.

Em muitos conjuntos de dados, variáveis ao longo de uma certa direção são mais contínuos que em outras. Uma maneira mais eficiente que a convencional diagrama de rosácea para visualizar anisotropias de um fenômeno a fim de identificar direções preferenciais para o cálculo dos variogramas experimentais, é o variograma de superfície. O variograma de superfície é construído num sistema de coordenadas retangulares, onde cada célula representa o valor de uma medida de continuidade espacial para cada separação correspondente a um vetor h (Isaaks & Srivastava, 1989).

Figura 10 - Desenho mostrando a direção do variograma, os passos, a tolerância angular, a largura máxima e a tolerância do passo (modificado de Pannatier, 1994).

O variograma como ferramenta básica será utilizado para calcular os valores de semivariância, para uma dada distância, os quais são necessários para a organização do sistema de equações de krigagem, que é feito através do ajuste de uma função matemática que descreve continuamente a variabilidade ou correlação espacial existente nos dados.

O uso de uma função qualquer para modelar um variograma experimental não garante a existência e a unicidade da solução dos sistemas de krigagem/cokrigagem. Garante-se esta condição com o ajuste de uma função

positiva definida ao variograma experimental, como as funções esférica, exponencial, gaussiana, etc.

É também por meio do modelo de variograma que se garante o estabelecimento dos valores para qualquer distância e direção, principalmente para distâncias menores do que o mínimo espaçamento entre as amostras.

A admissibilidade de uma função está ligada à dimensão do espaço considerado. Em geral, se uma função é admissível em R_m , ela também será em R_n se $n \leq m$ (Christakos, 1984).

A importância do fator qualitativo, mesmo num quadro de razoável quantidade de amostras, fica sugerido fortemente na variografia, fase básica da geoestatística. Para a escolha e a definição de um modelo de continuidade espacial, o fator subjetivo, através de modelos teóricos ou do conhecimento empírico - que provém, sob perspectivas diversas, da experiência, ocupa normalmente papel primordial (Corá, 1996).

Os modelos de variogramas mais comuns na natureza estão ilustrados na Figura 11.

O geoestatístico é o principal responsável pela escolha do padrão da continuidade espacial do fenômeno estudado. Desta forma, a utilização de métodos geoestatísticos deve ser orientada pelo completo entendimento dos efeitos da escolha tanto do modelo quanto dos parâmetros deste modelo no comportamento da estimativa (Corá, 1996).

Isaaks e Srivastava (1989), a partir de um exemplo de modelo esférico sem efeito pepita, amplitude igual a 10 e covariância na origem igual a 10, [$C_0=0$, $a=10$ e $C_1=10$], apresetam os principais efeitos dos parâmetros do variograma nos pesos da krigagem ordinária, que são extensivos a outros métodos de estimativa geoestatística:

1. Efeito de escala: o aumento do valor do patamar (variância *a priori*) não afeta os pesos nem o valor estimado, mas afeta direta e proporcionalmente a variância da estimativa.
2. Efeito de forma: a mudança de um modelo esférico para um modelo de comportamento parabólico perto da origem (modelo gaussiano, por exemplo),

indicativo de um fenômeno mais contínuo, implica uma distribuição de maiores pesos para as amostras próximas ao ponto a ser estimado, com as amostras restantes recebendo menos peso ou até mesmo pesos negativos. O aparecimento de pesos negativos é o resultado do que se denomina de *sombreamento (screen effect)* e é mais pronunciado nos variogramas com comportamento parabólico na origem.

Esférico (comportamento "linear" na origem)	$\gamma(h) = C \left\{ 1,5 \frac{h}{a} - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right\} + C_0, \text{ se } h \leq a$ $\gamma(h) = C + C_0, \text{ se } h > a$
Gaussiano (comportamento "parabólico" na origem)	$\gamma(h) = C [1 - e^{-h^2/a^2}] + C_0, \text{ se } h \leq a$ $\gamma(h) = C + C_0, \text{ se } h > a$
Exponencial (comportamento "linear" na origem)	$\gamma(h) = C [1 - e^{-h/a}] + C_0, \text{ se } h \leq a$ $\gamma(h) = C + C_0, \text{ se } h > a$
Linear (fenômeno não estacionário)	$\gamma(h) = C_0 + Ch^a, \quad 0 < a < 2$

Figura 11 - Modelos de variogramas teóricos.

3. Efeito pepita: Uma descontinuidade na origem do variograma caracteriza a ausência de correlação na escala do menor espaçamento entre amostras. Ao se aumentar o efeito pepita (*nugget effect*), os pesos tendem a ser mais similares entre si, assim como aumenta a variância de estimativa.
4. Efeito da amplitude: Ao se dobrar o valor da amplitude, a variância de estimativa torna-se menor, pois o efeito da duplicação da amplitude faz com que as amostras pareçam ser duas vezes mais próximas em termos de distância estatística. Caso a amplitude se torne muito pequena, as amostras aparecerão como igualmente afastadas do ponto a ser estimado e uma em relação à outra. Isto torna a estimativa similar a um modelo de efeito pepita puro: os pesos

tornam-se todos $1/n$ (onde n é o número de amostras) e o procedimento de estimativa torna-se uma simples média das amostras disponíveis.

5. Efeito da anisotropia: Em muitos conjuntos de dados, existe maior continuidade de valores ao longo de certas direções do que de outras. Nestes modelos anisotrópicos, maior peso é dado às amostras alinhadas com a direção de máxima continuidade, compensando mesmo um maior afastamento em termos de distância geométrica.

O efeito pepita e o comportamento do variograma perto da origem são os parâmetros que mais influenciam os pesos da krigagem (ou cokrigagem) e evidentemente para os próprios valores estimados.

7.3. KRIGAGEM

As técnicas de estimativa, como o inverso da potência da distância (IPD), utilizam um ponderador médio de valores de amostras para estimar blocos de um depósito. Os ponderadores são uma função do bloco e da geometria da amostra e de algumas idéias da variação no depósito mineral, mas eles não fazem referência para a particular variabilidade do corpo mineral em estudo. Mais ainda, essas técnicas não permitem uma determinação da confiabilidade das estimativa (Brooker, 1979).

Ainda segundo este autor, técnicas geoestatísticas de estimativa - baseadas no estudo da variabilidade espacial do corpo mineral como reflexo de um variograma - são superiores porque permitem o cálculo de uma medida de erro associada com a estimativa, chamada variância de estimativa. É também possível descobrir para um dado bloco a configuração de dados que minimize esta variância de estimativa. Este procedimento, que produz o melhor estimador linear não enviesado, é conhecido como krigagem.

7.3.1 KRIGAGEM ORDINÁRIA

A krigagem ordinária (KO) é o método de krigagem mais amplamente usado. Através dele é possível estimar um valor de um ponto em uma região na qual o variograma é conhecido, usando dados da vizinhança local. A KO também pode ser usada para estimar o valor de um bloco (Wackernagel, 1995).

De acordo com Wackernagel (1995), pode-se estimar um valor desconhecido x_o usando n dados de amostras de uma vizinhança x_α e combinando linearmente com os pesos w_α através de:

$$Z^*(x_o) = \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha \cdot Z(x_\alpha) \quad (7)$$

A soma dos ponderadores ($w_\alpha, i=1,n$) deve ser igual a 1. Esses ponderadores são obtidos da resolução de um sistema linear de equações, denominado sistema de equações de krigagem ordinária.

A condição de não enviesamento é garantida através de:

$$\begin{aligned} E[Z(x_o) - Z^*(x_o)] &= E\left[\sum_{\alpha=1}^n w_\alpha Z(x_\alpha) - Z(x_o) \underbrace{\sum_{\alpha=1}^n w_\alpha}_{1}\right] \\ &= \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha E[Z(x_\alpha) - Z(x_o)] \\ &= 0 \end{aligned} \quad (8)$$

onde $w_0 = -1$

Como toda técnica de estimativa, a KO procura fazê-la com mínima variância. A variância do erro da krigagem é dada pela equação (9) a seguir:

$$\begin{aligned} \sigma_E^2 &= E[(Z^*(x_o) - Z(x_o))^2] \\ &= -\gamma(x_o - x_o) - \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n w_\alpha w_\beta \gamma(x_\alpha - x_\beta) + 2 \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha \gamma(x_\alpha - x_o) \end{aligned} \quad (9)$$

Através da minimização da variância de estimativa com as restrições dos pesos, pode-se obter o sistema de equações de krigagem ordinária:

$$\begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \dots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \gamma(x_n - x_1) & \dots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1^{KO} \\ \dots \\ w_n^{KO} \\ \mu_{KO} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_o) \\ \dots \\ \gamma(x_n - x_o) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

Onde w_α^{KO} são os pesos associados aos dados e μ_{KO} é o multiplicador de Lagrange. O lado esquerdo do sistema descreve as dissimilaridades entre os pontos de dados, enquanto o lado direito mostra as dissimilaridades entre cada ponto de dado e o ponto a ser estimado x_o .

O sistema de equações de krigagem ordinária pode ser reescrito da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{\beta=1}^n w_{\beta}^{KO} \gamma(x_{\alpha} - x_{\beta}) + \mu_{KO} = \gamma(x_{\alpha} - x_0) \text{ para } \alpha = 1, \dots, n \end{array} \right. \quad (11)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{\beta=1}^n w_{\beta}^{KO} = 1 \end{array} \right. \quad (12)$$

A variância de estimativa da KO é expressa por:

$$\sigma_{KO}^2 = -\mu_{KO} - \gamma(x_0 - x_0) + 2 \sum_{\alpha=1}^n w_{\alpha}^{KO} \gamma(x_{\alpha} - x_0) \quad (13)$$

A KO é um interpolador exato uma vez que se x_0 é idêntico a localização de um dado então o valor estimado é igual ao valor do dado no ponto, ou seja:

$$Z^*(x_0) = Z(x_{\alpha}) \quad \text{se } x_0 = x_{\alpha} \quad (14)$$

A krigagem ordinária é usualmente preferida a krigagem simples porque não requer o conhecimento da média, a qual supõe-se estacionária para toda a área. A krigagem ordinária, por outro lado, ao estimar a média local, por meio da krigagem da média, ajusta-se melhor às flutuações dos dados do depósito (Goovaerts, 1997) .

7.4. COKRIGAGEM

O termo krigagem é tradicionalmente empregado para regressões lineares usando dados em um mesmo atributo que está sendo estimado. Por exemplo, um valor de porosidade não amostrada $Z(x)$ é estimada através valores de porosidade da vizinhança definidas em um mesmo suporte de volume. O termo cokrigagem é reservado para uma regressão linear que também usa informações de diferentes atributos. Por exemplo, o valor de porosidade $Z(x)$ pode ser estimado da combinação de amostras de porosidade e dados de acústica relacionados (Deutch & Journel, 1996).

A geoestatística univariada preocupa-se com a análise de uma variável correlacionada espacialmente no tempo embora possam existir várias variáveis de interesse. Em muitas circunstâncias entretanto, algumas destas variáveis são de

dupla maneira correlacionadas, bem como correlacionadas espacialmente. Por exemplo, em uma aplicação mineira os teores de vários minerais ou metais em um depósito são provavelmente dependentes devido aos processos deposicionais. Similarmente, a concentração de metais pesados em um solo poluído ou compostos orgânicos em solo ou lençol freático são provavelmente correlacionados se são resultado de modos comuns de deposição (Myers, 1988).

Assim, cokrigagem é uma técnica geoestatística desenvolvida para melhorar a estimativa de uma variável usando informação de outras variáveis correlacionadas espacialmente e que são geralmente melhor amostradas. A técnica da cokrigagem melhora a estimativa e reduz o erro da variância de krigagem, mas o tempo de cálculo e modelagem do variograma cruzado muitas vezes torna este método mais lento e difícil (Ahmed & Marsily, 1987).

O desenvolvimento da cokrigagem foi motivado para resolver problemas onde a variável principal apresenta-se subamostrada. Locais subamostrados podem ser restaurados pela variável secundária através de correlações entre a variável principal e as variáveis secundárias. Entretanto, nas indústrias de mineração, o problema da subamostragem é geralmente insignificante, desde que os elementos principais a serem lavrados são amostrados prioritariamente. Quando o conjunto de variáveis correlacionadas são simultaneamente estimadas, a cokrigagem é teoricamente superior a krigagem univariável (Pan et al., 1993).

Segundo Myers (1988), até recentemente a cokrigagem não foi amplamente usada por várias razões:

- muitos autores pensavam que a cokrigagem era somente útil para caso de subamostragem;
- cokrigagem requer mais modelagem (de variogramas e variogramas cruzados, ou seja, são calculados m variogramas e $(m(m-1)/2)$ variogramas cruzados;
- muito autores achavam que o processamento computacional era pesado, isto é, o sistema de equações é consideravelmente grande;
- muitas aplicações antigas eram em mineração e nestes caso há somente uma variável de interesse.

Enquanto estes argumentos não são exatamente incorretos, rápidos avanços na computação têm feito o item 3 irrelevante e atualmente, as aplicações onde a cokrigagem pode ser naturalmente aplicada tem-se expandido.

Uma outra razão é a dificuldade na modelagem de variogramas cruzados. O pré-requisito para um modelo de variograma válido é que o coeficiente da matriz seja positivo, ou seja, o sistema de equações de krigagem seja inversível e variâncias de estimativa positivas (Pan et al., 1993).

Deutch & Journel (1996) apontam outra razão por que a cokrigagem não tem sido extensivamente usada na prática: o efeito sombra do dado melhor correlacionado sobre os dados menos correlacionados com o Z desconhecido. A menos que a variável primária, que está sendo estimada, é subamostrada com respeito a variável secundária, os pesos dados para a variável secundária tendem a ser muito pequenos, e a redução na variância de estimativa gerada pela cokrigagem não compensa o esforço da inferência adicional de modelagem. Além da tediosa inferência e notação matricial, a cokrigagem apresenta estimativas semelhantes à krigagem.

Desta forma, esta técnica deve ser aplicada criteriosamente a fim de verificar se este esforço adicional de cálculo e modelagem de variogramas das variáveis trarão benefícios para melhora das estimativas.

Diversos autores demonstraram interesse em krigagem multivariante nas últimas décadas, destacando-se Matheron (1971), Journel & Huijbregts (1978), Myers (1982, 1984, 1985, 1991); Isaaks & Srivastava (1989); Wackernagel (1995), Deutch & Journel (1996), Goovaerts (1997, 1998).

7.4.1. COKRIGAGEM ORDINÁRIA

Segundo Wackernagel (1995), o estimador da cokrigagem ordinária é uma combinação linear de pesos w_{α}^i com os dados de diferentes variáveis localizadas em pontos amostrados na vizinhança do ponto x_0 . Cada variável é definida em um conjunto de amostras (possivelmente diferentes) de tamanho n_i e o estimador é definido como:

$$Z_{i_0}^*(x_0) = \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i Z_i(x_{\alpha}) \quad (15)$$

onde o incremento i_0 refere-se a variável particular do conjunto de N variáveis. O número de amostras n_i depende do incremento i das variáveis, assim como incluir na notação a possibilidade de dados heterotópicos, ou seja, variáveis primárias e secundárias em posições distintas.

O desenvolvimento matemático das equações de cokrigagem segue aquele proposto por Wackernagel (1995).

No caso de uma hipótese intrínseca, deve-se estimar uma variável particular de um conjunto de N variáveis baseadas na estimativa do erro médio próximo a zero. Esta condição é satisfeita escolhendo pesos que somem até 1 para a variável de interesse e que somem zero para as variáveis auxiliares.

$$\sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i = \delta_{ii_0} = \begin{cases} 1 & \text{se } i=i_0 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (16)$$

Expandindo a expressão da média do erro de estimativa, obteremos

$$\begin{aligned} E[Z_{i_0}^*(x_0) - Z_{i_0}^*(x_0)] &= E \left[\underbrace{\sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i Z_i(x_{\alpha})}_1 - \sum_{\alpha=1}^{n_{i_0}} w_{\alpha}^{i_0} Z_{i_0}(x_0) - \underbrace{\sum_{\substack{i=0 \\ i \neq i_0}} \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i Z(x_0)}_0 \right] \\ &= \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i \underbrace{E[Z_i(x_{\alpha}) - Z(x_0)]}_0 \\ &= 0 \end{aligned} \quad (17)$$

Para o erro da variância de estimativa tem-se

$$\sigma_E^2 = E \left[\left(\sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i Z_i(x_{\alpha}) - Z_{i_0}(x_0) \right)^2 \right] \quad (18)$$

Sendo os pesos w_0^i definidos como:

$$w_0^i = -\delta_{ii_0} \quad \begin{cases} -1 & \text{se } i=i_0 \\ 0 & \text{se } i \neq i_0 \end{cases} \quad (19)$$

Que são incluídos nas somas, e podem ser reduzidos a seguinte expressão de variância de estimativa

$$\sigma_E^2 = E \left[\left(\sum_{i=0}^N \sum_{\alpha=0}^{n_i} w_\alpha^i Z(x_\alpha) \right)^2 \right] \quad (20)$$

Então, inserindo variáveis aleatórias fictícias $Z_i(0)$ posicionadas arbitrariamente na origem, incrementos podem ser formados

$$\begin{aligned} \sigma_E^2 &= E \left[\left(\sum_{i=1}^N \left(\sum_{\alpha=0}^{n_i} w_\alpha^i Z_i(x_\alpha) - \underbrace{Z_i(0) \sum_{\alpha=0}^{n_i} w_\alpha^i}_0 \right) \right)^2 \right] \\ &= E \left[\left(\sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=0}^{n_i} \underbrace{w_\alpha^i (Z(x_\alpha) - Z_i(0))}_{\text{incrementos}} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (21)$$

Definindo incrementos de covariâncias cruzadas de $C_{ij}^{-1}(x_\alpha, x_\beta)$ temos:

$$\sigma_E^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{\alpha=0}^{n_i} \sum_{\beta=0}^{n_j} w_\alpha^i w_\beta^j C_{ij}^{-1}(x_\alpha, x_\beta) \quad (22)$$

A fim de converter o incremento da covariância para variogramas, uma suposição adicional tem que ser feita: as covariâncias cruzadas dos incrementos são simétricas. Com esta hipótese nós obtemos a translação da quantidade invariante.

$$\sigma_E^2 = 2 \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_\alpha^i \gamma_{ii_0}(x_\alpha - x_0) - \gamma_{i_0 i_0}(x_0 - x_0) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} \sum_{\beta=1}^{n_j} w_\alpha^i w_\beta^j (x_\alpha - x_\beta) \quad (23)$$

Depois da minimização em que as restrições dos pesos geram N parâmetros de Lagrange μ_i , temos o seguinte sistema da cokrigagem ordinária

$$\sum_{j=1}^N \sum_{\beta=1}^{n_i} w_{\beta}^j \gamma_{ij} (x_{\alpha} - x_{\beta}) + \mu_i = \gamma_{i i_0} (x_{\alpha} - x_{\beta}) \quad \text{Para } i=1, \dots, N; \alpha=1, \dots, n_i \quad (24)$$

$$\sum_{\beta=1}^{n_i} w_{\beta}^j = \delta_{i i_0} \quad \text{Para } i=1, \dots, N$$

E a variância de cokrigagem

$$\sigma_{CK}^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{\alpha=1}^{n_i} w_{\alpha}^i \gamma_{i i_0} (x_{\alpha} - x_0) + \mu_{i_0} - \gamma_{i_0 i_0} (x_0 - x_0) \quad (25)$$

Goovaerts (1998) recomenda a utilização de uma única restrição de enviesamento (a soma dos pesos da variável primária e das variáveis secundárias igual a 1), pois resulta maiores pesos para as variáveis secundárias enquanto reduz a ocorrência de pesos negativos.

A cokrigagem ordinária requer no mínimo um valor de dado sobre a variável de interesse enquanto a cokrigagem simples, necessita do conhecimento da média, podendo ser executada somente com dados das variáveis auxiliares (Wackernagel, 1995).

7.4.2. COKRIGAGEM COLLOCATED

A cokrigagem *collocated* é uma versão simplificada da cokrigagem, que consiste na retenção somente da variável secundária *collocated*, providenciando que esta seja disponível em todas as posições x que forem estimadas.

O princípio é estimar a variável alvo usando uma variável auxiliar correlacionada e conhecida de uma malha regular (denominado *background*) através da krigagem, desta forma, esta técnica requer um modelo bivariado (Geostatistics, 1998).

Segundo Xu et al. (1992), a cokrigagem *collocated* consiste de uma definição estratégica de vizinhança em que a mesma para a variável auxiliar é arbitrariamente reduzida a somente um ponto: a localização estimada x_0 . O sistema de cokrigagem simples para esta vizinhança (usando n valores de dados para a variável primária) é escrita como:

$$\begin{pmatrix} C_{zz} & c_{zs} \\ c_{zs}^T & \sigma_{ss} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} W_z \\ W_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{zz} \\ \sigma_{zs} \end{pmatrix} \quad (26)$$

Onde C_{zz} é o lado esquerdo de uma matriz de um sistema de krigagem simples de $Z(x)$ e c_{zz} é o correspondente do lado direito. O vetor c_{zs} contém a covariância cruzada entre os n pontos de dados de $Z(x)$ e o ponto x_0 , onde o valor dos dados $S(x)$ esta localizado e que é incluído no estimador.

7.5. VARIÂNCIA DE INTERPOLAÇÃO

A krigagem ordinária é a técnica de estimativa mais popular utilizada para cálculo de reservas, pois apresenta características específicas (como reconhecimento e correção de anisotropias, declusterização e estimativas não enviesadas), que não estão disponíveis em outros métodos de interpolação (polígonos, triângulos, inverso da potência da distância, etc.) (Yamamoto, 1999).

Este procedimento de estimativa é aplicado para estimar blocos, baseados em suas amostras vizinhas. Para cada bloco, é gerado um teor estimado e um erro associado, a variância de krigagem (σ_{ko}^2). Entretanto, segundo Isaaks & Srisvastava (1989) a variância de krigagem é baseada na média do variograma global de todo o domínio do depósito, não medindo a dispersão local dos dados. Em consequência, se a mesma configuração de dados é usada, a variância de krigagem apresenta o mesmo resultado, ou seja, esta não leva em conta os valores de dados locais.

Assim, como a variância de krigagem apenas mede a configuração dos dados da vizinhança, esta medida de incerteza não deveria ser utilizada para classificar um bloco estimado.

Yamamoto (1999) propõe uma alternativa para a variância de interpolação (S_0^2) como alternativa a variância de krigagem. A variância de interpolação mede a dispersão local dos dados e também considera a configuração dos pontos da vizinhança, segundo a expressão (27), e pode ser utilizada tanto na estimativa de pontos quanto blocos.

$$S_0^2 = \sum_{i=1}^n w_i [Z(x_i) - Z^*(x_0)]^2 \quad (27)$$

onde w_i ($i=1,n$) são ponderadores positivos.

Além disso, Yamamoto (1999) propõe a substituição da variância de krigagem (σ_{ko}^2) pela variância de interpolação (S_0^2) no cálculo do erro associado a estimativa para fins de classificação de reservas, conforme a expressão abaixo:

$$Erro = \frac{S_0 * t}{Z^*(x_0) \sqrt{n_{sb}}} \quad (28)$$

onde: t é valor crítico de *Student* para o intervalo de confiança de 90 %; n_{sb} - número de sub-blocos resultantes da discretização (se a estimativa for pontual nV deverá ser substituído por n , ou seja, número de amostras da vizinhança utilizadas para estimar $Z^*(x_0)$).

7.6. SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA

A simulação pode ser entendida como uma realização possível de uma realidade desconhecida. Se os dados de amostras de um jazimento são disponíveis, um modelo de simulação deste jazimento condicionado aos dados têm as mesmas características matemáticas que o depósito (Remacre & Carvalho, 1998).

Ao se fazer simulação, a primeira preocupação é determinar as características estatísticas e geoestatísticas do campo que se quer gerar, e então escolher um algoritmo matemático que levará às especificações requeridas.

Atualmente, existem uma grande variedade de algoritmos de simulação estocástica disponíveis que diferem em suas hipóteses básicas, campo de aplicação, dados requeridos, implementação prática, complexidade e eficiência computacional (Dowd, 1992).

Segundo Ravenscroft (1994), o método deve ser condicional (honrar os pontos condicionantes), embora métodos não-condicionais possam ser de interesse acadêmico, eles não têm quase relevância no mundo real de aplicações e problemas. Além disso, outros critérios na escolha do método de simulação devem ser definidos: 1. simplicidade do método; 2. robustez da técnica (sensibilidade a mudanças de parâmetros e grau de repetibilidade); 3. velocidade do algoritmo; 4.

tamanho de modelos simulados (capacidade para gerar modelos grandes e múltiplas simulações em paralelo).

Em outras palavras, a escolha de uma método de simulação estocástica deve se basear na disponibilidade de tempo, dinheiro, recursos humanos e computacionais de *hardware* e *software*, bem como a complexidade requerida pelo estudo.

A simulação estocástica é um processo que gera realizações de um campo aleatório que compartilha estatísticas globais (Gotway & Rutherford, 1994). De fato, a essência de qualquer simulação estocástica é a particular dependência do modelo espacial que é imposto à função aleatória e assim compartilhada para cada um dos conjuntos simulados $\{z_i(x), x \in S\}$, $i=1, L$ (Journel, 1989).

Assim, diferentes realizações da simulação estocástica que honram os padrões de continuidade espacial proporcionam uma avaliação conjugada da incerteza espacial (Journel, 1989). O campo aleatório S é discretizado em uma malha regular, cujos nós são simulados L vezes. Assim, para cada nó na posição (x_o) podemos calcular a média das L realizações:

$$z_{ss}^*(x_o) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L z_l(x_o) \quad (29)$$

e a variância em torno desta média como:

$$\sigma_{ss}^2 = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [z_l(x_o) - z_{ss}^*(x_o)]^2 \quad (30)$$

Observe-se que à medida que a simulação estocástica proporciona realizações eqüiprováveis, a probabilidade de cada realização é igual a $1/L$ e, portanto, a média representa o valor mais provável e assim usamos as mesmas probabilidades para calcular a sua variância. De fato, a teoria da simulação garante que estatisticamente, a partir de um grande número de realizações, a média irá aproximar-se do valor mais provável. Talvez esta seja a principal vantagem da simulação estocástica sobre os métodos de krigagem porque uma variância condicional pode ser determinada. De fato, a variância condicional dá uma definição mais precisa da variância local que a tradicional variância de estimativa (Deutsch & Journel, 1992).

Segundo Deutsch & Journel (1996), a simulação difere da krigagem ou de qualquer algoritmo de interpolação, em dois aspectos principais:

- Na maioria dos algoritmos de interpolação, incluindo krigagem, o objetivo é gerar a melhor, por isso única, estimativa local da variável sem específica consideração para o resultado da estatística espacial de estimativas obtidas conjuntamente. Na simulação, reprodução de características globais (textura) e estatística (histograma, covariância) tem prioridade sobre precisão local. A krigagem gera um conjunto de representações locais, dito $z^*(u)$, $u \in A$, onde a precisão local predomina. A simulação gera representações globais alternativas, $z^{(i)}(u)$, $u \in A$, onde a reprodução de modelos de continuidade espacial prevalecem.
- Exceto se o modelo Gaussiano para erros é assumido, a krigagem gera somente medidas incompletas de precisão local, e nenhuma estimativa de precisão é associada quando várias localizações são consideradas juntas.

Embora a simulação estocástica tenha sido desenvolvida para gerar medidas de incerteza espacial, algoritmos de simulação são muito usados na prática para oferecer alternativas a fim de produzir mapas /imagens estimadas. Na realidade, algoritmos de simulação estocástica têm provado muito mais versatilidade que os algoritmos de interpolação na reprodução de um completo espectro de variabilidade espacial dos dados e no cálculo para dados de diferentes tipos e origens, se condicionantes ou simulados (Deutsch & Journel, 1996).

Segundo Journel (1994), um algoritmo de simulação estocástica é um mecanismo que permite desenhar alternativas equiprováveis, distribuição espacial de objetos ou valores de pixels. Cada distribuição alternativa constitui uma imagem estocástica. Podem existir várias imagens estocásticas do mesmo fenômeno, por exemplo, a distribuição no espaço de unidades de reservatório ou fácies. Cada imagem/realização/saída honra: (1) estatística específica, como um histograma, covariância, variograma ou coeficiente de variação, por exemplo, fácies simuladas podem ser feitas para honrar proporções de volume, distribuição de tamanho, etc.; e (2) dados condicionantes e simulados de locais específicos. Dados condicionantes (*hard data*), como por exemplo um furo de sondagem, são reproduzidos exatamente por todas as realizações, enquanto que dados simulados (*soft data*) são reproduzidos com algum grau de tolerância.

Com restrições estatísticas e dados honrados, não se pode dizer que uma realização é melhor que a outra. Já várias imagens estocásticas diferem umas das outras nas localizações fora dos locais de dados condicionantes. Esta diferença gera uma medida de incerteza visual e quantitativa sobre as propriedades das imagens geradas.

Vários autores revisaram os diversos algoritmos de simulação estocástica: Journel (1989), Dowd (1992), Deutsch & Journel (1992, 1996), Gotway & Rutherford (1994), Srivastava (1994), dentre outros. Dentre os diversos algoritmos existentes de simulação estocástica condicional na literatura, serão apresentados as características principais da: simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas, pois mostraram-se mais adequados à realidade e variabilidade dos dados geológicos.

7.6.1. SIMULAÇÃO GAUSSIANA SEQÜENCIAL (SGS)

Os algoritmos seqüenciais propostos por Journel & Alabert (1989, 1990) são uma aplicação do Teorema de Bayes. Os n eventos independentes A_i , $i = 1, \dots, n$ podem ser simulados seqüencialmente usando a expressão:

$$P[A_1, A_2, \dots, A_N] = P[A_N | A_1, A_2, \dots, A_{N-1}] P[A_{N-1} | A_1, A_2, \dots, A_{N-2}] \dots P[A_2 | A_1] P[A_1] \quad (31)$$

A técnica requer a inferência de $(n-1)$ distribuições sucessivas de probabilidades condicionais. Isto pode ser obtido através da adoção do modelo gaussiano, o que corresponde à simulação gaussiana seqüencial (Dowd, 1992).

No algoritmo de simulação gaussiana seqüencial, cada variável é simulada seqüencialmente de acordo com a sua função de distribuição condicional cumulativa gaussiana completamente caracterizada através de um sistema de krigagem. Em cada etapa, os dados condicionantes são todos os dados originais mais todos os valores previamente simulados que se encontram dentro da vizinhança da posição a ser simulada.

Segundo Dowd (1992), o algoritmo da simulação gaussiana seqüencial (SGS) consiste das seguintes etapas:

1. fazer a transformação gaussiana de todos os dados condicionantes;
2. calcular e modelar o variograma dos dados condicionantes transformados;

3. definir um procedimento aleatório através do qual todos os n pontos da malha sejam simulados;
4. para cada ponto da malha simulada krigar um valor a partir de outros valores (condicionantes e simulados);
5. o valor krigado e a variância de krigagem associada são os parâmetros da distribuição condicional gaussiana de um dado ponto da malha. Retirar um valor aleatório desta distribuição e adicionar este ao conjunto de valores simulados;
6. retornar a etapa (4) até que todos os valores tenham sido simulados para os pontos da malha;
7. transformar os valores simulados gaussianos para a ordem de grandeza da variável original.

Geralmente, o número de nós a ser simulado excede em muito o número de dados condicionantes e, conseqüentemente, os dados originais terão sua influência reduzida à medida que o algoritmo progride. Os *softwares* comerciais fornecem a opção do usuário limitar o número máximo de nós previamente simulados, mesmo que estejam na área da vizinhança, a serem usados nos sistemas de krigagem da simulação.

As maiores vantagens da simulação gaussiana seqüencial são: fácil condicionamento, anisotropias manuseadas automaticamente, e aplicável para qualquer função covariância.

A aparente desvantagem do método é a utilização da distribuição gaussiana intermediária. Vários trabalhos reportam que as simulações gaussianas resultam em pequena continuidade dos valores extremos. Se este comportamento for crucial para a contabilidade da simulação, alguns autores, não recomendam a utilização das técnicas gaussianas (Remacre & Carvalho, 1998).

Ainda segundo estes autores, na utilização das diferentes implementações da simulação gaussiana seqüencial, vários parâmetros devem ser especificados pelo usuário, tais como: krigagem simples (KS) versus krigagem ordinária (KO); máximo número de nós simulados mantidos para a krigagem; parâmetros de vizinhança; estratégia de busca e, em particular, limites superior e inferior da escolha de extrapolação a serem usados na transformação gaussiana. A escolha dos

diferentes parâmetros pode afetar a eficiência do algoritmo, a natureza das realizações e o resultado da distribuição de incertezas. Por exemplo, a rigor, a reprodução dos histogramas e dos semivariogramas do modelo só podem ser alcançadas através da utilização da KS no sistema de Krigagem da simulação gaussiana seqüencial.

7.6.2. SIMULAÇÃO BANDAS ROTATIVAS (SBR)

O algoritmo das bandas rotativas é um método de geração de realizações de uma função aleatória (FA) num espaço multidimensional, a partir da geração de múltiplas realizações de uma função aleatória no espaço unidimensional, ou seja, ele realiza uma simulação 3D através de uma série de simulações 1D ao longo de 15 linhas que constituem um particionamento regular do espaço 3D. Assim, cada nó no espaço 3D é projetado em um ponto particular de cada uma das 15 linhas, e os valores simulados de cada nó é soma dos valores simulados em cada um dos 15 pontos projetados (Deutsch & Journel, 1996).

Neste método são feitas as seguintes hipóteses: o campo a ser simulado é estacionário de segunda ordem e isotrópico com covariância $C(h)$ conhecida; os valores deste campo são $N(0,1)$.

A originalidade deste método está na redução das simulações n -dimensionais em várias e independentes simulações unidimensionais ao longo de linhas que são giradas no espaço R^n . Um valor simulado em uma posição x é obtido a partir das contribuições das n simulações unidimensionais $z_{si}(x)$

$$Z_{snc}(x) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n z_{si}(x) \quad (32)$$

A realização resultante $z_{snc}(x)$ é uma realização de uma FA, por exemplo no caso 3D $Z_s(x) = Z_s(u, v, w)$, que é estacionária de segunda ordem, com esperança zero e covariância:

$$E[Z_s(x) Z_s(x + h)] = C(h) \quad (33)$$

Na prática, o número de linhas não pode ser infinito. O reduzido número de linhas pode provocar o efeito de artefatos (lineamentos) nos campos simulados,

gerando anisotropias inexistentes. Além disso, o algoritmo das bandas rotativas somente é capaz de lidar com determinados tipos de função covariância.

O condicionamento para a simulação, via bandas rotativas, é feito em uma etapa posterior. A malha com os valores condicionantes e que reproduzem a variabilidade espacial da FA, é gerada através da krigagem, usando os valores simulados não condicionais na posição dos dados originais. Estes novos valores krigados são subtraídos dos valores da simulação não condicional para se obter uma malha com valores de erros correlacionados. Estes erros correlacionados são adicionados aos valores de uma krigagem realizada considerando os dados originais, de forma a produzir uma simulação condicional. Então:

$$Z_{SC} = Z_{kd} + (Z_{snc} - Z_{ksnc}) \quad (34)$$

onde Z_{sc} é a simulação condicional, z_{kd} é a krigagem obtida a partir dos dados originais reais, z_{snc} é a simulação não condicional e z_{ksnc} é a krigagem dos valores simulados não condicionalmente nas mesmas posições dos dados originais condicionantes.

7.7. CLASSIFICAÇÃO DE RESERVAS

A quantificação de reservas minerais, em termos de teores e tonelagens, deve ser acompanhada de uma medida do grau de confiabilidade associado às mesmas. Este grau de confiabilidade é inerente aos métodos de pesquisa utilizados, métodos analíticos, precisão da localização dos pontos de amostragem e, sobretudo à variabilidade apresentada pelo corpo de minério. Há que se ressaltar que materiais geológicos podem apresentar variações na geometria do corpo de minério, nas características físicas do minério e, conseqüentemente, na distribuição de teores no mesmo, como resultado da interação dos processos geológicos responsáveis pela sua gênese. As classificações de reservas permitem expressar quantidades de minério, de acordo com o grau de precisão e conhecimento associado às mesmas (Yamamoto & Rocha, 1996).

Assim, as classificações de reservas são fundamentais para a comunicação de reservas minerais, que podem ser convertidas em valores monetários e daí, serem objeto de investimento, negociação e de indenização. Todos os estudos de

viabilidade técnica e econômica de um empreendimento de mineração fazem uso do quadro de reservas minerais do depósito. (Yamamoto & Rocha, 1996).

As principais classificações de reservas adotadas no mundo, estão baseadas fundamentalmente na confiança geológica e viabilidade econômica. Tais classificações usam o grau de certeza de reservas como fator discriminante entre várias classes, entretanto, nenhum desses esquemas mostra claramente como se calcula o erro associado a uma dada estimativa. Como consequência da dificuldade em quantificar o erro da estimativa, o geólogo irá utilizar uma área de influência subjetiva (distância) em torno dos furos de sondagem como um critério para discriminação entre reservas provada e provável (Froidevaux, 1982 apud Yamamoto, 1992).

De acordo com a tendência atual, reservas são parte dos recursos geológicos, as quais são viáveis tecnológica e economicamente no momento da sua determinação. Portanto, fica implícito que as reservas pertencem à categoria de reservas lavráveis.

Assim, o modelo corrente para a estimativa de reservas a partir de recursos segue aquele proposto pela indústria australiana de mineração, conforme apresentado na Figura 12, segundo AIMM (1996).

Figura 12 – Estimativa de reservas a partir de um modelo de recursos, segundo AIMM (1996).

Os recursos são classificados, de acordo com o nível crescente de pesquisa e de conhecimento do depósito, em: inferido, indicado e medido (Tabela 4). O único parâmetro econômico aplicado no cálculo destes recursos é o teor de corte, fundamental para a definição prévia da economicidade do depósito. A partir de estudos de viabilidade econômica do depósito considerando fatores econômicos, de mineração, metalúrgicos, mercadológicos, legais, ambientais, sociais e políticos, os recursos indicado e medido poderão vir a transformar-se em reservas provável e provada, respectivamente. Este é o modelo proposto, para adoção pelo DNPM na portaria nº 3 de 24/10/90 (Yamamoto & Rocha, 1996).

Esta classificação não menciona qualquer medida de incerteza sendo assim, baseada na experiência profissional, o que deve ser evitado quando dados quantitativos estão disponíveis. Uma vez que uma estimativa e seu erro estão disponíveis, uma escala de confiabilidade deve ser definida, como reflexo do aumento do conhecimento do depósito. A Tabela 5 apresenta duas propostas de classificação baseadas na escala de confiabilidade utilizando a variância de krigagem e variância de interpolação com nível de confiança 90 % (Yamamoto, 1999).

Tabela 4 - Definições adotadas pela DNPM(1987) para identificar classes de recursos minerais em relação ao nível de dados geológicos, conhecimento e confiança.

Classes	Características
Medida	A tonelagem e o teor computados devem ser rigorosamente determinados dentro dos limites estabelecidos, os quais não devem apresentar variação superior, ou inferior a 20 %
Indicada	A tonelagem e o teor do minério computados parcialmente de medidas e amostras específicas, ou de dados de produção, e parcialmente por extrapolação até distância razoável com base em evidências geológicas.
Inferida	Estimativa feita com base no conhecimento dos caracteres geológicos do depósito mineral, havendo pouco ou nenhum trabalho de pesquisa.

Tabela 5 – Classificação de recursos/reservas segundo erros de estimativa com 90 % de grau de confiança.

	Medida		Indicada	Inferida
Autor	Provada	Provável		
Wellmer (1993)*	Erro: $\pm 10\%$	Erro: $\pm 20\%$	Erro: $\pm 30\%$	Erro: $\pm 50\%$
Yamamoto (1999)**	Erro: 0 – 20 %		Erro: 20 - 50%	Erro: > 50%

* usando σ_k como medida de incerteza

** usando S_0^2 como medida de incerteza

8. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE SONDAGEM

8.1. TRANSFORMAÇÕES DAS VARIÁVEIS

Todos os furos de sondagem tiveram seus dados de ensaios de laboratório e Usina Piloto (Figura 13), armazenados em banco de dados, através das seguintes variáveis:

C7, C14, C25, C50, C200, LC, TC
M7, M14, M25, M50, M200, LM, TM
L7, L14, L25, L50, L200, LL, TL

onde:

C7... C200 : teor obtido na peneira #7 a peneira #200 para fibra curta no ensaio TN.

M7... M200: teor obtido na peneira #7 a peneira #200 para fibra média no ensaio TN.

L7 ... L200: teor obtido na peneira #7 a peneira #200 para fibra longa no ensaio TN.

LC: teor obtido no ensaio de lavagem da fibra curta.

LM: teor obtido no ensaio de lavagem da fibra média.

LL: teor obtido no ensaio de lavagem da fibra longa.

TC: teor de fibra curta (% em peso total) obtido na Usina Piloto.

TM: teor de fibra média (% em peso total) obtido na Usina Piloto.

TL: teor de fibra longa (% em peso total) obtido na Usina Piloto.

Figura 13- Fases em que foram obtidas as variáveis e as variáveis finais que foram tratadas.

Estas variáveis foram transformadas a fim de se obter o teor de fibra em cada peneira (#7 a #200), o teor total (TT), o teor de pó (PÓ) e o índice de comprimento da fibra (IC), conforme as equações a seguir e ilustradas nas Figuras 14, 15.

$$T7 = \frac{(TL * L7 + TM * M7 + TC * C7)}{10.000} \quad (35)$$

$$T14 = \frac{(TL * L14 + TM * M14 + TC * C14)}{10.000} \quad (36)$$

$$T25 = \frac{(TL * L25 + TM * M25 + TC * C25)}{10.000} \quad (37)$$

$$T50 = \frac{(TL * L50 + TM * M50 + TC * C50)}{10.000} \quad (38)$$

$$T200 = \frac{(TL * L200 + TM * M200 + TC * C200)}{10.000} \quad (39)$$

$$TT = \frac{(TL + TM + TC)}{100} \quad (40)$$

$$IC = (TN7 * 24) + (TN14 * 12) + (TN25 * 6) + (TN50 * 3) + (TN200 * 0,8) \quad (41)$$

$$PO = 100 - (TN7 + TN14 + TN25 + TN50 + TN200) \quad (42)$$

Onde:

T7 é o teor de fibra na peneira #7...T200 é o teor de fibra na peneira #200;

TN7 = (T7/TT)*100 ... TN200=(T200/TT)*100 (% de fibra retida na peneira);

TT é o teor de fibra total;

IC é o índice de comprimento da fibra (24,12,6,3 e 0,8 são os fatores de multiplicação de acordo com a abertura da peneira);

PÓ é o teor de pó da fibra (< #200).

Variáveis obtidas na Usina Piloto/ Laboratório			Variáveis de interesse tratadas
TL	TM	TC	$TT = \frac{(TL + TM + TC)}{100}$
L7	M7	C7	$T7 = \frac{(TL * L7 + TM * M7 + TC * C7)}{10.000}$
L14	M14	C14	$T14 = \frac{(TL * L14 + TM * M14 + TC * C14)}{10.000}$
L25	M25	C25	$T25 = \frac{(TL * L25 + TM * M25 + TC * C25)}{10.000}$
L50	M50	C50	$T50 = \frac{(TL * L50 + TM * M50 + TC * C50)}{10.000}$
L200	M200	C200	$T200 = \frac{(TL * L200 + TM * M200 + TC * C200)}{10.000}$
			$IC = (TN7 * 24) + (TN14 * 12) + (TN25 * 6) + (TN50 * 3) + (TN200 * 0,8)$
			$PO = 100 - (TN7 + TN14 + TN25 + TN50 + TN200)$

Figura 14 - Esquema de obtenção das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC a partir das variáveis obtidas na usina piloto e ensaios de laboratório.

Variáveis obtidas na Usina Piloto / Laboratório			Variáveis de interesse tratadas para a amostra do Furo 1011 cota 253
200 _(TL)	94 _(TM)	202 _(TC)	$TT = (200 + 94 + 202)/100 = 4,96$
42 _(L7)	0 _(M7)	0 _(C7)	$T7 = (200 \cdot 42) + (94 \cdot 0) + (202 \cdot 0)/10000 = 0,84$
23 _(L14)	22 _(M14)	4 _(C14)	$T14 = (200 \cdot 23) + (94 \cdot 22) + (202 \cdot 4)/10000 = 0,75$
11 _(L25)	46 _(M25)	34 _(C25)	$T25 = (200 \cdot 11) + (94 \cdot 46) + (202 \cdot 34)/10000 = 1,34$
5 _(L50)	18 _(M50)	44 _(C50)	$T50 = (200 \cdot 5) + (94 \cdot 18) + (202 \cdot 44)/10000 = 1,16$
3 _(L200)	4 _(M200)	6 _(C200)	$T200 = (200 \cdot 3) + (94 \cdot 4) + (202 \cdot 6)/10000 = 0,22$
			$IC = (16,93 \cdot 24) + (15,12 \cdot 12) + (27,01 \cdot 6) + (0,23 \cdot 3) + (4,48 \cdot 0,8) = 756,63$
			$PÓ = 100 - (16,93 + 15,12 + 27,01 + 0,23 + 4,48) = 36,28$

Figura 15 - Exemplo de obtenção das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC a partir das variáveis obtidas na usina piloto e ensaios de laboratório do furo 1011 cota 253 (X=49162,7; Y=10539,5; Z=253,00).

De posse de todas essas variáveis iniciou-se a análise estatística clássica segundo suas classes granulométricas, ou seja por peneira (#7 até #200), por tipo (curta, média, longa); e finalmente, para os teores obtidos pelas fórmulas (T7, T14, T25, T50, T200, TT, PÓ, IC), tentando confrontá-las quando possível.

8.2. ESTATÍSTICA CLÁSSICA

Inicialmente, analisamos todas as variáveis obtidas nos ensaios de laboratório, sem qualquer tipo de transformação.

Esta análise foi realizada por tipo de fibra (curta, média e longa) e por peneira (#7, #14, #25, #50, #200) (Figura 16).

Figura 16 - Análise das variáveis por tipo de fibra e peneira.

A Figura 17 apresenta as estatísticas e os histogramas para as peneiras e por tipo de fibra. Nesta figura, podemos observar que as distribuições nas peneiras e por tipo de fibra das variáveis não transformadas, apresentam distribuições na maioria normais. Entretanto, realizando-se o teste de aderência qui-quadrado (χ^2), segundo a metodologia de Landim (1998), verifica-se que todas essas variáveis não provêm de uma população normal (todos os valores calculados de χ^2 teóricos são menores que os χ^2 calculados). Outra constatação é que as variáveis transformadas, ou seja, obtidas por combinações lineares tais como especificadas na Figura 16 apresentam assimetria positiva, sendo bem pronunciada na variável T7. Observa-se ainda, que a fibra que mais possui pó é a fibra longa, isto é verificado através da variável LL (lavagem da fibra longa) que apresenta $\bar{X}=24,94$, ou seja, esta fibra é mais suja.

Figura 17 - Histogramas das variáveis obtidas em ensaios de laboratório e transformadas para as diferentes fibras e peneiras. O valor do teste qui-quadrado para 95% de significância é igual 14,07, ou seja, nenhuma variável pode ser dita de uma população normal.

Além disso, verificamos que na peneira #7 concentram-se os maiores teores de fibra longa; na peneira #14, os teores de fibra longa e média; na peneira #25, os teores de fibra média e curta; na peneira #50, os teores de curta, média; e na peneira #200, os teores de fibra curta .

Passaremos agora a analisar estatisticamente as variáveis transformadas TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC, visto que estas permitiram uma melhor caracterização para avaliação das reservas.

As estatísticas obtidas para as variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, IC e PÓ são apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Estatísticas das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ (número de amostras para cada variável : 5470)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Variável	MIN	MAX	MÉDIA	DEVIO PADRÃO	CV
TT	0,15	14,77	3,71	2,51	0,67
T7	0,00	4,63	0,47	0,62	1,32
T14	0,00	2,80	0,52	0,46	0,88
T25	0,04	4,44	1,06	0,70	0,66
T50	0,03	4,12	0,82	0,53	0,64
T200	0,00	0,99	0,17	0,12	0,72
IC	225,28	1483,64	649,53	193,75	0,29
PO	5,13	61,04	17,58	4,95	0,28

Todas as variáveis transformadas apresentam assimetria positiva mais acentuada. Em geral o depósito apresenta fibras com teores médios em torno de 3,7%, IC igual a 650 e PÓ de aproximadamente 18%.

Os coeficientes de correlação entre estas variáveis são apresentados na Tabela 7. As variáveis no geral apresentam altos coeficientes de correlação, sendo que os maiores coeficientes foram obtidos entre a variável TT (teor total) e todas as outras variáveis, indicando grande dependência entre elas (Figura 18). A única exceção é verificada com a variável PÓ, cujo coeficiente de correlação é muito baixo (-0,042).

Figura 18 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT e T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ.

Tabela 7 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÓ (número de amostras para cada variável : 5470).

	TT	T7	T14	T25	T50	T200	IC	PÓ
TT	1	0,74	0,94	0,94	0,81	0,81	0,51	-0,04
T7		1	0,70	0,52	0,29	0,40	0,82	0,11
T14			1	0,88	0,69	0,70	0,55	-0,07
T25				1	0,88	0,81	0,32	-0,18
T50					1	0,86	0,04	0,26
T200						1	0,16	-0,13
IC							1	0,12
PÓ								1

8.3. REGULARIZAÇÃO DAS BANCADAS

Muitas vezes o intervalo de trabalho na fase de avaliação de reservas não é o mesmo que o intervalo de amostragem nos furos de sondagem. No caso da Mina de Cana Brava, o intervalo de amostragem considerado foi de 10 metros, visto que a intenção inicial era realizar uma lavra a céu aberto em bancadas de 10 metros no minério e 15 metros no estéril. Entretanto, atualmente a lavra tanto no minério quanto estéril é de 13 metros. Desta forma, a composição de amostras pelo agrupamento delas para o intervalo de trabalho de 13 metros produzirá dados mais homogêneos e mais compatíveis com a unidade de mineração, ou seja, é uma adequação do modelo geológico à lavra com a passagem ao modelo tecnológico.

Assim, foi realizada a composição das amostras em bancadas de 13 metros com os seguintes parâmetros:

- Coordenada Z mínima: 116 m
- Coordenada Z máxima: 454 m
- Altura bancada: 13 metros
- Valor mínimo para compor um intervalo: 8 metros.

Foram processadas 26 bancadas, nas quais foram descartados 14 furos por não apresentarem mínimo de 8 metros de intervalo mineralizado na bancada.

A partir dos furos regularizados para 13 metros calculou-se as estatísticas das variáveis de interesse (Tabela 8), os histogramas (Figuras 19 e 20) e os coeficientes de correlação entre elas (Tabela 9 e Figura 21).

Estudou-se ainda, as estatísticas e a correlação entre as variáveis TT, TL, TM e TC a fim de verificar o comportamento na composição da variável TT (Tabela 10, Figura 22). A variável TT apresenta correlação significativa com TL, TM e TC.

Tabela 8 - Estatísticas das variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, TL, TM, TC, IC, PÓ regularizadas em bancadas de 13 metros (número de amostras para cada variável : 4130) (MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Variável	MIN	MAX	MÉDIA	DEVIO PADRÃO	CV
TT	0,17	13,92	3,72	2,36	0,63
T7	0,00	4,13	0,47	0,57	1,21
T14	0,00	2,46	0,52	0,42	0,81
T25	0,05	4,18	1,07	0,65	0,61
T50	0,04	3,87	0,82	0,49	0,59
T200	0,00	0,94	0,17	0,12	0,67
TL	0,00	789,00	137,56	123,36	0,93
TM	0,00	461,00	100,18	72,71	0,72
TC	8,00	476,00	133,75	76,29	0,57
IC	225,29	1401,79	660,23	182,82	0,28
PÓ	3,08	61,05	17,14	4,71	0,28

Tabela 9 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ, IC (número de amostras para cada variável : 4131) regularizadas em bancadas de 13 metros.

	TT	T7	T14	T25	T50	T200	IC	PÓ
TT	1	0,75	0,94	0,94	0,82	0,83	0,51	0,01
T7		1	0,72	0,54	0,31	0,42	0,83	0,15
T14			1	0,89	0,71	0,72	0,56	-0,14
T25				1	0,89	0,83	0,34	-0,21
T50					1	0,88	0,05	-0,27
T200						1	0,17	-0,09
IC							1	0,16
PÓ								1

Tabela 10 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT, TL, TM, TC (número de amostras para cada variável : 4131) regularizadas em bancadas de 13 metros.

	TT	TL	TM	TC
TT	1	0,90	0,89	0,78
TL		1	0,71	0,49
TM			1	0,68
TC				1

Verificou-se que os resultados são muito semelhantes àqueles obtidos nos furos sem regularização, com uma pequena diminuição da variância e, conseqüentemente, do coeficiente de variação. A Figura 23 mostra as pequenas alterações provocadas na variável TT de alguns furos antes e depois da regularização de 13 metros.

A composição por bancadas de 13 metros não causou grandes modificações nas distribuições de frequências dos dados, indicando que esses dados são confiáveis para fins de avaliação de reservas.

Figura 19 - Histogramas da distribuições de freqüência das variáveis T7, T14, T25, T50, T200 e TT para os dados regularizados para 13 metros.

Figura 20 - Histogramas da distribuições de freqüência das variáveis IC e PÓ para os dados regularizados para 13 metros.

Figura 21 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT e T7, T14, T25, T50, T200, IC, PÔ regularizadas em bancadas de 13 metros.

Figura 22 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT , TL , TM e TC regularizadas em bancadas de 13 metros.

(A)

(B)

Figura 23 - Exemplo de 3 furos antes (A) e depois (B) da regularização de 13 metros para a variável TT (teor total - %).

9. ANÁLISE GEOESTATÍSTICA DOS DADOS DE SONDAGEM

9.1. ANÁLISE VARIOGRÁFICA DOS DADOS DE SONDAGEM

A obtenção de um variograma experimental e sua posterior modelagem, permite a determinação da estrutura do depósito e verificação do comportamento das variáveis ao longo do corpo. O cálculo de um variograma experimental deve ser o primeiro passo no processo de estimativa geoestatística.

Iniciou-se o estudo variográfico da Mina de Cana Brava através do banco de dados dos furos de sondagem, tomando-se as variáveis não transformadas: TL, TM e TC; e as transformadas: TT, T7, T14, T25, T50, T200, PÓ e IC, todas regularizadas para bancadas de 13 metros .

Primeiramente, estudou-se a variável TT, que apresenta uma ótima correlação com todas as demais variáveis (TL, TM, TC, T7..T200) e, portanto, pode ser considerada como a mais representativa; depois estudou-se as variáveis IC e PÓ.

Numa segunda etapa, calculou-se o variograma cruzado entre as variáveis TT, T14, T25, T50 e T200; TT, T14; TT, TL, TM e TC; a fim de verificar a aplicação da cokrigagem para estimar a variável TT do depósito. E ainda, o variograma cruzado entre IC, T7 para cokrigar para a variável IC .

A análise geoestatística dos corpos A e B da Mina de Cana Brava foi realizada com base na interpretação geológica (perfis e bancadas), assim como nos trabalhos de campo. De modo geral, o corpo de minério tem direção NS com mergulhos variáveis de 35° a 70° para NW-W, e as principais zonas de cisalhamento tem direção NE-SW no corpo B e SE-NW no corpo A. Com base nesses dados, as direções utilizadas nos estudos variográficos foram: NS (D1), N45E (D2), EW (D3), N45W (D4) no plano horizontal; e uma direção no plano vertical (D5) (Figura 24). Ainda foram feitos variogramas dos corpos A e B em separado e verificou-se que apesar do corpo B apresentar uma variabilidade ligeiramente maior com relação as variáveis TT e PÓ, não se justificaria a compartimentação do corpo de minério, uma vez que este foi resultado de um mesmo processo geológico.

Figura 24 - Direções utilizadas nos estudos variográficos na Mina de Cana Brava (D1-NS; D2-N45E; D3-EW; D4-N45W; D5-vertical).

9.2. VARIOGRAMAS EXPERIMENTAIS

A fim de verificar o comportamento geral e possíveis anisotropias associadas às variáveis calculou-se o variograma de superfície das variáveis TT, IC e PÓ (Figura 25).

A análise destes variogramas de superfície indicam que o comportamento das variáveis TT no corpo de minério apresenta maior continuidade na direção NS com baixos valores de variância e maior variabilidade na direção EW. A variável IC apresenta o mesmo comportamento nas direções NS e EW, entretanto com valores altos de variância. A variável PÓ apresenta-se mais uniforme em ambas direções. Na direção vertical estas variáveis apresentam maior variabilidade que nas demais direções quando são analisadas as seções geradas.

Figura 25 - Variogramas de superfície das variáveis TT (teor total), IC (índice de comprimento) e PÓ da seção 6. Parâmetros utilizados na malha: número de células 51x 41x9; tamanho das células (m) 100x100x35.

Baseado nas informações anteriores, foram calculados os variogramas experimentais para as variáveis TT, IC, PÓ. Os parâmetros utilizados são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 - Parâmetros utilizados para obtenção dos variogramas experimentais nas direções NS, N45E, EW, N45W e vertical para as variáveis TT, IC e PÓ.

Parâmetros utilizados	NS, EW, N45,N135	Vertical
Lag (m)	50	13
Nº lags	7 / 15	8
Tolerância angular (%)	30	0
Tolerância (distância - %)	0,2	0,5

Esses parâmetros foram definidos após várias tentativas com diferentes lags, tolerâncias e distâncias máximas.

As Figuras 26, 27 e 28 mostram os variogramas experimentais obtidos para as variáveis TT, IC e PÓ para as diferentes direções e distâncias máximas.

Para a **variável TT**, o variograma NS (D1) apresenta estrutura até 700 metros, o EW (D3) até 300 metros, o variograma N45E (D2) e N45W (D4) tem estruturação até 400 metros, e o vertical (D5) até 100 metros. Verificou-se assim, que para a modelagem do variograma, em função do tipo de mineralização, o ideal é utilizar distância máxima de 350 metros (lag=7), visto que acima desta as amostras passam a ser independentes. A **variável IC** apresenta um comportamento semelhante a variável TT, ou seja uma estruturação em torno de 300 metros. A análise dos variogramas de todas as direções horizontais para ambas variáveis (TT e IC) demonstra que o corpo apresenta uma anisotropia geométrica (mesmo patamar com amplitudes diferentes) sendo que os pares de direções D1/D2 e D3/D4 apresentam o mesmo comportamento. A direção D5 (vertical) apresenta em ambas variáveis estruturação em torno de 60 m. Finalmente, a **variável PÓ** apresenta distintos patamares e amplitudes para as diferentes direções calculadas e uma distância de estruturação maior (em torno de 400 m).

(A)

(B)

Variogramas Experimentais para a variável TT

D1 - NS
D2 - N45E
D3 - EW
D4 - N45W
D5 - vertical
----- Variância amostral

Parâmetros utilizados:
D1- D4: lag=50m
nºlags=15
tolerância angular=30°
tolerância= 0.2
D5: lag=13m
nºlags=10
tolerância angular=0°
tolerância=0.5

Figura 26 - Variogramas experimentais para a variável TT (teor total) para as direções NS(D1), N45E(D2), EW(D3), N45W(D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7(B).

(A)

(B)

Variogramas Experimentais
para a variável IC

D1 - NS
D2 - N45E
D3 - EW
D4 - N45W
D5 - vertical
----- Variância amostral

Parâmetros utilizados:
D1- D4: lag=50m
nºlags=15
tolerância angular=30°
tolerância= 0.2
D5: lag=13m
nºlags=8
tolerância angular=0°
tolerância=0.5

Figura 27 - Variogramas experimentais para a variável IC (índice de comprimento) para as direções NS(D1), N45E(D2), EW(D3), N45W(D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7(B).

(A)

(B)

Variogramas Experimentais para a variável PÓ

D1 - NS
 D2 - N45E
 D3 - EW
 D4 - N45W
 D5 - vertical
 - - - - Variância amostral

Parâmetros utilizados:
 D1- D4: lag=50m
 nºlags=15
 tolerância angular=30°
 tolerância= 0.2
 D5: lag=13m
 nºlags=8
 tolerância angular=0°
 tolerância=0.5

Figura 28 - Variogramas experimentais para a variável PÓ para as direções NS(D1), N45E(D2), EW(D3), N45W(D4) e vertical (D5) para lag igual a 15 (A) e lag igual a 7(B).

Através da análise desses variogramas experimentais e da geologia do depósito confirmou-se que a direção NS (D1) representa a direção principal do corpo e a direção EW (D3) a direção de maior variabilidade. Como já foi comentado anteriormente, o corpo na direção NS tem aproximadamente 2 km enquanto na direção EW tem largura de 300 m, espessura de média de 150 m com mergulho para oeste, daí a consistência do variograma experimental na direção EW até aproximadamente 300 m. As direções N45E (D2) e N45W (D4) serão descartadas para fins de ajustes de modelos teóricos, por não serem compatíveis com as informações geológico-estruturais.

Finalmente, foram calculados os variogramas experimentais cruzados nas direções NS, EW e vertical entre as variáveis: TT, T14, T25, T50 e T200; TT, TL, TM, TC; T7, T14; IC e T7. Os parâmetros utilizados foram iguais aos da Tabela 11.

9.3. MODELAGEM DOS VARIOGRAMAS E VALIDAÇÃO CRUZADA

Como visto anteriormente, a variável TT apresenta correlação significativa com as demais variáveis estudadas podendo assim caracterizar o depósito. Desta forma, iniciou-se a modelagem por esta variável.

Observou-se que o modelo teórico que mais se ajustava ao experimental seria composto basicamente de 3 estruturas: o efeito pepita e dois modelos esféricos imbricados. A partir disto, testou-se vários parâmetros (distância, patamar, anisotropias) a fim de obter-se o melhor ajuste (Figura 29). Estes testes foram realizados empiricamente (observando-se o modelo experimental *versus* teórico, sempre levando em conta a geologia do depósito) e através do cálculo do erro associado por validação cruzada.

Foi ajustado um efeito pepita baseado nas direções NS e EW que possuem as informações mais globais do depósito (maior amostragem) que a direção vertical, evitando assim problemas de microvariabilidade.

Estas estruturas básicas foram estendidas para os demais variogramas experimentais obtidos (cruzados ou não).

Figura 29 - Modelos ajustados para a variável TT, IC e PÓ, nas direções NS (D1), EW (D2) e vertical (D3).

Ajustado o modelo teórico às variáveis, iniciou-se o teste com o arquivo de parâmetros de vizinhança que será fundamental para realizar as estimativas das variáveis.

A Tabela 12 resume os parâmetros utilizados na estimativa das variáveis para os diferentes métodos que serão empregados e a Figura 30 apresenta os diagramas de dispersão entre as variáveis reais e estimadas levando em consideração os modelos ajustados e os parâmetros estabelecidos (validação cruzada).

Tabela 12 – Parâmetros utilizados nas estimativas das variáveis.

Parâmetros de estimativas	Valores
Raio de busca (x , y, z em metros)	50 x50 x 39
Números de setores	8
Número mínimo de amostras a estimar	4
Número ótimo de amostras por setor	1
Discretização de blocos (apenas para krigagem e cokrigagem)	3 x 3 x 1

9.4. MÉTODOS DE ESTIMATIVA

Determinado o modelo de bloco da mina, ajustados os modelos teóricos aos variogramas experimentais e definidos os parâmetros de vizinhança procedeu-se o cálculo do bloco tecnológico através das estimativas por bancadas pelo inverso da potência da distância – IPD (potência igual a 2), krigagem ordinária e cokrigagem ordinária e cokrigagem *collocated* .

A Figura 31 apresenta o modelo de bloco utilizado.

Para a cokrigagem ordinária das variáveis TT e IC, como citado anteriormente, foram utilizadas vários conjuntos de variáveis (Tabela 13).

Figura 30 - Diagramas de dispersão entre as variáveis TT (A), IC (B) e PÓ (C) reais e estimadas (*) (validação cruzada).

MODELO DE BLOCOS UTILIZADO NA MINA DE CANA BRAVA

Características do Modelo

X origem : 9500
 Y origem : 48000
 Z origem : 116
 Nº nós em X : 100
 Nº nós em Y : 273
 Nº nós em Z : 26

**MENOR UNIDADE
 ESTIMADA NA MINA
 (BLOCO TECNÓLOGICO)**

Figura 31 - Modelo de blocos utilizado na Mina de Cana Brava (GO).

Tabela 13 – Variáveis utilizadas para cokrigar a variável TT e IC.

Variável estimada	Variáveis utilizadas para estimar TT
co_tt	TT, T14, T25, T50, T200
co_tt1	TT, TL, TM, TC
co_tt2	TT,T14
co_tt3	TT,T14 (<i>collocated</i>)
co_ic	IC, T7
co_ic1	IC, T7 (<i>collocated</i>)

O Anexo 1 apresenta bancadas estimadas pelo diversos métodos para as variáveis TT, IC e PÓ. A análise destas figuras, bem como os coeficientes de correlação entre os diferentes métodos (Tabela 14), demonstram que esses métodos utilizados para estimar as variáveis TT, IC e PÓ apresentaram resultados muito semelhantes com algumas variações locais.

Tabela 14 – Coeficientes de correlação entre os diferentes métodos de estimativa aplicados para estimativa das variáveis TT (A), IC (B) e PÓ (C). (Legenda: *iqd* - inverso do quadrado da distância; *ko* - krigagem ordinária; *co_tt* - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; *co_tt1* - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; *co_tt2* - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; *co_tt3* - cokrigagem *collocated* usando as variáveis TT,T14; *co_ic* - cokrigagem ordinária usando as variáveis IC e T7; *co_ic1* - cokrigagem *collocated* usando as variáveis IC, T7; número de amostras para cada variável: 20683).

(A)	Ipd_tt	Ko_tt	Co_tt	Co_tt1	Co_tt2	Co_tt3
Ipd_tt	1	0,956	0,956	0,955	0,954	0,954
Ko_tt		1	1	0,998	0,999	0,998
Co_tt			1	0,998	0,999	0,999
Co_tt1				1	0,997	0,997
Co_tt2					1	1
Co_tt3						1

(B)	Ipd_ic	Ko_ic	Co_ic	Co_ic1
Ipd_ic	1	0,967	0,966	0,966
Ko_ic		1	0,999	0,999
Co_ic			1	1

(C)	Ipd_po	Ko_po
Ipd_po	1	0,963
Ko_po		1

Comparando-se os dados estatísticos, obtidos pelos diferentes métodos de estimativa (Tabela 15), com os dados estatísticos, regularizados por bancadas de 13 metros (Tabela 6) para as variáveis TT, IC e PÓ verificou-se que: a média diminuiu um pouco mas continua praticamente a mesma; ocorreu uma redução do desvio padrão e coeficiente de variação (Figuras 32 a 34). Além disso, ocorre uma pequena redução da variância de cokrigagem em relação a variância de krigagem (Tabela 16).

Tabela 15- Estatísticas das variáveis TT, IC e PÓ os diferentes métodos de estimativa. (Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem colocatada usando as variáveis TT,T14; co_ic- cokrigagem ordinária usando as variáveis IC e T7; co_ic1- cokrigagem colocatada usando as variáveis IC, T7; número de amostras para cada variável: 20683; MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Variável	Método	MIN	MAX	MÉDIA	DEVIO PADRÃO	CV
TT	IPD	0,227	11,763	3,758	1,870	0,498
	KO	0,243	10,505	3,765	1,734	0,461
	CO (co_tt)	0,239	10,492	3,761	1,732	0,461
	CO (co_tt1)	0,235	10,834	3,767	1,744	0,462
	CO(co_tt2)	0,228	10,416	3,763	1,738	0,461
	CO (co_tt3)	0,229	10,454	3,762	1,740	0,462
IC	IPD	297,151	1205,340	652,461	152,276	0,234
	KO	315,041	1148,232	654,138	143,988	0,220
	CO (co_ic)	310,622	1135,679	654,976	144,802	0,221
	CO(co_ic1)	311,352	1138,289	654,957	144,679	0,220
PO	IPD	6,374	51,374	17,159	3,980	0,232
	KO	6,748	36,593	17,161	3,741	0,218

Figura 32 - Histogramas da variável TT obtidos por IPD, krigagem e cokrigagem ordinária.

T 2976

Figura 33 - Histogramas da variável IC obtidos por IPD, krigagem e cokrigagem ordinária.

Figura 34 - Histogramas da variável PÓ obtidos por IPD e krigagem ordinária.

Tabela 16- Estatísticas das variâncias de (co)krigagem das variáveis TT, IC e PÓ calculadas pelos diferentes métodos de estimativa (número de amostras para cada variável: 20683)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Variável	Método	MIN	MAX	MÉDIA	DEVIO PADRÃO	CV
TT	KO	0,742	1,627	1,153	0,168	0,145
	CO (co_tt)	0,735	1,625	1,148	0,169	0,147
	CO (co_tt1)	0,740	1,633	1,156	0,170	0,147
	CO(co_tt2)	0,738	1,627	1,151	0,168	0,145
	CO (co_tt3)	0,698	1,353	1,015	0,119	0,117
IC	KO	57,821	145,221	92,210	14,311	0,155
	CO (co_ic)	57,216	144,984	91,733	14,379	0,156
	CO(co_ic1)	55,235	127,337	84,388	11,582	0,137
PÓ	KO	1,357	3,417	2,169	0,344	0,158

9.4.1. ISOTOPIA X HETEROTOPIA

Como discutido no item anterior, verificou-se uma grande similaridade entre os resultados obtidos na krigagem ordinária e na cokrigagem (ordinária e *collocated*) para as variáveis teor e IC.

Desta forma, viu-se a necessidade de melhor discutir o conjunto de dados utilizado para estas estimativas. Foi utilizado, como ponto de partida, os conceitos de Wackernagel (1995) sobre isotopia e heterotopia, bem como o problema da influência da variável primária em relação à(s) variável(s) secundária(s).

Segundo Wackernagel (1995), as medidas disponíveis de diferentes variáveis $Z_i(x)$ em um dado domínio podem ser localizadas tanto no mesmo ponto de amostragem como em diferentes pontos. As seguintes situações podem ser caracterizadas:

- Isotopia: para cada variável os dados estão disponíveis em todos os pontos amostrados;
- Heterotopia parcial: algumas variáveis dividem alguns pontos amostrados;
- Heterotopia total: as variáveis são medidas em diferentes conjuntos de pontos amostrados e não apresentam pontos de amostragem comuns;

Considerando o conjunto de dados originais (situação isotópica) foram geradas diversas situações, ou seja, arquivos com heterotopia total, parcial e com diferentes porcentagens da variável primária (VP) e secundária (VS). Assim, os seguintes casos foram testados no conjunto de dados, considerando a estimativa da variável co_tt2 ($f \sim tt$, $t14$) (Tabela 17).

Tabela 17 – Diferentes variáveis estimadas em função de diferentes composições de dados (VP – Variável Primária; VS – variável secundária; ^() por exemplo, em 60% dos pontos com VP a VS também foi amostrada).*

		Variável estimada	VP (%)	VS (%)	% dos dados que tem VP e VS
Heterotopia parcial a total / efeito da amostragem da VS subamostragem de Vp	↑	Var1	80	20	60 ^(*)
		Var2	60	40	30
		Var3	40	60	15
		Var4	20	80	5
		Var5	20	80	0
		Var6	80	100	100
		Var7	60	100	100
		Var8	20	100	100
	↓	Var9	10	100	100

Na heterotopia total (Var5), pelo fato das variáveis primária e secundária(s) situarem-se em posições distintas, não foi possível calcular o variograma cruzado e as covariâncias cruzadas experimentais, embora possam ser computados, não são relativos ao mesmo ponto. Assim nesta situação a cokrigagem não deve ser usada.

Nos demais casos foram utilizados os variogramas originais dos dados isotópicos, seguindo a proposta de Wackernagel (1995).

As Tabelas 18 e 19 apresentam os resultados estatísticos e os coeficientes de correlação para as diferentes situações. Não foram considerados neste processamento os polígonos do modelo geológico.

Tabela 18 - Estatísticas das variáveis estimadas nos casos de isotopia e heterotopia parcial considerando também a influência das variáveis primária e secundária (CV – coeficiente de variação; DPVarKO - Raiz quadrada da variância de (co)krigagem média).

Variável estimada	Amostras	Média	Desvio Padrão	CV	DPVarKO
Ko_tt	29020	3,409	1,765	0,517	1,196
Co_tt2	29020	3,406	1,769	0,519	1,195
Var1	28923	3,407	1,783	0,523	1,231
Var2	27904	3,422	1,852	0,541	1,395
Var3	24760	3,369	1,949	0,578	1,621
Var4	16568	3,486	2,086	0,598	1,878
Var6	28899	3,410	1,775	0,520	1,207
Var7	27879	3,417	1,788	0,523	1,227
Var8	16770	3,492	1,810	0,518	1,252
Var9	9818	3,531	1,783	0,504	1,255

Tabela 19 - Coeficientes de correlação entre as variáveis ko_tt e co_tt2 x Var1..Var10.

Variável estimada	Ko tt	Co tt2
Co_tt2	0,999	-
Var1	0,972	0,971
Var2	0,928	0,927
Var3	0,855	0,853
Var4	0,813	0,811
Var6	0,979	0,979
Var7	0,972	0,971
Var8	0,945	0,943
Var9	0,941	0,938

A Tabela 18 mostra que as relações entre as médias estão preservadas, ou seja, a média permanece constante, enquanto que o desvio padrão e coeficiente de variação aumentam com a diminuição da VP e, conseqüentemente, aumento da heterotopia. Na Tabela 19, verifica-se que quanto maior a porcentagem de VP, maior é a correlação com krigagem ordinária, ou seja, quanto mais isotópico é o conjunto de dados maior é similaridade dos resultados com a krigagem ordinária, sendo que no caso de isotopia total (co_tt2) a correlação chega a 0,999 (quase 1), como seria de se esperar.

Além disso, nos casos das variáveis Var6..Var9 os coeficientes de correlação são ligeiramente maiores comparando-se com as variáveis Var1..Var4, em relação ao co_tt2 , indicando mais uma vez que o coeficiente de correlação é mais influenciado pela presença da VP do que pela porcentagem de VP coincidindo com VS.

Um caso importante de heterotopia parcial para a cokrigagem é quando o conjunto de pontos amostrados da variável de interesse é incluído em um conjunto de pontos amostrados de outras variáveis, que servem como variáveis auxiliares no processo de estimativa. Neste caso, onde as variáveis auxiliares são melhor amostradas que a variável principal, a cokrigagem torna-se mais vantajosa.

Um caso onde a cokrigagem com dados isotópicos é equivalente a krigagem ocorre quando todas as variáveis não são correlacionadas (em qualquer escala), isto é, todos os pesos da krigagem são zero exceto da variável de interesse ou quando os variogramas cruzados ou covariâncias são proporcionais ao variograma direto ou função covariância.

Com dados isotópicos, a cokrigagem de um conjunto de variáveis tem uma importante vantagem sobre a krigagem de cada variável que é a preservação da coerência dos estimadores. Isto é, se krigarmos cada termo da soma e adicionarmos os resultados krigados, geralmente, não obteremos o mesmo resultado da cokrigagem do conjunto de variáveis. Assim, quando todas as variáveis são conhecidas nos pontos amostrados e possuem forte dependência entre amostras é melhor cokrigá-las para manter a coerência entre os valores estimados, e reduzir a variância de cokrigagem.

O uso da cokrigagem requer um esforço adicional (variogramas cruzados, tempo maior de análise e processamento) se comparado com a utilização da krigagem. Além disso, nos casos em que ocorre a isotopia, a cokrigagem ordinária atribui pesos próximos de zero para as variáveis secundárias, não justificando o seu uso em detrimento da krigagem ordinária, uma vez que a redução da variância de krigagem é muito pequena. Entretanto, nos casos de heterotopia parcial a contribuição da variável secundária é importante para a estimativa uma vez que reconstitui, através da correlação, os valores da variável de interesse.

9.4.2. INFLUÊNCIA DO COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO NA COKRIGAGEM

Não se sabe ao certo que com que grau de correlação pode-se aplicar a cokrigagem, a maioria dos artigos consultados indicam como fator determinante para a utilização desta técnica uma "boa" correlação entre as variáveis, mas quanto seria este valor "bom"?

A fim de estudar esta questão, utilizou-se a variável TT e três variáveis (T14, T7 e IC) que apresentam diferentes coeficientes de correlação com à primeira (Tabela 20).

Tabela 20 – Coeficiente de correlação de TT x T14, T7, IC no caso de isotopia.

Variável	Coeficiente de correlação
TT x T14	0,948
TT x T7	0,757
TT x IC	0,511

Utilizou-se no processamento, além do banco de dados original (isotópico), os arquivos processados no item anterior com diferentes porcentagens de variáveis primária e secundária (Var 6, 7, 8, e 9). O coeficiente de correlação entre as variáveis apresentam praticamente o mesmo resultado, variando apenas na última casa de precisão. Não foram considerados neste processamento os polígonos do modelo geológico.

Deve-se ressaltar que no caso de isotopia, devido a(s) variável(s) secundária(s) influenciar muito pouco a estimativa, não é possível fazer uma análise mais visível sobre a influência dos diferentes coeficientes de correlação.

A Tabela 21 apresenta os resultados obtidos e sua análise indica a manutenção da média. Com relação a variação do desvio padrão, coeficiente de variação e raiz quadrada da variância de (co)krigagem média ocorre um aumento progressivo do caso 1 ao 5, indicando que com a diminuição da participação da variável primária as estimativas ficam mais imprecisas. Entretanto, analisando-se o comportamento de TT_T14, TT_T7 e TT_IC, verifica-se também que a média permanece praticamente sem alteração enquanto que os outros parâmetros

relacionados a dispersão aumentam significativamente, por exemplo, no caso 3 a variável TT_T14, TT_T7 e TT_IC apresentam desvios padrão igual a 1,788, 1,831 e 1,898, respectivamente. Verifica-se que coestimativas com coeficientes de correlação da ordem de 0,5 ou maiores apresentam bons resultados. Contudo, para coeficientes de correlação menores, deve haver uma tendência de aumento do desvio padrão em relação à média, deteriorando a coestimativa.

Tabela 21 – Estatísticas das variáveis TT_T14, TT_T7 e TT_IC pela cokrigagem ordinária para os diversos casos: 1- isotópico; 2- VP 80% e VS – 20%; 3 – VP 60 % e VS 40 %; 4 – VP 20 % e VS 80 %; 5 – VP 10% e VS 90 %. (CV – coeficiente de variação ; DPVarKO - Raiz quadrada da variância de (co)krigagem média).

	Variável coestimada	Amostras	Média	Desvio Padrão	CV	DPVarKO
Caso 1	TT_T14	29020	3,406	1,769	0,519	1,195
Caso 2		28899	3,410	1,775	0,520	1,207
Caso 3		27879	3,417	1,788	0,523	1,227
Caso 4		16770	3,492	1,810	0,518	1,252
Caso 5		9818	3,531	1,783	0,505	1,255
Caso 1	TT_T7	29020	3,407	1,764	0,517	1,195
Caso 2		28899	3,406	1,786	0,524	1,259
Caso 3		27879	3,403	1,831	0,538	1,339
Caso 4		16770	3,460	1,893	0,547	1,517
Caso 5		9818	3,534	1,928	0,545	1,561
Caso 1	TT_IC	29020	3,414	1,770	0,518	1,196
Caso 2		28899	3,413	1,821	0,533	1,312
Caso 3		27879	3,413	1,898	0,556	1,448
Caso 4		16770	3,453	2,008	0,581	1,767
Caso 5		9818	3,570	2,093	0,586	1,848

A Figura 35 apresenta diagramas de dispersão considerando os três coeficientes de correlação (0,9; 0,7 e 0,5) para os casos 2 (VP-80% e VS-20%) e caso 5 (VP-10% e VS-90-%). Verifica-se que com coeficiente alto em casos de diferentes heterotopias, a estimativa permanece coerente, por exemplo o coeficiente de correlação de 0,972 no caso 2 passou para 0,934 no caso 5 para a variável estimada TT_T14. Entretanto, a medida que os coeficientes de correlação são mais baixos e em casos de heterotopia acentuada (menor participação de VP), a coestimativa passa a ser mais imprecisa.

Figura 35 - Diagramas de correlação entre as variáveis coestimadas com diferentes coeficientes de correlação e situações de heterotopia.

Outra forma de analisar estes diferentes coeficientes de correlação e casos de isotopia a heterotopia parcial é o cálculo do erro quadrático médio (*rms* – *root mean square*) com relação a variável *co_tt2*, conforme:

$$erro_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (43)$$

A Figura 36 indica que o *rms* aumenta progressivamente com a diminuição do coeficiente de correlação e com o aumento das condições de heterotopia, o que reforça as considerações feitas anteriormente. Nota-se ainda, que esta variação é mais pronunciada na passagem do coeficiente de correlação de 0,9 (TT_T14) para 0,7 (TT_T7).

Figura 36 – Erro quadrático médio (*rms*) calculado para variáveis coestimadas com diferentes coeficientes de correlação e situações de heterotopia.

9.5. MÉTODOS DE SIMULAÇÃO ESTOCÁSTICA

O método de simulação gaussiana seqüencial (SGS) e simulação por bandas rotativas (SBR) foram aplicados ao modelo de blocos da Figura 31 para simulação das variáveis TT, IC e PÓ. Entretanto, devido ao grande volume de dados este modelo foi subdividido em quatro menores pois existe uma limitação de processamento do *software* utilizado.

As variáveis TT, IC e PÓ foram inicialmente transformadas (anamorfose gaussiana), sendo então calculados os variogramas experimentais e ajustados os modelos teóricos.

A fim de verificar o número de realizações mais adequado, efetuou-se um teste com diferentes números de realizações: 2, 5, 10, 25, 50 e 100, conforme os resultados apresentados na Tabela 22.

Tabela 22 – Estatística com diferentes números de realizações na simulação gaussiana seqüencial (número de blocos estimados para cada realização: 17193 - sem os dados condicionantes)(MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Nº de realizações	MIN	MAX	Média	Desvio Padrão	CV
2	0,170	12,615	3,792	1,934	0,500
5	0,382	10,388	3,790	1,586	0,418
10	0,465	9,700	3,787	1,461	0,380
25	0,516	9,265	3,789	1,380	0,364
50	0,531	9,145	3,793	1,354	0,356
100	0,554	8,974	3,801	1,343	0,353

Verificou-se que a média permaneceu praticamente a mesma com uma progressiva diminuição do desvio padrão e do coeficiente de variação, sendo que de 50 realizações para 100 esta diminuição é muito pequena indicando que entre estes dois números é possível obter uma boa estimativa da variável.

A fim de homogeneizar os parâmetros utilizados nas simulações com os métodos de estimativa anteriormente calculados, utilizou-se para a SGS os seguintes parâmetros:

- nº realizações: 100
- nº nós da dados utilizados: 8
- raio de dilatação: 2
- nº de nós já simulados utilizados: 4

Para a SBR os parâmetros utilizados foram os mesmos definidos na Tabela 12 sendo que o número de realizações escolhido foi 50, devido à limitação do *software*, e por este número produzir uma estimativa razoável.

É preciso ressaltar que os programas de simulação SGS e SBR, disponíveis no *software* Isatis, não respeitam o domínio dos dados condicionantes, assim como ocorre com os demais métodos de estimativa. Desta forma foi necessário aplicar um processamento posterior para remover os blocos fora do limite geológico.

Após geradas as n realizações para os dois métodos, foram calculadas as médias e dispersões destas realizações (Tabela 23 e Figura 37).

Tabela 23 - Estatísticas das variáveis TT, IC e PÓ obtidas pelos métodos de simulação seqüencial gaussiana (SSG) e bandas rotativas (SBR) (número de blocos estimados para cada variável: 20683) (MIN – valor mínimo; MAX – valor máximo; CV – coeficiente de variação).

Variável	Método de simulação	MIN	MAX	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	CV
TT	SGS	0,222	13,910	3,816	1,568	0,410
	SBR	0,476	9,009	3,780	1,323	0,350
IC	SGS	225,289	1293,977	650,311	133,375	0,205
	SBR	357,274	1075,046	656,004	121,427	0,185
PÓ	SGS	4,949	57,962	17,031	3,240	0,190
	SBR	8,812	30,593	17,127	2,969	0,173

As bancadas com imagens simuladas para as variáveis TT, IC e PÓ pelos dois métodos são apresentadas no Anexo 1.

TT por SGS

TT por SBR

IC por SGS

IC por SBR

PÓ por SGS

PÓ por SBR

Figura 37 - Histogramas da variável TT, IC e PÓ obtidos pelas simulações SGS e SBR.

As médias das realizações das simulações SGS e SBR estão bem correlacionados com as estimativas de krigagem e cokrigagem ordinária, mostrando a equivalência entre estes processos para avaliação destas variáveis (Tabela 24). Além disso, quando compara-se os resultados de cada realização com os valores estimados pela cokrigagem ordinária, verifica-se que o coeficiente de correlação é sempre inferior ao coeficiente de correlação da simulação média com os dados cokrigados (Figura 38). Desta forma, a média das realizações é a imagem mais coerente para ser utilizada para representação das simulações, ou seja, nenhuma das n realizações pode ser considerada individualmente.

Tabela 24 - Coeficientes de correlação entre as variáveis TT dos métodos ko_tt x co_tt2, SGS e SBR.

Método de simulação	Ko_tt	Co_tt
SGS	0,805	0,804
SBR	0,911	0,910

Figura 38 – Comparação entre os coeficientes de correlação da média das realizações e das realizações individuais entre cokrigagem ordinária e SGS.

10. CLASSIFICAÇÃO DE RESERVAS

Os resultados dos métodos de estimativa foram muito similares. Assim, pode-se dizer que o corpo em escala global é uniforme, apesar de apresentar uma mineralização localmente errática, responsável pelas grandes variações que ocorrem durante a lavra, produzindo flutuações no minério beneficiado na usina.

As reservas geológicas foram calculadas para todos os métodos de estimativa e de simulação utilizados, bancada a bancada (22 no total). O volume de cada bloco é de 5200 m³, a densidade utilizada foi de 2,6 t/m³. Utilizou-se ainda, os polígonos dos corpos de minério por bancada (item 6.3.) para eliminar blocos que foram estimados mas, geologicamente não são minério (Tabela 25 e Figura 39).

Tabela 25 – Reservas geológicas calculadas e teores médios obtidos pelos diferentes métodos de estimativas e de simulação (número de blocos de minério =20683)
Legenda: iqd - inverso do quadrado da distância; ko - krigagem ordinária; co_tt - cokrigagem usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2 - cokrigagem ordinária usando as variáveis TT,T14; co_tt3 - cokrigagem collocated usando as variáveis TT,T14; SGS - simulação gaussiana seqüencial; SBR - simulação bandas rotativas .

Métodos utilizados	TT médio (%)	IC médio	PÓ médio (%)	Reserva (10 ³ t)
iqd	3,758	652,461	17,159	10508,47
ko	3,765	654,138	17,161	10528,04
co_tt	3,761	654,976(*)	17,161(*)	10517,45
co_tt1	3,767	654,976(*)	17,161(*)	10532,96
co_tt2	3,763	654,976(*)	17,161(*)	10521,77
co_tt3	3,762	654,976(*)	17,161(*)	10519,80
SGS	3,816	650,311	17,031	10669,94
SBR	3,780	656,004	17,127	10571,20

(*) IC médio foi obtido pela cokrigagem da variáveis (IC,T7) e o PÓ pela krigagem.

Figura 39 - Reservas calculadas por diferentes métodos para Mina de Cana Brava (GO). Legenda: *iqd* - inverso do quadrado da distância; *ko* - krigagem ordinária; *co_tt* - reserva calculada por cokrigagem usando as variáveis *TT*, *T14*, *T25*, *T50*, *T200*; *co_tt1* - cokrigagem ordinária usando as variáveis *TT*, *TL*, *TM*, *TC*; *co_tt2* - cokrigagem ordinária usando as variáveis *TT*, *T14*; *co_tt3* - cokrigagem collocated usando as variáveis *TT*, *T14*; *sgs* - simulação gaussiana seqüencial; *sbr* - simulação bandas rotativas.

A fim de verificar o nível de confiabilidade obtido no cálculo das reservas, foram calculados os erros associados a estas estimativas. Para tal, utilizou-se as classificações de reservas propostas na Tabela 5. Além disso, aproveitou-se o processamento dos dados para comparar os erros obtidos pela variância de krigagem (σ_{ko}^2) e variância de interpolação (S_0^2), bem como estender esta metodologia para a cokrigagem.

A variância de interpolação (S_0^2), para fins de processamento computacional foi calculada a partir do desenvolvimento a seguir:

$$S_0^2 = \sum w_i [Z(x_i) - Z^*(x_0)]^2$$

$$S_0^2 = \sum w_i [(Z(x_i))^2 - 2Z(x_i)Z^*(x_0) + (Z^*(x_0))^2]$$

$$S_0^2 = \sum w_i Z(x_i)^2 - 2(Z^*(x_0))^2 + (Z^*(x_0))^2$$

$$S_0^2 = \sum w_i Z(x_i)^2 - (Z^*(x_0))^2$$

como $Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n w_i Z(x_i)$ tem-se:

$$S_0^2 = \sum w_i Z(x_i)^2 - (\sum w_i Z(x_i))^2 \quad (44)$$

Todo o processamento a seguir foi baseado na raiz quadrada da variância de de krigagem (σ_{ko}^2) e na raiz quadrada da variância de interpolação (S_0^2), respectivamente denominados de desvio padrão de krigagem (σ_{ko}), desvio padrão de interpolação (S_0).

A Figura 40 apresenta os histogramas do teor krigado, desvio padrão de krigagem ($TT\sigma_{ko}$), desvio padrão de interpolação (TTS_0), e os erros calculados com base no desvio padrão de krigagem (erro $TT\sigma_{ko}$) e de interpolação (erro $TT S_0$) para a variável TT. Verifica-se que os valores de desvio padrão da krigagem estão concentrados em poucas classes (apenas 6) enquanto que os valores do desvio padrão de interpolação estão mais amplamente distribuídos, mostrando similaridade de forma com a distribuição dos teores krigados de TT.

Além disso, analisando-se a Figura 41, onde são apresentados os diagramas de correlação entre os teores krigados da variável TT versus $TT\sigma_{ko}$ e TTS_0 , verifica-se que o coeficiente de correlação de TT com TTS_0 (0,509) é maior que com a $TT\sigma_{ko}$ (-0,062), demonstrando a condição homoscedática da σ_{ko}^2 , ou seja, este parâmetro é apenas função da configuração dos dados e independente dos valores de dados.

Figura 40 - Histogramas do teor krigado (TT krigado), desvio padrão da krigagem ($TT\sigma_{ko}$), desvio padrão de interpolação ($TT S_0$), e os erros calculados com base no desvio padrão de krigagem ($erro TT\sigma_{ko}$) e na desvio padrão de interpolação ($erro TT S_0$).

Figura 41 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT krigado versus $TT\sigma_{ko}$ e $TT\sigma_0$.

O cálculo dos histogramas, diagramas de correlação e parâmetros estatísticos foi realizado também para os teores cokrigados da variável TT em função de T14, T25, T50 e T200 (co_tt). A Figura 42 apresenta histogramas do TT cokrigado, desvio padrão de krigagem ($TT\sigma_{co}$), desvio padrão de interpolação (TTS_{co}), e os erros calculados com base no desvio padrão de cokrigagem (erro $TT\sigma_{co}$) e de interpolação (erro TTS_{co}). Na Figura 43 tem-se os diagramas de correlação da variável TT cokrigada *versus* $TT\sigma_{co}$ e TTS_{co} . A $TT\sigma_{co}$ apresenta uma distribuição de valores em poucas classes ao contrário do que ocorre com a TTS_{co} e no histograma da variável TT cokrigada. Observa-se, ainda, que o coeficiente de correlação entre TT cokrigada e TTS_{co} é 0,530, maior que da $TT\sigma_{co}$ (-0,063).

A interpretação desses dados aponta para as mesmas conclusões obtidas na krigagem, ou seja, que a S^2_0 pode ser utilizada como medida local de incerteza uma vez que é função da configuração espacial e da variabilidade local dos dados, possibilitando uma precisão maior na medida de erro local de estimativa.

Finalmente, calculou-se o erro associado às realizações médias baseado no desvio padrão médio. Utilizou-se a expressão (28) sendo que n_{sb} foi considerado como número de realizações executadas, 100 no caso de SGS e 50 no caso de SBR. A Figura 44 apresenta os histogramas do teor da variável TT, de seu desvio padrão e erro associado para os dois métodos de simulação. Comparando-se a distribuição de frequência do teor entre os métodos, verifica-se que são normais, sendo que na SGS ocorrem valores maiores se comparados com os outros métodos de estimativa e SBR, indicando uma tendência de superestimativa dos valores da SGS. Na distribuição de frequência dos erros associados aos dois métodos nota-se que na SGS os erros apresentam menor dispersão em relação a média e não ultrapassam 20%.

Figura 42 - Histogramas do teor cokrigado (TT cokrigado- co_tt), desvio padrão da krigagem ($TT\sigma_{co}$), desvio padrão de interpolação (TTS_{co}), e os erros calculados com base no desvio padrão de krigagem ($erroTT\sigma_{co}$) e no desvio padrão de interpolação ($erroTTS_{co}$).

Figura 43 - Diagramas de correlação entre as variáveis $TT \text{ cokrigo}$ (co_tt) versus $TT\sigma_{co}$ e TTS_{co} .

Figura 44 - Histogramas do teor, desvio padrão e erro calculado com base no desvio padrão para SGS e SBR (Legenda: tt_sgs - teor SGS; dp_sgs- desvio padrão SGS; erro_sgs - erro SGS; tt_sbr - teor SBR; dp_sbr - desvio padrão SBR; e erro_sbr - erro SBR).

Na Figura 45 são apresentados os diagramas de correlação entre a variável TT e seu desvio padrão para SGS e SBR. Verifica-se que em ambos métodos de simulação a correlação entre variável TT e seu desvio padrão é alta, ou seja, segue o mesmo comportamento do desvio padrão de interpolação como medida de variabilidade local dos dados.

A Tabela 26 apresenta os resultados obtidos na classificação de reservas em medida, indicada e inferida adotando-se a classificação de Yamamoto (1999) que utiliza a variância de interpolação. A variância de krigagem foi utilizada para comparação entre os resultados (Tabela 5).

Tabela 26 – Distribuição de blocos para as reservas geológicas calculadas pela krigagem e cokrigagem ordinária usando variância de krigagem e de interpolação e pelos métodos de simulação usando o desvio padrão (KO - krigagem ordinária; CO- cokrigagem orinária; SGS- simulação gaussiana seqüencial sem os dados condicionantes; SBR - simulação bandas rotativas).

	KO		CO		SGS	SBR
Classes (erro)	σ_{ko}	S_0	σ_{co}	S_{co}		
Medida (0-20 %)	10.665	9.121	10.687	8.480	17.193	20.445
Indicada (20-50%)	8.522	11.131	8.495	11.219	-	238
Inferida (> 50 %)	1.496	431	1.501	400	-	-
Não classificada	-	-	-	584	-	-
Total de blocos	20.683	20.683	20.683	20.090	17.193	20.683

Analisando-se os dados krigados, verifica-se que de um total de 20683 blocos, 51% são classificados como reserva medida, utilizando σ_{ko} para o cálculo do erro e 44% utilizando S_0 . Para reserva indicada tem-se 41% utilizando σ_{ko} e 53% utilizando S_0 . Os resultados obtidos na cokrigagem são semelhantes, mostrando que com a utilização da σ_{ko} para o cálculo do erro, a classificação das reservas é mais otimista, ou seja, um maior número de blocos são classificados como medidos. Já os blocos simulados pela SGS foram classificados totalmente como medidos e pela SBR apresentaram 98% como medidos e 2% como inferidos.

As Figuras 46 e 47 apresentam os blocos da bancada 16 (311 metros) com os teores classificados pelo erro de krigagem e pelo erro de interpolação. Na Figura 48 observa-se os mesmos blocos da bancada 16 com os teores classificados pelo erro obtido nos métodos de simulação gaussiana e por bandas rotativas .

Figura 45 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT_sgs versus dp_sgs obtidas pela SGS e TT_sbr versus dp_sbr obtidas na SBR.

Figura 46 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela krigagem ordinária (A); e erros dos blocos estimados pela variância de krigagem (B) e variância de interpolação (C).

Figura 47 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela cokrigagem ordinária (A); e erros dos blocos estimados pela variância de krigagem (B) e variância de interpolação (C).

Figura 48 - Bancada 16 (311 metros) com os teores estimados pela simulação gaussiana seqüencial (A - tt_sgs) e bandas rotativas (B - tt_sbr); e os erros dos blocos calculados utilizando o desvio padrão da SGS (C - erro_sgs) e SBR (D - erro_sbr).

Assim, baseado nos dados discutidos anteriormente (histogramas e boa correlação entre os teores (co)krigados versus desvio padrão de interpolação), recomenda-se a utilização da classificação de reservas baseado no erro de interpolação para definir reservas medida, indicada e inferida. Além disso, verifica-se a viabilidade da aplicação desta metodologia para a cokrigagem. Entretanto, ao analisar as classificações obtidas pela simulação, verificamos que apesar de haver uma boa correlação entre os dados simulados e seu desvio padrão, o fato de utilizarmos o número de realizações no denominador da expressão (28) resulta um erro muito pequeno, classificando as reservas quase que na totalidade como medida, o que não condiz com a variabilidade de depósito, sendo desaconselhável o seu uso.

11. CONTROLE DE LAVRA

Segundo Érrico (1984), uma vez atingida a fase de produção de uma determinada mina, surgem problemas de controle, objetivando atender às especificações do processo de beneficiamento ou mercado para qual o minério destina-se.

De modo geral, subdivide-se o controle de produção em:

- controle de pré-lavra: voltado para os planos de curto prazo; mensais/trimestrais, etc.
- Controle de lavra: acompanhamento de frentes de desmonte, produção por turno, etc.

Atualmente, as técnicas empregadas na solução destes problemas são suportadas pela Teoria das Variáveis Regionalizadas, e a distinção específica entre os tipos de controle depende dos objetivos em pauta e da escala de informação.

A utilização de ferramentas computacionais torna-se necessária de forma a agilizar planos e decisões, otimizar e sistematizar procedimentos, diminuir custos, além de facilitar a implantação e avaliação.

O controle de pré-lavra tem por objetivo a identificação de blocos de minério e estéril, resultando um conjunto de blocos, afetados por erros aceitáveis, que serão usados na elaboração dos planos de curto prazo.

Durante os trabalhos de campo verificou-se a importância de obter mais informações sobre o minério uma vez que seu papel inicial do banco de dados já havia sido suprido, ou seja, determinar a viabilidade econômica do depósito, dimensionar equipamentos de lavra e realizar o planejamento de lavra a longo prazo (com erro de aproximadamente 10 %). Na fase atual de lavra da mina tornou-se necessário a atualização do banco de dados com informações que permitam melhorar a precisão para o desmonte de blocos volumetricamente menores que aqueles calculados inicialmente, já que o erro atual no planejamento de lavra a curto prazo é cerca de 30 %.

O adensamento da malha atual com uma nova campanha de sondagem torna-se inviável tanto econômica como operacionalmente.

A idéia básica, neste caso, seria obter mais dados, localizados espacialmente para incrementar o banco de dados e, assim, realizar novas avaliações (estimativas) de teor, IC e pó que tornassem possível um melhor refinamento do planejamento de lavra a curto prazo.

Quais seriam as opções, então para a realização deste propósito ?

Na empresa já foram tentadas duas alternativas: avaliação visual de frente de lavra e amostragem do pó da perfuratriz. A avaliação visual da frente de lavra mostrou-se muito empírica, na medida em que dependendo do técnico que analisa a frente, resulta em informações diferentes, bem como uma falsa avaliação em função dos diferentes planos que a rocha apresenta, ou devido à frente de lavra estar suja, podendo mascarar uma real avaliação. Com relação ao pó de perfuratriz, os resultados apresentaram muitos desvios em função de perfuratrizes com diferentes pressões e operadores que acabavam por destruir a fibra.

Como é sabido, só temos conhecimento total das reservas de um depósito depois que este é inteiramente lavrado. Assim, à medida que estamos lavrando um depósito estamos tomando conhecimento do conteúdo em minério e rejeito daquela porção da jazida. Sabe-se por algum tempo que tal região da mina é mais rica ou pobre pois apresentou um teor de fibra X ou Y na usina, entretanto, estas informações são perdidas, uma vez que só são registradas junto à produção na usina e não são inseridas no histórico (banco de dados) da mina.

Verificou-se então, que o mais coerente seria amostrar a própria frente de lavra, pois apesar de não gerar informações úteis para a exploração imediata, esta amostragem poderia fornecer subsídios para a avaliação das bancadas a serem lavradas futuramente.

Assim, instalou-se um amostrador (TC-S15) na usina de beneficiamento, mais especificamente na concentração, onde o minério está suficientemente homogeneizado e com uma granulometria passível de amostragem.

O amostrador TC-S15 é um amostrador composto, ou seja, devido a grande amostra coletada inicialmente, ele é formado por dois tipos de amostrador: um linear e outro circular (Foto 9). A amostra é retirada do minério antes de chegar no SMS (silo de minério seco) com uma granulometria reduzida a 30 mm. Entretanto, verificou-se que para fins de balanço de massa necessitava-se amostrar também o rejeito, que segundo os engenheiros responsáveis da mina possui teor médio de 0,5 % com descarte de 35 a 45 %. Desta forma, foi instalado um amostrador do rejeito (TC-C6).

O amostrador do rejeito grosso (TC-C6), é um amostrador linear e enclausurado para evitar contaminação do pó da fibra (Foto 10). Inicialmente, este amostrador coletava amostras por turno de trabalho e depois foi operacionalizado por frente de lavra como o amostrador TC-S15.

A Figura 49 apresenta um fluxograma simplificado da usina de beneficiamento de amianto de Cana Brava com a localização dos amostradores .

Figura 49 - Fluxograma simplificado da localização dos amostradores TC-S15 e TC-C6 na usina de beneficiamento.

Com o andamento da pesquisa algumas melhorias foram implantadas a fim de diminuir o erro da amostragem e garantir a confiabilidade dos dados amostrados,

como o estabelecimento de procedimentos a serem seguidos pelos operadores e a automação dos amostradores.

Os procedimentos estabelecidos são os apresentados a seguir:

- aguardar 1h e 30 minutos após a troca de minério na mina para iniciar a amostragem automática. O objetivo é eliminar possível contaminação da frente anterior;
- para o rejeito (TC-6), após o período de descontaminação, fazer 8 cortes, sendo cada um correspondente à passagem de 40 toneladas, obtendo-se ao final uma amostra composta de aproximadamente de 80 kg.
- para o concentrado (TC-S15), após o mesmo período de descontaminação, fazer 16 cortes, sendo que cada um corresponde a passagem de 35 toneladas, obtendo-se ao final uma amostra composta de aproximadamente 80 kg;
- o período de amostragem corresponderá a aproximadamente uma hora de coleta e será representativo da frente alimentada.
- o novo ciclo de amostragem será reiniciado com a mudança da frente;
- todos os resultados serão considerados por desmonte e não por turno;
- caso tenha sobrado na mina material de uma frente já alimentada, a mesma deverá sofrer o mesmo procedimento de amostragem caso venha novamente a ser utilizada;
- a amostra deverá ser etiquetada (com base no relatório emitido pelo sistema) e conduzida à Usina Piloto para tratamento ;
- os ensaios serão realizados pelo laboratório da forma atual;
- quando não estiver processando amostragem no TC-C6, não fazer no TC-S15;
- as duas amostragens deverão iniciar no mesmo período, para garantir o mesmo descarte do circuito.

Aspecto do minério na
correia transportadora

Amostrador linear do TC-S15

minério e a caçamba
do amostrador linear

caçamba coletora do
amostrador linear

Amostrador circular

caixa coletora de
amostra

Foto 9 - Amostrador TC-S15 instalado na concentração da usina de beneficiamento para amostrar o minério vindo da frente de lavra.

(A)

(B)

(C)

(D)

Foto 10 - Amostrador TC-C6 instalado na usina de beneficiamento para amostrar o rejeito grosso (A); em (B), (C) e (D) a sequência de amostragem: o operador coloca o saco para coletar 80kg que são enviados à usina piloto para análise.

Este sistema foi totalmente automatizado pela equipe de engenharia da SAMA, sendo monitorado a partir de uma central CLP (central lógica de processamento das instalações frontais) onde estão localizados microcomputadores que controlam todos os equipamentos da usina de beneficiamento, e também o acesso aos amostradores TC-S15 e TC-C6.

Neste sistema o CLP é informado que mudou de frente e espera 1h e 30 min de alimentação do minério na usina para acionar o sistema de corte automático no TC-S15 e TC-C6. O CLP envia um aviso para a CCM (central de comandos motores) que fica próximo ao amostrador TC-S15 que iniciará a amostragem do minério, com isso um operador dirige-se ao coletor de amostras da TC-S15 para trocar, etiquetar e enviar os sacos à Usina Piloto. No CLP, outro operador encarrega-se de realizar as mesmas tarefas no TC-C6 para amostrar o rejeito.

O volume de minério e rejeito são obtidos por balanças instaladas nas correias transportadoras. Para o amostrador TC-S15 existe uma balança exclusiva, enquanto que para o rejeito grosso sua massa é obtida por diferença entre outras balanças. Estas informações são obtidas através do relatório emitido no sistema automatizado.

Com relação à frente de lavra alimentada na Usina de Beneficiamento, esta é inspecionada pelo geólogo responsável, sendo o seu controle anotado no relatório das instalações frontais. Desta forma, é possível descartar algumas frentes de minério com problemas: frentes que não estão sendo alimentadas homogeneamente, ou seja, a carregadeira indica uma direção preferencial (zonas consideradas mais ricas ou mais pobres que seriam interessantes para a usina), ou ainda, frentes que estão sendo alimentadas juntas para fins de blendagem (Foto 11).

A Foto 12 apresenta o procedimento diário de atualização de frente de lavra após o desmonte pela equipe de topografia, o que permite agilidade no controle das frentes desmontadas e atualização da topografia das cavas. O teodolito emite um feixe infra-vermelho que reflete no prisma carregado por um ajudante que caminha na nova frente de lavra, as informações obtidas pela caderneta eletrônica do teodolito (Wild T1000) são descarregadas no microcomputador que são processadas no programa Topocam (erro de 10mm por Km).

Foto 11 - Aspecto geral da frente de desmonte 198, com detalhe na placa utilizada para identificação (A); (B) mostra uma frente de desmonte com blocos de várias dimensões aguardando o carregamento para o britador primário.

(A)

(B)

(C)

Foto 12 - Levantamento topográfico da frente desmontada, em (A) e (B) o ajudante do topógrafo carrega o prisma na frente e o topógrafo vai coletando informações no teodolito eletrônico. (C) mostra o topógrafo com o teodolito eletrônico levantando a nova topografia da frente desmontada.

11.1 TRATAMENTO DOS DADOS DOS AMOSTRADORES TC-S15 E TC-C6

Os dados obtidos, na amostragem das frentes de lavra, através dos amostradores TC-S15 e TC-C6, foram verificados quanto à sua confiabilidade, descartando-se os dados duvidosos.

Após, foram verificados os polígonos que correspondem às frentes de lavra amostradas, estes polígonos em formato DXF são transformados, por um programa de computador, para um formato ASCII.

Utilizando-se dos blocos estimados no item 9.4. e 9.5 (métodos de estimativa e de simulação estocástica) calcula-se o valores médios das variáveis para os polígonos das frentes de lavra amostrada.

Finalmente, foram confrontados os resultados obtidos para as variáveis pelos polígonos estimados em função dos furos de sondagem com os dados dos amostradores TC-S15 e TC-C6 por frente de lavra.

O Anexo 2 apresenta os dados passíveis de tratamento, tanto para o minério (TC-S15) quanto para o rejeito (TC-C6), depois dos devidos descartes. Muitos dados foram desconsiderados, ou por problemas de alimentação na frente de lavra e/ou usina, ou por não apresentarem amostragem complementar (minério/rejeito). Após a automação dos amostradores (agosto/1997) a obtenção dos dados foi mais consistente.

Os dados apresentados no Anexo 2 foram analisados estatisticamente para caracterização da população em estudo (Figuras 50, 51 e 52 e Tabela 27).

O formato das curvas de frequência da variável TT obtida no amostrador (Figura 50) aproxima-se de uma distribuição assimétrica positiva semelhante a obtida pela variável TT dos furos de sondagem (Figura 17). Os histogramas obtidos das variáveis estimadas (iqd_tt, k_tt, co_tt, co_tt1, co_tt2, co_tt3, sgs, sbr) mostraram-se mais erráticos, ou seja, uma grande descontinuidade entre as classes. Além disso, a média obtida na variável TT do amostrador ($X=3,215$) é mais coerente com a média do depósito, verifica-se ainda que o desvio padrão é menor que as variáveis estimadas.

Figura 50 - Histogramas das distribuições de frequência da variável TT obtidos pelos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, cokrigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas.

Figura 51 - Histogramas das distribuições de frequência da variável IC obtidos pelos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, cokrigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas.

Figura 52 - Histogramas das distribuições de freqüência da variável PÓ obtidos pelos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados por IPD, krigagem, simulação gaussiana seqüencial e bandas rotativas.

Tabela 27 - Estatística da variável TT, IC e PÓ obtidos nos amostradores (TC-S15 e TC-C6) e estimados pelos diferentes métodos de estimativa e simulação (226 amostras) .

Variável	Método	MIN	MAX	MÉDIA	DEVIO PADRÃO	CV
TT	Amostrada	0,67	7,815	3,215	1,423	0,442
	IPD	0,740	8,900	4,350	2,009	0,461
	KO	1,070	8,410	4,338	1,834	0,422
	CO (co_tt)	1,030	8,430	4,335	1,837	0,423
	CO (co_tt1)	1,080	8,380	4,341	1,865	0,429
	CO (co_tt2)	0,930	8,520	4,341	1,837	0,423
	CO (co_tt3)	0,900	8,520	4,331	1,837	0,424
	SGS	0,420	10,100	4,153	1,522	0,366
	SBR	1,290	6,990	3,826	1,104	0,288
IC	Amostrada	374,970	1231,160	756,666	167,895	0,221
	IPD	387,270	987,170	689,342	154,241	0,223
	KO	388,250	989,120	696,287	150,033	0,215
	CO(co_ic)	385,350	986,820	695,829	149,063	0,214
	CO(co_ic1)	385,780	984,380	695,653	149,060	0,214
	SGS	446,500	1142,980	686,886	126,679	0,184
	SBR	450,450	948,300	681,237	110,748	0,162
PO	Amostrada	8,440	34,200	19,130	4,175	0,218
	IPD	10,480	26,780	18,337	3,361	0,183
	KO	10,310	27,170	18,327	3,168	0,172
	SGS	9,900	25,490	17,500	2,398	0,137
	SBR	11,960	23,940	17,597	2,244	0,127

Com relação aos resultados obtidos para a variável IC (Figura 51), nota-se que formato das curvas de frequência apresenta o mesmo comportamento da variável TT, ou seja, o IC obtido no amostrador aproxima-se mais da curva original dos furos de sondagem (Figura 17). A média e desvio padrão do IC do amostrador é maior em relação as demais variáveis, entretanto o desvio padrão é menor em relação a obtida nos dados de furos de sondagem.

A distribuição de frequências da variável PÓ apresenta um comportamento similar ao observado nos furos de sondagem, ou seja, uma distribuição simétrica. Entretanto, a média e variância da variável PÓ obtida pelos amostradores são maiores que as variáveis estimadas, não mostrando padrão de similaridade com os dados dos furos de sondagem, sugerindo que a variável PÓ é mais aleatória (Figura 52).

A análise geral dos parâmetros estatísticos entre os dados de furos de sondagem e dos amostradores indica uma redução da variabilidade para as

variáveis obtidas nos amostradores, indicando que a amostragem volumétrica permite uma melhor caracterização do corpo em estudo.

A diminuição da variância dos dados dos amostradores em comparação a variância das amostras pontuais (sondagem), é consequência do efeito suporte. A dispersão será tanto menor quanto maior for o suporte das unidades de estimativa (relação volume variância).

A seguir, foram correlacionados os valores amostrados *versus* estimados e simulados para as variáveis TT, IC e PÓ. As Figuras 53, 54 e 55 apresentam os diagramas de dispersão entre estas variáveis e os seus respectivos coeficientes de correlação.

A variável TT obtida nos amostradores confrontada com os dados obtidos pelos diferentes métodos de estimativa apresentaram um coeficiente de correlação em torno de 0,48. Em todos os diagramas de correlação foram traçadas retas bisettrizes que ao cruzar com as retas de regressão geram um ponto de intersecção que corresponde ao teor da variável TT em torno de 6%. Isto indica que abaixo de 6 % (tt_amostrador) os métodos de estimativa tendem a superestimar os teores e acima deste valor subestimar (Figura 53).

A variável IC apresentou um bom coeficiente de correlação (em torno de 0,6) entre os dados dos amostradores e dos furos de sondagem (estimados). O ponto de intersecção ficou em torno de 600, sendo que abaixo deste valor os métodos de estimativa tendem a superestimar o IC e acima subestimar (Figura 54). A variável PÓ não apresentou correlação entre os teores obtidos nos amostradores e os estimados através dos furos de sondagem, o que indica que esta variável não é boa para aferir a qualidade da estimativa (Figura 55).

Finalmente, analisou-se os resultados obtidos pela simulação. Os dados obtidos nos amostradores para as 3 variáveis não apresentaram correlação com os valores simulados por SGS e SBR, sendo que o coeficiente de correlação entre eles fica em torno de 0,2. Isto indica que a simulação não deve ser utilizada para acompanhamento da lavra, ou seja, avaliações localizadas.

Figura 53 - Diagramas de correlação entre as variáveis TT obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: tt_amostrador - TT obtida nos amostradores TC-S15 e TC-C6; iqd_tt - TT calculada por IPD; k_tt - TT calculada por krigagem ordinária; co_tt - TT calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14, T25, T50, T200; co_tt1- TT calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, TL, TM, TC; co_tt2- TT calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis TT, T14; co_tt3 - TT calculada por cokrigagem "collocated" usando as variáveis TT, T14.

Figura 54 - Diagramas de correlação entre as variáveis IC obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: $ic_amostrador$ - IC obtida nos amostradores TC-S15 e TC-C6; iqd_ic - IC calculada por IPD; k_ic - IC calculada por krigagem ordinária; co_ic - IC calculada por cokrigagem ordinária usando as variáveis IC, T7; co_ic1 - IC calculada por cokrigagem "collocated" usando as variáveis IC, T7.

Figura 55 - Diagramas de correlação entre as variáveis PÓ obtidas pelos amostradores e os diferentes métodos de estimativa. Legenda: po_amostrador - PÓ obtido nos amostradores TC-S15 e TC-C6; iqd_pó - PÓ calculada por IPD; k_pó - PÓ calculada por krigagem ordinária.

Os dados obtidos pelos amostradores permitiram aferir a qualidade dos métodos de estimativa e indicam que as amostragens de frentes de lavra são mais representativas do que os dados estimados. Isto é resultado do maior volume amostrado pelas frentes de lavra em relação ao volume amostrado pelos furos de sondagem que servem de ponto de partida para a estimativa. Devido a variabilidade local da mineralização, os furos de sondagem (malha 35x35 metros) não conseguem prever com precisão o comportamento das variáveis. Deste modo, há uma incerteza acerca do minério enviado à usina de beneficiamento, se forem utilizados apenas os dados de sondagem.

Os dados estimados pelos diferentes métodos reproduzem a amostragem realizada pelos furos de sondagem, que permitem caracterizar a continuidade e comportamento da mineralização numa escala maior, bem como, dar subsídios para o planejamento de lavra. Entretanto, durante o desenvolvimento da lavra de depósitos que apresentem variabilidade geológica é necessário fazer um acompanhamento em escala menor das variáveis, a fim de controlar o minério enviado à usina. Deste modo, os amostradores instalados aliado ao controle visual das frentes de lavra incrementarão e darão maiores subsídios ao controle de qualidade do minério de modo progressivo no decorrer da lavra.

A amostragem possui basicamente uma componente geológica que é função da regularidade da mineralização e uma componente estatística que é função do número e tamanho das amostras. Assim, o conhecimento geológico de um depósito mineral só é completo ao final da lavra, desta forma, a incerteza é uma constante que o geólogo/engenheiro de minas tem que lidar, uma vez que a amostragem (furos de sondagem, canaletas, etc) é limitada economicamente. Assim, durante o desenvolvimento mineiro é necessário encontrar ferramentas para lidar com a incerteza da lavra, essas opções devem ser estudadas para cada tipo de depósito e situação.

12. DISCUSSÃO

O amianto lavrado na Mina de Cana Brava é tipo crisotila com uma produção de 200 mil t/ano, que corresponde a 5% da demanda mundial e a totalidade da brasileira. No Brasil, o setor de fibrocimento corresponde a aproximadamente 90% do amianto consumido (telhas, placas de revestimento, caixas d'água e outros itens presentes na construção civil).

As atividades de lavra e beneficiamento geram em torno de 900 empregos diretos na cidade de Minaçu (GO) e correspondem a 3% de arrecadação do ICMS de Goiás. No restante do país, somente o setor de fibrocimento emprega cerca de 10 mil trabalhadores e beneficia diretamente outras 200 mil pessoas.

O amianto crisotila da Mina de Cana Brava, apresenta alto teor e grau de pureza, o que garante o seu valor no mercado internacional, sendo que 40 % da produção é exportada para países como Japão, Tailândia e Índia, dentre outros.

É de consenso geral que a manipulação e utilização do amianto de forma errada e prolongada pode causar sérias doenças ao pulmão. Desta forma, todo o processo de lavra, beneficiamento e principalmente manufatura devem ser rigorosamente controlados. A existência de reservas economicamente viáveis de amianto crisotila - tipo que representa menor de risco à saúde – aliado ao elevado custo de materiais substitutivos e o desconhecimento de problemas de saúde que tais materiais possam vir a causar são argumentos para defender o uso controlado do amianto no país.

A Mina de Cana Brava está localizada na região centro-norte de Goiás, próximo a divisa com o Estado de Tocantins e está inserida, no contexto geológico regional no Complexo de Cana Brava, que de forma geral é constituído por uma seqüência de rochas máficas-ultramáficas. Esta seqüência, na região da mina é representada por serpentinitos e piroxênitos, sendo que os primeiros correspondem a rocha mineralizada. O corpo mineralizado apresenta direção NS com mergulhos de 35° a 70° para NW-W, aproximadamente 6000 m de extensão e de 70 a 120 m de espessura. A mineralização é do tipo *stockwork* em veios de crisotila resultado da

serpentinização da rocha original (provavelmente peridotito) durante etapas de metamorfismo e cisalhamento.

Durante as etapas de campo desenvolvidas nas instalações da Mina de Cana Brava, foram coletadas informações referentes à geologia, amostragem, ensaios de laboratório, processo de lavra e planta de beneficiamento. Na realidade reuniu-se o máximo de informações relativas a este empreendimento mineiro de forma a analisar, principalmente, a consistência da base de dados.

Os furos de sondagem, apesar de terem sido realizados em distintas campanhas de sondagem, são bem documentados e apresentam uma recuperação de no mínimo 90%. Entretanto, o único problema é a falta de contraprova já que todo o intervalo mineralizado do furo é enviado para a usina piloto.

Na usina piloto foi possível acompanhar as fases de separação da fibra da rocha, através de vários procedimentos a seco de impactação e aspiração da fibra, sendo que em cada intervalo de 10 metros do trecho mineralizado são separadas as fibras longa, média e curta de onde pode ser obtido o teor total (%) da fibra. Como as usinas de beneficiamento e tratamento são muito complexas devido as diversas unidades e circuitos, o monitoramento das atividades da usina piloto permite uma visão mais clara do processo de obtenção da fibra.

A modelagem tridimensional do corpo de minério foi realizada através das informações dos furos de sondagem e de campo. Inicialmente, foram gerados perfis e plantas em 2D, que integrados permitiram definir de forma clara os limites da mineralização, deve-se ressaltar que as zonas de cisalhamento e os corpos de grafita são mais irregulares e complexos, mas mesmo assim puderam ser inferidos.

Os laboratórios que realizam as análises das amostras de fibra recebidas da usina piloto, são extremamente rigorosos, uma vez que esses mesmos ensaios (TN - "Turner Newall" e lavagem) são utilizados para classificação comercial dos tipos de fibra utilizados para exportação, tendo estes laboratórios certificação ISO9002/14001.

Acompanhando-se todo o processo de lavra e beneficiamento do minério, nota-se uma equipe organizada, preocupada com a manutenção de equipamentos e cumprimento de rotinas estabelecidas, o que assegura a confiabilidade da amostragem realizada nos amostradores TC-S15 e TC-C6.

O método para obtenção dos valores das variáveis na usina piloto e nos ensaios laboratoriais para o teor total (TT) e pó (PÓ) é simples, entretanto para a variável índice de comprimento (IC) é mais trabalhosa. Resumidamente, o IC é resultante do teor obtido em cada peneira (#7 a #200 do ensaio TN) ponderado para cada tipo de fibra (longa, média e curta).

Na consolidação do banco de dados (739 furos de sondagem) realizou-se a conferência dos dados, verificação dos intervalos amostrados, posição geográfica dos furos, e adequação do arquivo gerado ao *software* Isatis (Geovariances, 1998). Esta etapa é indispensável e deve ser realizada de forma criteriosa, o que acaba comprometendo um tempo considerável.

Com o objetivo de conhecer o comportamento das variáveis foi realizada a análise estatística do banco de dados através da análise de histogramas, diagramas de dispersão, estatística, etc. Além disso, através deste conhecimento é possível apontar possíveis problemas no banco de dados: digitação; amostragem; e análise, por exemplo laboratorial, que possam estar ocorrendo e que tenham implicações econômicas futuras.

As variáveis TT, IC e PÓ apresentam, respectivamente, os seguintes valores médios, 3,7%, 650, 18%. As curvas de distribuições de frequência de TT, T7..T200 e IC apresentam assimetria positiva, além disso constatou-se que a variável TT apresenta boa correlação com: os teores das fibras por telas (#7 a #200); e com TL, TM e TC, além disso verificou-se que o IC apresenta a melhor correlação com T7.

A fim de adequar os furos de sondagem a unidade de lavra e homogeneizar os intervalos originalmente amostrados em 10m, foi realizada a regularização por bancadas de 13m. Este procedimento produziu apenas uma diminuição da variância não alterando as distribuições de frequência das variáveis, indicando que estes dados poderiam ser usados seguramente nas próximas etapas.

Com o objetivo de inferir informações nos locais não amostrados, ou seja, estimar o bloco tecnológico, foram empregadas técnicas geoestatísticas no banco de dados. Como caracterizado anteriormente, uma importante característica destes dados é a alta correlação entre suas variáveis, deste modo utilizou-se métodos multivariantes (cokrigagem ordinária e *collocated*), além da krigagem ordinária e

do inverso da potência da distância para a estimativa das variáveis. Com o andamento da pesquisa, viu-se ainda a possibilidade de empregar métodos de simulação estocástica (simulação gaussiana seqüencial - SGS - e bandas rotativas - SBR), a fim de verificar a sua aplicabilidade em quantificação de reservas.

O cálculo dos variogramas experimentais e o ajuste do modelo teórico são etapas que consomem um grande tempo, principalmente, os variogramas cruzados, uma vez que deve-se verificar a respectiva validação cruzada a cada nova alteração dos parâmetros, o que despende tempo.

Os variogramas experimentais obtidos para as direções escolhidas e para as diversas variáveis tratadas definiram modelos teóricos consistentes. Entretanto, apesar da Mina de Cana Brava apresentar-se bem amostrada, ou seja, apresenta uma grande quantidade de dados, fica visível o caráter empírico / subjetivo durante a modelagem do variograma experimental. Desta forma, ao realizar este procedimento foi fundamental ter conhecimento do fenômeno geológico em diversas escalas, já que em geologia, as variáveis de interesse são geralmente resultado de complexos fenômenos físicos e químicos, os quais geram uma variabilidade intrínseca das variáveis.

Com relação a definição do tamanho do bloco tecnológico, para que estes fossem compatíveis com a densidade de amostragem, a subdivisão ideal seria igual a metade do espaçamento médio entre os furos de sondagem, já que blocos com dimensões muito menores que a metade da malha de amostragem produzem estimativas com grande variabilidade, como a malha geral é de 35 x 35 m os blocos devem variar entre 17,5 e 23,2 m, desta forma utilizou-se blocos de 20 x 20 m. A altura de 13 m foi considerada por representar a bancada que está sendo utilizada na lavra.

A geoestatística possui diversas técnicas que devem ser aplicadas de forma criteriosa a fim de produzir estimativas coerentes em função das informações presentes. Assim, baseado nesta colocação, toda a jazida dentro do modelo geológico, compreendendo também a zona já lavrada, foi estimada, num total de 20683 blocos mineralizados.

As variáveis TT, IC e PÓ calculadas pelos métodos IPD, KO, CO e cokrigagem *collocated* apresentaram resultados semelhantes e, portanto, altamente correlacionados entre si. Deve-se ressaltar, que na cokrigagem ordinária e *collocated* foram utilizadas diversas combinações entre variáveis com alto coeficiente de correlação. Apenas em algumas estimativas foram constatadas uma diminuição da variância de cokrigagem em relação à variância de krigagem.

A cokrigagem foi a técnica empregada mais trabalhosa, uma vez que envolve a modelagem dos variogramas cruzados, bem como um tempo de processamento maior. Embora existam diversas discussões teóricas sobre a cokrigagem, existem poucos estudos com aspectos aplicados no Brasil, dentre os que podem ser citados, estão os trabalhos de Ribeiro & Liu (1993), Sturaro (1994), Corá (1996). Isto pode ser motivado pelo desconhecimento teórico, modelagem tediosa dos variogramas cruzados e processamento computacional pesado. Entretanto, deve-se entender a cokrigagem como uma extensão natural da krigagem quando dados multivariados são disponíveis e lembrar que os *softwares* e *hardwares* disponíveis, atualmente, permitem este tipo de processamento.

Aplicaram-se ainda aos dados, os métodos de SGS e SBR de forma a observar o comportamento das variáveis. Os resultados das médias das *n* realizações foram compatíveis com os obtidos nos métodos de estimativa. Os recursos de *software* e *hardware* não foram capazes de processar o modelo de blocos original, sendo necessária a subdivisão deste em outros menores. Isto gerou um maior tempo de processamento e volume de dados de saída. O processamento da SGS é simples e rápido, entretanto, o da SBR é bem mais pesado, levando alguns dias para o processamento de todo o modelo. Deste modo, a escolha de um método de simulação estocástica deve se basear na disponibilidade de tempo, dinheiro, recursos humanos e computacionais de *hardware* e *software*, bem como a complexidade requerida pelo estudo.

A similaridade entre os métodos de estimativa e os de simulação descritos anteriormente, só poderiam produzir tonelagens de reservas geológicas muito próximas, como realmente foi constatado, ou seja, em torno de 10.500.000 t de minério com os valores médios de: 3,7% de TT; 650 de IC; e 17% de PÓ.

Durante a lavra da mina é freqüentemente necessária a produção de mapas de distribuição das variáveis TT, IC, PÓ e dos tipos de produtos com os erros associados, tentando obter o maior nível de confiabilidade possível para o controle da lavra. Assim, foram instalados amostradores (TC-S15 e TC-C6) em locais da planta de beneficiamento capazes de obter amostragem homogênea e representativa do minério da frente de lavra.

A operacionalização deste sistema apresentou diversos problemas, como: a definição da metodologia para coleta do minério; adequação às normas de segurança (vedação devido a problemas de pó); quebra de equipamentos (caçambas de amostragem); e implantação do sistema automatizado.

13. CONCLUSÕES

O estudo em questão pretendeu abordar de maneira prática a aplicação de métodos geoestatísticos (multivariados e de simulação) aos dados da Mina de Cana Brava (GO), através da estimativa e simulação dos teores, índice de comprimento e pó do amianto nos blocos tecnológicos e nos polígonos de desmonte obtidos nos amostradores TC-S15 e TC-C6.

Os resultados similares obtidos entre os diferentes métodos de estimativa (krigagem e cokrigagem), estão relacionados com a isotopia dos dados, ou seja, com as informações disponíveis em todos os pontos amostrados. Isto foi certificado através da geração de vários arquivos com distintas porcentagens da variável primária, secundária e de uma em relação a outra. Além disso, verificou-se que para a cokrigagem ser aplicada é necessário que todas as variáveis tenham um número significativo de pontos de dados em comum para o cálculo significativo dos variogramas cruzados.

Verificou-se também, que quanto maior a porcentagem de variável primária e menor o efeito da subamostragem, maior a similaridade com as variáveis estimadas pela krigagem e cokrigagem isotópica e menor o desvio padrão em relação a média.

Quando todas as variáveis são medidas em todas as posições/loais amostrados e se as variáveis estão intrinsecamente correlacionadas, verificou-se que a cokrigagem é similar a krigagem, uma vez que os pesos dados para a variável secundária tendem a ser muito pequenos, e a redução na variância de estimativa gerada pela cokrigagem não compensa o esforço adicional de modelagem, considerando resultados necessários a uma estimativa global. Entretanto, durante a etapa da lavra, qualquer ganho de informação e diminuição de variância deve ser considerada.

Desta forma, a cokrigagem ordinária e *collocated* devem ser aplicadas nos casos de boa correlação entre as variáveis e quando os dados apresentam heterotopia parcial.

A comparação entre os resultados dos métodos de estimativa e processos estocásticos indicam que a densidade de informações é boa e que a realidade geral do fenômeno estudado é contínuo com pequenas variações, que serão sentidas durante o andamento da lavra.

No estudo foram analisados os parâmetros de incerteza associados aos métodos de estimativa (variância de krigagem e de interpolação) e de simulação. A variância de krigagem é derivada do variograma médio global de todo o domínio estimado, sendo que a variabilidade local de um fenômeno geológico não é representada neste parâmetro, ao contrário do que acontece na variância de interpolação. A variância de interpolação não produz o mesmo valor diante de configurações de dados iguais com diferentes valores de dados, pois além de depender da geometria dos dados também é dependente dos valores de dados, bem como apresenta boa correlação como os valores estimados. Além disso, verificou-se que a variância de interpolação pode ser aplicada para a cokrigagem ordinária. Apesar dos métodos de simulação apresentarem resultados similares aos métodos de estimativa, a utilização de um parâmetro associado a incerteza destas realizações não produz resultados coerentes.

Em função disto, a variância de interpolação pode ser entendida como uma medida mais robusta da incerteza associada a estimativa e deve ser utilizada para definir as classes de reservas (medida, indicada e inferida) com maior confiabilidade.

O conhecimento dos métodos geoestatísticos, sejam métodos de estimativa ou simulação, com relação aos seus pontos fortes e fracos é imprescindível para a realização de um bom trabalho, uma vez que não existe técnica superior e sim uma metodologia corretamente aplicada.

Uma constante busca de ações para incrementar as informações das campanhas de sondagem realizadas durante a lavra faz-se necessária, uma vez que não havendo muito mais o que extrair das informações dos furos de sondagem, deve-se procurar, dentro da realidade do empreendimento, formas de acompanhar as variabilidades locais do minério que a sondagem não é capaz de fornecer.

Apesar de existirem mais furos de sondagem, verificou-se que as frentes de lavra amostradas são representativas em função do grande volume amostrado. A queda da variância dos valores estimados em comparação à variância das amostras pontuais, é consequência do efeito suporte, ou seja, a dispersão será tanto menor quanto maior for o suporte das unidades de estimativa. Os métodos de estimativa apresentaram uma tendência a superestimar os dados quando confrontados aos obtidos nos amostradores enquanto que os resultados obtidos na simulação não apresentaram correlação com os amostradores.

A comparação dos dados obtidos nos amostradores com os dados estimados indicam a consistência desta metodologia para aferir a qualidade da avaliação e acompanhamento da lavra.

O estudo da viabilidade econômica de um empreendimento mineiro deve ser conduzida de forma criteriosa com respeito a análise de todo o conjunto de informações disponíveis, inicialmente, através da caracterização geológica regional e local, verificação do método de sondagem e análises laboratoriais. A partir destas informações e do conhecimento de técnicas de estimativa, o cálculo deve produzir resultados de reservas mais próximo do real, e principalmente com parâmetros de incerteza associados, de forma a poder convencer os investidores/empresários da confiabilidade dos resultados.

Toda esta caracterização geológica e geoestatística deve ser aliada a informações de mercado, ambientais e sociais que devem ser obtidas através de uma equipe multidisciplinar, mas com uma visão global do empreendimento.

Desta forma, atualmente, deve-se lidar com dois grandes desafios: a padronização das informações que permitam determinar as classes das reservas estimadas através da aplicação correta dos métodos geoestatísticos e principalmente o estabelecimento de métodos que associem valores de incerteza associada a cada estimativa; e a monitoração do dia a dia de uma lavra, através do desenvolvimento de técnicas que permitam mensurar as variações locais dos fenômenos geológicos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHMED, S. & MARSILY, G. DE - 1987. Comparison of Geostatistical Methods for Estimating Transmissivity using data on transmissivity and specific capacity. Water Resources Research, 23(9):1717-1737.
- ALMEIDA, F.F.M.- 1979. O craton do Paramirim e suas relações com o São Francisco. In: Simpósio sobre o Cráton do São Francisco e suas faixas marginais, 1981, Salvador. Anais .. Salvador: SBG. p.1-10.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE AMIANTO - ABRA. 1993. Amianto, saúde: atualização. São Paulo: ABRA.67p.
- AUSTRALASIAN INSTITUTE OF MINING AND METALLURGY – AIMM – 1996. Australasian code for reporting of identified mineral resources and ore reserves. The AusIMM Bulletin, 4:1-19.
- BLAIS, R.A. & CARLIER, P.A. - 1968. Applications of geostatistics in ore valuation. Apud: OLEA, R.A.- 1975. Optimum mapping techniques using regionalized variable theory.
- BROOKER, P.I. - 1979. Kriging. Engineering & Mining Journal, 180(9):148-153.
- BUBENICECK, L. & HAAS, A. - 1969. Method of calculation of the iron ore reserves in the Lorraine deposit. In: The decade of digital computing in the mineral industry. The American Institute of Mining, Metallurgical and Petroleum Engineers, Inc. New York. p.179-210.
- CHRISTAKOS, G. - 1984. On the Problem of Permissible Covariances and Variogram Models. Water Resources Research, 10: 251-265.
- CLARK, I. - 1979. The semivariogram - part I. Engineering & Mining Journal, 180(7):90-94.
- CORÁ, C. A. G. - 1996. Distribuição de pesos e influência das variáveis na cokrigagem. 132p. Dissertação de mestrado apresentado no Instituto de Geociências da Unicamp. (inédito).
- CORREIA, C.T. - 1994. O Complexo Máfico-Ultramáfico de Cana Brava. São Paulo. 207 p. (Tese de Doutorado apresentada ao Instituto de Geociências - USP) (inédito).
- CORREIA, C.T.; GIRARDI, V..A.V.; TASSINARI, C.G. & JORST, H. - 1997. Rb-Sr and Sm-Nd Geochronology of Cana Brava Layered Mafic-Ultramafic Intrusion, Brazil, and Considerations regarding its tectonic evolution. Revista Brasileira de Geociências, 27(2):163-168.
- DANNI, J.C.M.; FUCH, R.A. ; Leonardos, O . H. - 1982. Archean and lower Proterozoic units in Central Brazil. Geologische Rundschau, 71: 291-317.
- DEUTSCH, C.V., JOURNAL, A. G., 1992. GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press. 1st Edition. 340p.
- DEUTSCH, C.V., JOURNAL, A. G., 1996. GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press. 2st Edition. 360p.

- DNPM (DEP.NAC.PESQ.MIN.) - 1987. Código de mineração e legislação correlativa. Ed.Rev. por Humberto de Carvalho Matos - Brasília; Divisão de Fomento da Produção Mineral, 1987. 333p.
- DOWD, P.A., 1992. A review of recent developments in geostatistics. Computers & Geosciences, 17(1):1481-1500.
- ÉRRICO, J.C.D. - 1984. Planejamento de Lavra - Uso do Computador e Geoestatística. Apostila do curso IBRAM (instituto Brasileiro de MIneração). Belo Horizonte (MG). 110p.
- FROIDEVAUX, R.- 1982. Geostatistics and ore classification. Apud: YAMAMOTO, J.K. - 1992. Geoestatística aplicada.
- GEOVARIANCES - 1998. Isatis – The Geostatistical Key, User's Guide. Geovariances, Avon, France. 162p.
- GIRARDI, V. A. V. & KURAT, G. – 1982. Precambrian mafic and ultramafic rocks of Cana Brava Complex-Brazil, mineral compositions and evolution. Revista Brasileira de Geociências, 12(1-3): 313-323.
- GOOVAERTS, P. 1997. Geostatistics for natural resources evaluation. New York, Oxford University Press. 483p.
- GOOVAERTS, P. –1998. Ordinary Cokriging Revisited. Mathematical Geology, 30(1): 21 – 42.
- GOTWAY, C.A., RUTHERFORD, B.M. - 1994. Stochastic simulation for imaging uncertainty: comparison and evaluation of available algorithms. In: Armstrong, M. and Dowd, P. A. (Eds.) Geostatistical simulations Netherlands, Kluwer Academic Publishers. p 1-21.
- HANDLEY, G.A.;LEWIS, R.W.; WILSON, I.-1987. The collection and management of ore reserve estimation data. In: Resources and Reserves Symposium. Sydney. 1987. Proceedings... Sydney. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy. p.27-30.
- HASUI, Y.; MAGALHÃES, F.S. 1985. Modelo geométrico e evolutivo das estruturas geológicas da Mina de Cana Brava. São Paulo: IPT. 88p. (IPT Relatório interno nº 22889).
- HOULDING, S. W. - 1994. 3D Geoscience Modeling: Computer techniques for Geological Characterization. Springer, Berlin Heidelberg New York. 91p.
- IANHEZ, A. C - 1992. Relatório de Reavaliação de Reserva - Mina de Cana Brava – Minaçu – SAMA. 40 p. (Inédito).
- INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO EST. DE SÃO PAULO – IPT - 1989. Estudo e implementação de novas técnicas e desenvolvimento de programas em geoestatística: aplicações em geologia. São Paulo, IPT. 98p. (IPT Relatório 27.799).
- ISAAKS, E.H. & SRIVASTAVA, R.M. – 1989. Applied geostatistics. New York: Oxford University Press, 516p.
- JOURNEL, A. G. & ALABERT, F. – 1989. Non-Gaussian data expansion in the earth science. Terra Nova, 1:123-134.

- JOURNAL, A. G. & ALABERT, F. – 1990. New method for reservoir mapping. Journal Petroleum Technology, 42(2): 212-218.
- JOURNAL, A.G. - 1994. Modeling uncertainty: some conceptual thoughts. In: Dimitrakopoulos, R. (Ed.) Geostatistics for the next century. Netherlands, Kluwer Academic Publishers. p.30-43.
- JOURNAL, A.G. & HUIJBREGTS, C.J. - 1978. Mining geostatistics. London, Academic Press. 600p.
- JOURNAL, A.G.- 1989. Fundamentals of geostatistics in five lessons (Short Course). In: 28th. International Geological Congress, Washington, D.C., EUA, p. 1-40.
- LANDIM, P.M.B. – 1998. Análise Estatística de Dados Geológicos. Editora da Unesp. 226p.
- MAMEDE, L.; NASCIMENTO, M.A.L.S. DO; FRANCO, M. DO S.M. - 1981. Geomorfologia. In: Brasil. Ministério das Minas e Energia - Secretaria Geral. Projeto RadamBrasil, folha SD-22, Goiás. Rio de Janeiro. (Levantamentos de Recursos Naturais, 25).
- MARINI, O . J.; FUCK, R.A . ; DARDENE, M. A . & FARIA, A . de – 1977. Contribuição à geologia do pré-cambriano da porção central de Goiás. Revista Brasileira de Geociências, 7: 304-324.
- MATHERON, G. - 1971. The theory of regionalized variables and its applications. Fontainebleau, École Nationale Supérieure des Mines de Paris. 211p. (Les Cahiers de Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, 5).
- MYERS, D.E. – 1991. Pseudo-Cross Variograms, Positive Definiteness and Cokriging. Mathematical Geology, 23: 805-816.
- MYERS, D.E. –1988. Some Aspects of Multivariate Analysis. In: Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources, C.F. Chung et al. (eds). Dreidel Publishing Co., Dordrecht, 669-687.
- MYERS, D.E.- 1985. Co-kriging: Methods and Alternatives. In: The Role of Data in Scientific Progress, P. Glaeser,ed., Elsevier Scientific Pub., 425-428.
- MYERS, D.E. – 1984. Cokriging: New Developments. In: Geostatistics for Natural Resource Characterization, G.Verly et al, eds., D. Reidel Pub. Co., Dordrecht, 295-305.
- MYERS, D.E.- 1982. Matrix Formulation of Cokriging. Mathematical Geology, 14: 249-257.
- OLEA, R.A. - 1975. Optimum mapping techniques using regionalized variable theory. Kansas, Kansas Geological Survey, 137p. (Series on Spatial Analysis, 2).
- OLIVEIRA, M.C.B. DE - 1996. Caracterização tecnológica do minério de crisotila da Mina de Cana Brava, GO. Tese de Doutorado apresentada no Instituto de Geociências - USP (inédito). 250 p.
- PAMPLONA, R.I.; NAGAO, M. 1982. Jazimentos de amianto crisotila na Mina de Cana Brava - GO. In: SSMALTZ, N.G. (coord.). Os principais depósitos minerais da região Centro-Oeste. 3ed. Brasília:DNPM/MME, p.1-138.

- PAN, G.; GAARD, D.; MOSS, K. & HEINER, T. – 1993. A comparison between cokriging and ordinary kriging: case study with a polymetallic deposit. In: Mathematical Geology, 25 (3): 377-398.
- PANNATIER, Y. - 1994. MS-WINDOWS Programs for Exploratory Variography and Variogram Modeling in 2D. In: "Statistics of Spatial Processes: Theory and Applications. Bary. Italy. (1994). 309p.
- PROGEM CONSULTORIA MINERAÇÃO E MEIO AMBIENTE. 1995. Estudo de Impacto Ambiental - EIA - Volume I - Texto. 208p.
- QUEBEC ASBESTOS MINING ASSOCIATION - QAMA. 1974. Chrysotile asbestos test manual. 3ed. New Jersey: Asbestos Textile Institute. 80p. (traduzido pela Sama).
- RAVENSCROFT, P.J. – 1994. Conditional Simulation for Mining: practical implementation in na industrial environment. In: Armstrong, M. and Dowd, P. A. (Eds.) Geostatistical simulations Netherlands, Kluwer Academic Publishers. p 79-87.
- REMACRE, A. Z. & CARVALHO, R. M. – 1998. Curso de Simulação Geoestatística. Apostila de curso ministrado no Departamento de Engenharia de Minas (Poli-USP). 27p. (inédito).
- RIBEIRO, D. T. & LIU, G.K.C. – 1993. Aplicação de cokrigagem ao estudo das distribuições granulométricas de uma jazida de amianto crisotila Cana Brava-Goiás. In: II Congresso Ítalo-Brasileiro de Engenharia de Minas. Anais .. São Paulo, Brasil. p- 31-51.
- SAMA - 1996. Relatório de Interno da Mina de Cana Brava - Minaçu, SAMA, 20 p. (Inédito).
- SCLIAR, C. – 1998. Amianto: mineral mágico ou maldito? Ecologia humana e disputa político-econômica. Belo Horizonte: CDI (Centro de Documentação e Informação). 152 p.
- SIDES, E. J. - 1997. Geological Modeling of Mineral Deposits for Prediction in mining. Geologische Rundschau, 86: 2.
- SRIVASTAVA, R.M. – 1994. An Overview of Stochastic Methods for Reservoir Characterization. In: Jeffrey M. Yarus and Richard L. Chambers (Eds.) Principles, Methods and Case Studies. AAPG , Computer Applications in Geology, nº 3, p 3-16.
- STURARO, J.R. – 1994. Mapeamento geoestatístico de propriedades geológico-geotécnicas obtidas em sondagens de simples reconhecimento. 183p. Tese de Doutorado apresentada na Escola de Engenharia de São Carlos. (inédito).
- WACKERNAGEL, H. – 1995. Multivariate Geostatistics: an introduction with applications. New York, Springer. 256p.
- XU, W.; TRAN, T.T.; SRIVASTAVA, R.M. & JOURNAL, A.G. – 1992. Integrating seismic data in reservoir modeling: the collocated cokriging alternative. In: Annual Tecnical Conference of the Society of Petroleum Engineers, 67, Proceedings. Washington, paper SPE 24742, 833-842.

- YAMAMOTO, J.K. - 1992. Geoestatística aplicada. Apostila do curso de pós-graduação. 182p.(inédito).
- YAMAMOTO, J.K. & ROCHA, M.M. 1996. Revisão e recomendações para o cálculo e classificação de reservas minerais. Revista Brasileira de Geociências, 26(4): 243-254.
- YAMAMOTO, J.K. 1999. Quantification of uncertainty in ore-reserve estimation: applications to Chapada Copper Deposit, State of Goiás, Brazil. Natural Resources Research, 8(2):153-163.

ANEXOS

A - Seções em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para as variáveis TT, IC e PÓ pelos métodos IPD, krigagem ordinária, cokrigagem ordinária, cokrigagem "collocated", simulação gaussiana seqüencial e simulação de bandas rotativas (SBR).

B - Dados finais obtidos por frente de lavra amostrados no TC-S15 e TC-C6.

Legenda

TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método IPD.

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método krigagem ordinária.

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método cokrigagem ordinária (co_tt - TT, T14, T25, T50, T200).

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método cokrigagem ordinária (co_tt1 - TT, TL, TM, TC).

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método da cokrigagem ordinária (co_tt2 - TT, T14).

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pelo método da cokrigagem "collocated" (co_tt3 - TT, T14).

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pela simulação gaussiana seqüencial (SGS).

Legenda
TT (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável TT pela simulação de bandas rotativas (SBR).

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pelo método IPD.

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pelo método krigagem ordinária.

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pelo método da cokrigagem ordinária (IC, T7).

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pelo método da cokrigagem "collocated" (IC, T7).

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pela simulação gaussiana seqüencial (SGS).

Legenda

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável IC pela simulação de bandas rotativas (SBR).

Legenda

PÓ (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável PÓ pelo método IPD.

Legenda

PÓ (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável PÓ pelo método krigagem ordinária.

Legenda

PÓ (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável PÓ pelo simulação gaussiana seqüencial (SGS).

Legenda

PÓ (%)

Seção em planta das bancadas 14 (285 m) e 22 (389 m) estimadas para a variável PÓ pelo simulação de bandas rotativas (SBR).

TC-S15					TC-C6				Valores Ponderados pela Massa		
Data amostragem	Número desmonte	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC
03-Set-96	22596	1,98	734,00	17,30	6185,00	0,40	503,00	7,60	2902,00	1,48	660,23
04-Set-96	22496	4,51	993,00	17,00	5504,00	0,95	426,00	11,30	1990,00	3,56	842,44
09-Set-96	22796	3,39	732,00	36,30	7195,00	0,28	582,00	17,80	5465,00	2,05	667,25
11-Set-96	22896	6,90	918,00	20,60	5712,00	1,34	686,00	9,70	3711,00	4,71	826,63
13-Set-96	23596	2,77	780,00	20,80	7294,00	0,30	616,00	10,10	1618,00	2,32	750,23
13-Set-96	23296	1,57	604,00	16,30	3471,00	0,50	525,00	9,60	1680,00	1,22	578,23
16-Set-96	23496	4,49	768,00	20,20	6061,00	0,56	554,00	6,60	3132,00	3,15	695,09
09-Out-96	22196	6,98	874,00	19,50	5100,00	0,72	637,00	20,10	1537,00	5,53	819,12
10-Out-96	24996	6,21	817,00	18,80	1591,00	0,77	599,00	14,50	836,00	4,34	741,91
17-Out-96	25496	3,40	766,00	27,10	4520,00	0,36	635,00	19,10	2147,00	2,42	723,81
17-Out-96	26096	3,89	576,00	20,40	4404,00	0,52	618,00	15,60	3771,00	2,34	595,37
23-Out-96	25996	3,04	566,60	24,00	5387,00	0,40	528,00	11,60	1925,00	2,34	556,44
24-Out-96	26396	2,59	562,10	30,00	7286,00	0,40	484,00	12,10	4709,00	1,73	531,44
28-Out-96	27296	8,62	917,10	21,20	3203,00	0,33	670,30	17,50	2010,00	5,42	821,94
29-Out-96	27496	5,70	716,80	20,60	6925,00	1,74	586,00	14,30	3767,00	4,30	670,72
31-Out-96	27396	3,67	619,80	14,20	5092,00	0,82	541,30	8,20	7436,00	1,98	573,21
07-Nov-96	27996	4,61	965,50	11,80	7682,00	1,79	486,60	6,10	2707,00	3,88	840,72
11-Nov-96	28396	5,43	850,90	22,40	7109,00	0,59	623,00	8,60	4517,00	3,55	762,35
12-Nov-96	27696	7,14	1030,70	17,30	4626,00	0,46	603,50	8,70	2654,00	4,70	874,96
14-Nov-96	27096	7,83	1117,80	21,40	5017,00	1,03	723,90	16,00	4836,00	4,49	924,47
19-Nov-96	25396	4,70	703,80	37,10	5959,00	0,28	797,80	12,80	807,00	4,17	715,01
22-Nov-96	28796	2,74	700,80	25,90	4799,00	0,38	576,60	28,40	2409,00	1,95	659,29
25-Nov-96	29596	5,97	647,20	17,50	3647,00	1,95	533,00	10,00	2753,00	4,24	598,08
09-Dez-96	29996	4,82	700,40	16,50	2006,00	0,77	514,70	11,20	1655,00	2,99	616,45
09-Dez-96	30796	5,11	842,50	20,00	7102,00	0,73	534,60	13,10	5442,00	3,21	708,92
10-Dez-96	30196	6,20	768,30	20,30	9740,00	0,41	534,70	10,70	7725,00	3,64	664,98
12-Dez-96	31296	6,48	1065,20	21,60	5625,00	0,25	589,40	19,60	3815,00	3,96	872,91
17-Dez-96	30596	3,64	814,00	25,60	4376,00	0,36	580,00	17,40	2864,00	2,34	721,43
22-Fev-97	3297	3,57	1091,00	20,20	6379,00	0,85	453,80	24,80	63,00	3,54	1084,77
27-Fev-97	2797	4,94	730,70	15,90	3899,00	1,65	666,00	11,70	1518,00	4,02	712,57
01-Mar-97	3397	4,44	816,20	21,70	1237,00	0,89	573,00	11,20	540,00	3,36	742,30
21-Abr-97	8297	3,44	807,50	20,80	490,00	0,90	587,80	13,80	(*)	2,55	730,61
22-Abr-97	9097	7,61	649,22	22,50	4900,00	2,12	550,02	27,10	(*)	5,69	614,50
29-Mai-97	12197	2,23	656,00	22,20	700,00	1,37	522,40	15,10	(*)	1,93	609,24
04-Jun-97	12897	1,10	487,94	20,70	805,00	0,35	512,12	17,80	(*)	0,84	496,40
04-Jun-97	12297	3,10	1111,80	26,90	805,00	0,66	599,00	23,10	(*)	2,25	932,32
06-Jun-97	12297	3,74	887,00	21,80	(*)	0,28	503,00	23,70	(*)	2,53	752,60
09-Jun-97	12197	3,89	458,70	31,10	490,00	1,65	432,98	21,80	(*)	3,11	449,70
10-Jun-97	13597	2,58	601,90	27,30	490,00	0,43	465,14	15,90	(*)	1,83	554,03
18-Jun-97	14597	9,23	1111,00	15,90	(*)	1,29	515,00	27,00	(*)	6,45	902,40
21-Jun-97	13197	3,24	929,66	24,00	420,00	0,45	536,38	33,80	(*)	2,26	792,01
24-Jun-97	13997	4,96	818,54	26,30	420,00	0,42	491,50	16,90	(*)	3,37	704,08
25-Jun-97	14597	6,78	877,00	18,80	(*)	0,73	562,00	12,90	(*)	4,66	766,75
26-Jun-97	14597	8,64	993,92	17,80	420,00	2,23	666,82	15,30	(*)	6,40	879,44
27-Jun-97	13197	2,48	785,00	21,60	(*)	0,41	632,00	16,10	(*)	1,76	731,45
30-Jun-97	14697	2,06	623,00	22,20	(*)	0,30	425,00	22,20	(*)	1,44	553,70
18-Jul-97	17697	7,53	831,48	15,50	4265	1,25	480,20	20,60	1503	5,89	739,95
18-Jul-97	17897	6,55	988,40	25,60	2635	0,56	391,92	15,90	1546	4,34	767,84
23-Jul-97	18197	4,96	640,10	16,10	2967	1,67	497,58	14,00	1146	4,04	600,39
23-Jul-97	18397	3,51	522,76	23,10	4881	0,47	580,54	20,55	2655	2,44	543,12
24-Jul-97	18497	7,27	1134,04	14,50	2974	0,68	724,36	17,45	1818	4,77	978,61
29-Jul-97	18697	2,80	637,42	17,40	1866	0,76	466,19	14,15	1131	2,03	572,80
30-Jul-97	18397	4,37	579,78	32,20	1984	0,91	470,38	21,30	371	3,82	562,55
11-Ago-97	18797	7,73	887,62	17,50	1664	0,89	642,52	16,30	306	6,67	849,55
11-Ago-97	19897	5,42	1065,95	22,15	2897	0,49	686,50	22,90	930	4,22	973,74
12-Ago-97	19897	5,03	609,40	24,10	1838	0,37	622,90	23,60	405	4,19	611,84
14-Ago-97	20297	2,60	1005,60	20,40	2784	1,01	557,20	15,90	448	2,38	943,45

TC-S15

TC-C6

Valores Ponderados
pela Massa

Data amostragem	Número desmonte	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC
18-Ago-97	20897	3,99	952,80	13,40	6961	0,48	532,06	19,00	2981	2,94	826,65
18-Ago-97	20497	5,22	1054,10	16,40	9238	0,55	521,47	14,43	5208	3,54	862,08
19-Ago-97	20497	2,39	582,40	19,15	3387	0,65	474,18	10,60	1520	1,85	548,88
20-Ago-97	20897	3,95	797,08	21,30	7520	0,54	528,50	15,90	2735	3,04	725,45
20-Ago-97	20897	5,14	968,20	27,10	2171	0,58	643,68	19,50	865	3,84	875,74
21-Ago-97	20797	2,72	528,32	23,90	3058	0,52	413,78	19,10	1122	2,13	497,58
21-Ago-97	21197	3,69	690,60	26,30	8268	0,56	482,00	15,10	6474	2,32	598,99
23-Ago-97	16397	3,20	630,12	21,45	2133	0,67	449,32	19,20	1034	2,37	571,09
25-Ago-97	21697	4,88	618,50	19,00	3794	0,87	527,70	16,50	1473	3,76	593,11
28-Ago-97	16397	3,09	484,00	30,60	1094	0,59	456,52	10,70	587	2,22	474,40
28-Ago-97	21997	3,97	616,95	19,90	1244	0,34	540,16	18,80	621	2,76	591,38
29-Ago-97	20697	8,23	878,58	22,40	3765	0,50	457,52	26,30	1426	6,11	762,91
03-Set-97	22497	6,25	1000,22	22,80	4224	0,62	499,47	17,70	1612	4,70	861,90
06-Set-97	22897	5,81	912,91	24,50	9638	0,47	563,32	19,05	3033	4,53	829,23
09-Set-97	16397	3,88	681,92	28,70	2570	0,68	450,80	14,90	1519	2,69	596,06
10-Set-97	22597	4,55	691,90	25,10	5176	0,72	436,47	21,43	3562	2,99	587,78
17-Set-97	24097	2,85	499,54	26,30	6034	0,73	387,38	13,00	3397	2,09	459,14
18-Set-97	22597	0,86	380,14	29,00	2221	0,39	367,28	12,60	1494	0,67	374,97
20-Set-97	24797	4,53	851,48	19,90	4335	0,38	449,44	23,90	2369	3,06	709,41
08-Out-97	26697	1,08	545,94	21,60	1691	0,55	398,70	16,50	1075	0,87	488,72
08-Out-97	26697	0,95	625,96	18,20	3255	0,35	478,52	15,00	1568	0,75	578,03
23-Out-97	27697	4,40	683,72	16,50	1264	1,14	426,70	21,00	584	3,37	602,50
20-Nov-97	28997	1,93	524,85	15,55	2636	0,69	419,10	8,97	1242	1,53	490,98
24-Nov-97	30897	2,58	471,60	18,25	3142,00	1,08	347,35	23,00	1313,00	2,14	434,98
25-Nov-97	31697	3,86	696,26	21,65	3702	0,53	385,37	17,45	2243	2,60	578,96
26-Nov-97	29497	5,84	782,49	18,33	6080	0,94	495,64	18,40	2634	4,36	695,79
27-Nov-97	30797	4,56	823,02	19,00	2630	0,52	589,34	19,10	385	4,04	793,18
27-Nov-97	30797	6,31	1222,67	18,10	1622	0,72	406,80	23,50	639	4,73	992,09
28-Nov-97	31097	2,20	608,26	12,15	1667	0,64	489,20	16,55	1044	1,60	562,41
28-Nov-97	32397	5,37	726,08	9,75	2140	1,10	402,80	26,10	560	4,48	659,03
02-Dez-97	31697	1,34	684,46	14,85	2230	0,57	497,34	13,08	1525	1,03	608,46
02-Dez-97	31097	4,30	632,63	15,05	1701	0,85	391,75	13,10	433	3,60	583,75
04-Dez-97	31097	4,48	700,56	15,45	2528	0,80	419,13	20,35	1243	3,27	607,79
06-Dez-97	30797	5,43	946,68	24,21	3383	0,58	413,16	22,85	1008	4,32	824,20
08-Dez-97	24897	6,54	932,81	24,65	2572	0,94	552,88	15,25	1373	4,59	800,58
10-Dez-97	24897	4,71	870,03	22,20	3827	0,65	613,99	18,60	799	4,01	825,81
29-Jan-98	798	4,82	694,51	16,45	5301	0,84	538,81	16,40	2482	3,55	644,86
29-Jan-98	798	3,68	710,10	19,45	3937	0,90	550,45	14,53	3179	2,44	638,78
02-Fev-98	32297	2,48	747,35	15,05	2194	0,40	539,89	4,75	703	1,98	697,01
06-Fev-98	33597	4,66	815,83	31,93	2295	0,47	582,30	14,95	590	3,80	768,07
12-Fev-98	1798	1,67	503,98	22,75	6173	0,40	410,71	19,56	4051	1,16	467,02
16-Fev-98	1698	2,11	565,44	23,70	3603	1,29	452,25	16,95	2515	1,77	518,91
20-Fev-98	1698	6,06	590,65	18,85	2187	0,85	594,43	14,55	1414	4,01	592,13
20-Fev-98	1898	5,60	1292,01	19,75	2627	0,51	497,23	22,00	894	4,30	1090,21
23-Fev-98	1898	8,12	1175,44	17,60	1600	0,46	561,53	18,20	157	7,44	1120,58
25-Fev-98	2398	4,53	860,32	19,65	3356	1,32	616,90	37,80	844	3,88	811,40
03-Mar-98	3398	2,65	681,20	22,85	7260	0,39	457,10	22,65	2591	2,05	622,26
04-Mar-98	3298	3,78	1127,95	24,35	8902	0,67	685,66	22,35	2644	3,07	1026,67
06-Mar-98	4398	3,85	808,12	23,98	3548	0,87	595,48	23,45	1263	3,07	752,29
06-Mar-98	4198	3,16	828,85	21,80	5142	0,55	606,29	20,70	2203	2,38	762,10
06-Mar-98	4398	3,92	858,29	23,60	5225	0,58	438,20	29,50	2587	2,81	719,17
07-Mar-98	4398	3,17	943,48	26,25	2056	0,56	428,06	32,35	394	2,75	860,59
10-Mar-98	4698	5,11	1056,93	18,53	6356	0,74	603,12	18,73	2269	3,96	937,54
10-Mar-98	4798	1,59	825,70	18,15	2173	0,22	596,42	14,20	799	1,22	764,06
11-Mar-98	4698	3,39	804,92	20,75	6049	0,90	611,40	11,30	2582	2,65	747,02
13-Mar-98	5298	6,41	1134,91	21,25	1323	0,44	721,26	20,75	787	4,18	980,62
16-Mar-98	5298	4,98	854,20	18,20	1818	0,36	552,25	15,08	504	3,98	788,66

TC-S15					TC-C6				Valores Ponderados pela Massa		
Data amostragem	Número desmonte	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC
19-Mar-98	5398	6,19	584,85	13,10	4369	0,96	463,51	24,28	2131	4,48	545,07
23-Mar-98	5698	7,57	1122,74	18,05	1620	0,95	656,96	20,20	483	6,05	1015,76
24-Mar-98	6098	6,01	1281,27	15,95	2646	0,44	636,63	19,55	1429	4,06	1055,21
24-Mar-98	6298	6,57	1091,69	20,55	2048	0,36	637,44	22,05	657	5,06	981,36
25-Mar-98	2398	5,49	974,30	23,70	1195	0,22	611,14	20,90	454	4,04	874,32
25-Mar-98	6298	6,88	849,90	19,45	1285	0,98	461,33	37,35	539	5,14	735,08
25-Mar-98	5398	4,66	650,54	15,20	2398	0,97	453,13	22,83	542	3,98	614,15
27-Mar-98	5698	4,49	794,86	25,35	2503	0,76	647,16	28,25	301	4,09	779,00
28-Mar-98	5698	6,29	839,14	19,00	1597	0,71	564,87	21,30	732	4,54	752,94
30-Mar-98	6698	4,73	851,36	17,06	5257	0,48	698,20	17,50	1525	3,78	816,92
30-Mar-98	6498	3,27	1100,29	20,68	2661	0,29	616,08	31,75	602	2,72	1010,96
01-Abr-98	7098	4,04	1014,62	19,33	3510	0,77	630,28	15,65	1094	3,26	923,29
02-Abr-98	6698	4,96	1213,40	16,55	2100	0,73	627,36	18,15	592	4,03	1084,52
02-Abr-98	7098	3,31	1003,72	23,50	3103	0,64	525,88	21,05	874	2,72	898,71
03-Abr-98	7098	6,44	984,32	17,40	3334	0,81	557,80	20,75	941	5,20	890,44
04-Abr-98	4998	3,76	606,82	11,00	5745	0,39	461,77	9,55	1621	3,02	574,90
04-Abr-98	7498	9,84	1104,07	20,50	2052	0,64	563,21	19,00	579	7,82	985,04
07-Abr-98	7998	3,08	1035,64	20,65	3610	0,54	483,50	23,55	1018	2,52	914,19
07-Abr-98	7698	8,67	1181,26	13,10	3088	0,96	646,55	17,50	872	6,97	1063,52
08-Abr-98	7698	6,71	963,88	22,40	2477	1,17	512,66	23,85	699	5,49	864,57
08-Abr-98	7998	4,38	864,80	19,45	3325	0,45	526,49	18,40	938	3,51	790,36
09-Abr-98	7698	2,15	873,81	16,90	7241	0,82	583,06	21,43	2042	1,86	809,85
10-Abr-98	7998	1,56	591,83	23,20	3161	0,52	608,68	22,00	892	1,33	595,54
13-Abr-98	7398	3,76	896,22	18,50	5081	0,38	517,09	34,40	1434	3,02	812,77
13-Abr-98	7898	1,92	853,17	28,85	2334	0,58	547,66	19,28	659	1,62	785,90
15-Abr-98	2398	4,77	842,17	18,95	1211	0,57	658,69	12,35	342	3,84	801,76
15-Abr-98	7698	5,38	776,24	23,08	3023	0,82	568,78	20,55	853	4,38	730,58
16-Abr-98	6698	3,06	871,85	25,65	2991	0,52	644,91	16,98	844	2,50	821,90
17-Abr-98	8598	4,67	832,38	22,05	2817	0,78	542,69	21,70	795	3,81	768,62
18-Abr-98	7898	1,99	901,09	26,95	4152	0,32	564,37	17,60	1170	1,62	827,06
18-Abr-98	8598	7,34	1008,40	11,20	8194	0,62	484,10	20,25	2311	5,86	893,06
18-Abr-98	8398	3,39	730,63	20,25	2282	0,56	514,01	20,55	643	2,77	683,01
20-Abr-98	8898	4,82	982,18	21,93	6735	0,61	553,88	21,38	1899	3,89	887,97
21-Abr-98	8898	7,03	944,11	17,70	3933	0,61	598,08	19,15	1109	5,62	868,00
21-Abr-98	8398	5,77	972,07	16,10	1835	0,89	593,68	21,35	517	4,70	888,89
22-Abr-98	8898	5,12	978,74	20,55	4913	0,89	716,50	23,25	1386	4,19	921,04
22-Abr-98	8398	3,54	849,71	16,55	2533	1,01	650,98	25,75	715	2,98	805,96
22-Abr-98	8998	1,00	626,20	23,30	3346	0,28	536,82	19,85	944	0,84	606,53
23-Abr-98	8998	3,31	983,71	17,48	5651	0,44	588,69	10,95	1593	2,68	896,84
23-Abr-98	8898	4,37	832,35	22,55	1564	1,04	685,24	20,65	440	3,64	800,05
27-Abr-98	6698	6,39	836,90	15,95	4232	0,97	527,79	13,45	3581	3,91	695,22
28-Abr-98	9498	3,58	1125,67	22,00	2310,00	0,55	622,83	16,35	651,00	2,91	1015,12
30-Abr-98	3098	3,60	965,48	23,80	1472	0,28	610,86	14,75	436	2,84	884,45
01-Mai-98	9798	3,05	864,93	23,65	343	0,60	537,90	17,80	143	2,33	768,70
06-Mai-98	3998	2,99	1265,80	20,80	3094	0,76	721,15	12,45	1085	2,41	1124,39
06-Mai-98	10498	4,55	985,06	20,23	4461	0,79	647,55	18,95	2362	3,25	868,22
07-Mai-98	3998	5,73	1127,16	17,80	2229	0,59	756,67	17,30	736	4,45	1035,19
09-Mai-98	3998	8,39	1184,87	18,15	2471	0,45	644,94	22,30	728	6,58	1062,00
11-Mai-98	3998	6,01	1018,46	37,60	2656	0,68	621,60	23,80	1232	4,32	892,71
12-Mai-98	10698	3,51	1013,24	21,25	3856	0,96	402,44	30,70	1824	2,69	817,10
04-Jun-98	12798	1,78	547,44	20,15	2580	0,48	567,98	10,15	1101	1,39	553,58
04-Jun-98	8698	1,10	588,99	27,85	4840	0,18	556,44	11,55	1716	0,86	580,47
05-Jun-98	12798	3,24	697,75	23,60	3134	0,43	510,56	13,20	1140	2,49	647,82
05-Jun-98	8698	1,62	421,08	34,70	2350	0,14	562,15	12,80	757	1,26	455,45
22-Jun-98	13998	3,91	666,50	24,10	2933	0,62	489,04	16,15	1260	2,92	613,17
23-Jun-98	13998	1,63	478,89	20,15	1526	0,32	570,42	17,15	620	1,25	505,33
23-Jun-98	11298	4,94	652,58	13,75	2239	0,66	631,46	18,25	657	3,97	647,79

TC-S15					TC-C6			Valores Ponderados pela Massa			
Data amostragem	Número desmonte	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC	PÓ	Massa (t)	Teor (%)	IC
25-Jun-98	13798	5,87	1093,72	19,65	5048	0,56	630,96	16,20	1252	4,81	1001,75
25-Jun-98	13998	1,15	753,00	15,80	1862	0,42	493,38	15,15	767	0,94	677,26
26-Jun-98	13998	5,97	857,71	24,80	1150	0,70	663,17	22,15	401	4,61	807,41
27-Jun-98	11198	5,41	778,68	15,80	2704	0,59	611,77	11,20	1283	3,86	724,97
27-Jun-98	11298	5,07	804,96	15,85	2643	0,39	559,75	9,90	1291	3,53	724,49
27-Jun-98	14998	6,37	1400,80	15,75	1248	0,62	433,68	21,88	480	4,77	1132,16
29-Jun-98	14998	4,23	882,33	13,85	2441	0,46	672,24	9,60	343	3,77	856,45
29-Jun-98	14998	6,92	1271,88	16,10	2023	0,41	602,59	12,40	431	5,78	1154,33
29-Jun-98	11198	3,51	823,68	13,95	2304	0,69	665,54	12,30	630	2,90	789,72
30-Jun-98	14998	3,49	914,43	16,63	2971	0,33	645,76	11,30	577	2,97	870,73
30-Jun-98	12098	2,93	943,55	19,29	1526	0,46	575,79	9,20	816	2,07	815,41
01-Jul-98	14998	6,89	1259,08	17,10	3234	0,26	971,73	8,10	348	6,25	1231,16
01-Jul-98	13298	1,82	532,64	17,55	1515	0,50	748,68	17,45	493	1,50	585,68
01-Jul-98	15098	5,36	984,82	15,15	3746	0,60	619,11	20,85	575	4,73	936,15
01-Jul-98	14998	4,38	1089,59	15,55	4462	0,43	716,82	14,48	770	3,79	1034,73
02-Jul-98	14998	5,08	984,79	15,35	3996	0,61	643,78	13,73	866	4,28	924,05
03-Jul-98	15098	5,13	781,18	15,00	2772	0,67	731,33	14,95	357	4,62	775,49
04-Jul-98	14098	2,18	794,86	14,80	2603	0,43	613,27	12,05	1834	1,46	719,80
06-Jul-98	14098	1,78	763,53	19,45	2572	0,26	584,32	11,00	1515	1,22	697,10
06-Jul-98	15098	4,79	979,69	14,75	3970	0,57	530,36	12,08	2242	3,27	817,52
07-Jul-98	14098	1,49	617,32	18,70	3719	0,27	448,32	26,35	1565	1,13	567,27
07-Jul-98	15098	1,98	646,05	14,60	1781	0,43	486,11	12,30	688	1,55	601,48
08-Jul-98	14098	2,68	516,76	18,80	4810	0,54	561,36	19,05	1861	2,08	529,20
08-Jul-98	14098	3,02	578,97	21,55	4780	0,48	498,69	11,75	2642	2,12	550,39
08-Jul-98	15098	3,20	567,61	21,75	1637	0,72	566,90	18,30	433	2,68	567,46
09-Jul-98	16098	1,53	598,03	11,05	6039	0,45	488,88	10,23	2527	1,21	565,83
11-Jul-98	16098	1,65	597,87	14,18	9534	0,24	543,74	11,30	3885	1,24	582,20
13-Jul-98	33397	2,59	551,10	14,05	2558	0,61	452,65	12,45	1131	1,98	520,92
13-Jul-98	14098	2,39	699,51	21,45	1387	0,38	834,76	18,94	586	1,79	739,68
14-Jul-98	12098	2,49	812,49	15,78	2685	0,65	561,89	10,15	1199	1,92	735,13
14-Jul-98	33397	3,15	768,13	18,75	2509	0,41	485,60	10,30	763	2,51	702,25
15-Jul-98	16698	7,62	1250,93	17,95	3257	0,60	649,79	8,30	1520	5,38	1059,65
15-Jul-98	12098	2,40	768,07	19,68	4584	0,74	463,81	7,97	1754	1,94	683,87
15-Jul-98	12998	2,20	704,25	18,40	3646	0,26	456,32	11,10	1850	1,55	620,79
16-Jul-98	16698	2,00	1043,83	15,45	1752	0,59	553,72	13,60	523	1,68	931,16
16-Jul-98	12998	6,58	757,80	17,10	1613	0,75	500,48	15,35	820	4,61	671,07
17-Jul-98	11798	3,53	933,89	21,90	5016	0,54	421,91	30,80	2438	2,55	766,43
17-Jul-98	11798	2,84	898,02	20,65	1268	0,93	777,76	25,45	672	2,18	856,36
22-Jul-98	16498	2,04	632,56	26,40	1531	0,46	464,10	15,45	524	1,64	589,60
23-Jul-98	16498	2,91	1310,82	14,40	2154	0,47	570,90	18,40	1083	2,09	1063,27
24-Jul-98	14498	4,48	878,66	22,25	4013	0,56	542,13	11,43	1979	3,19	767,51
28-Jul-98	16498	1,78	827,62	16,20	2095	0,56	623,23	19,65	1197	1,33	753,30
30-Jul-98	16498	3,06	742,18	18,10	3930	0,52	585,91	16,45	1969	2,21	690,02
31-Jul-98	12498	6,24	1118,63	15,60	3051	0,48	732,58	17,65	1091	4,72	1016,94
31-Jul-98	15998	3,12	657,32	21,48	2518	0,54	521,15	15,30	1415	2,19	608,33
31-Jul-98	12498	2,63	1030,31	21,25	3438	0,65	549,59	14,35	991	2,19	922,75
01-Ago-98	15998	3,52	712,90	21,05	2748	0,55	484,62	13,50	1465	2,49	633,52
01-Ago-98	12498	4,13	1025,50	24,60	1315	0,25	622,32	12,65	693	2,79	886,35
03-Ago-98	12498	4,45	947,60	26,85	4454	0,41	693,39	10,40	1884	3,25	872,03
05-Ago-98	15998	4,13	986,46	19,08	5415	0,39	519,22	11,05	2826	2,85	826,24
06-Ago-98	15998	3,53	853,51	15,55	4269	0,51	596,40	16,38	1353	2,80	791,63
07-Ago-98	12798	1,48	515,43	17,75	2338	0,36	480,29	12,30	968	1,15	505,14
08-Ago-98	16498	2,05	1127,30	12,70	2049	0,34	560,54	13,05	570	1,68	1003,95
08-Ago-98	19298	1,66	1102,51	18,35	3079	0,53	662,58	13,65	681	1,46	1022,83
08-Ago-98	19298	4,13	1095,03	7,83	2486	0,58	649,79	10,60	707	3,34	996,44

(*) Os valores ponderados foram calculados considerando-se que 35 % da massa em TC-C6 e 65 % em TC-S15.