

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
Escola de Engenharia  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de  
Materiais - PPGEM

Uso de Métodos Geoestatísticos no Auxílio à Modelagem Geológica

Fabricio Souza de Souza

Dissertação para obtenção do título de Mestre  
em Engenharia

Porto Alegre  
2007

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
Escola de Engenharia  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de  
Materiais - PPGEM

Uso de Métodos Geoestatísticos no Auxílio à Modelagem Geológica

Fabricio Souza de Souza  
Engenheiro de Minas

Trabalho realizado no Departamento de Engenharia de Minas da Escola de Engenharia da UFRGS, dentro do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais - PPGEM, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia.

Área de Concentração: Tecnologia Mineral/Metalurgia Extrativa

Porto Alegre  
2007

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Engenharia, área de concentração em Tecnologia Mineral/Metalurgia Extrativa e aprovada em sua forma final, pelo Orientador e pela Banca Examinadora do Curso de Pós-Graduação.

Orientador: Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Albano Antonio da Silva Leite

Prof. Dr. André Cezar Zingano

Prof. Dr. Paulo Salvadoretti

Prof. Dr. Carlos Pérez Bergmann  
Coordenador do PPGEM

Dedico aos meus pais Antônio Rodrigues de Souza (em memória) e Amélia Souza de Souza.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Professor Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa, pela orientação, dedicação e apoio oferecidos, além de todas as oportunidades de aprendizado prático.

À Companhia Vale do Rio Doce, em especial o Geólogo Marcelo Vidigal, por fornecer os dados e todo o suporte necessários para realização deste trabalho.

A todos os colegas do Laboratório de Pesquisa Mineral e Planejamento Mineiro, desde bolsistas de iniciação científica a doutorandos, sempre prontos para ajudar. Em especial a Sandro, Leandro, Luis Eduardo, Fernando, Paul, Elói, Sérgio Klein, Mário, Henrique, Keli, Simone, Vanessa, Daiane e Maria, pela amizade e companheirismo.

Ao Edgar Mario Muller, cujo auxílio foi fundamental para conclusão deste trabalho.

Ao Vinícius Portela, por estar sempre pronto para resolver os problemas administrativos.

À CAPES pela bolsa fornecida e ao PPGEM e seus funcionários e professores, pelo esforço e dedicação em prol dos alunos.

Em especial à minha noiva Karime, que sempre esteve ao meu lado, dando apoio e incentivo para que eu concluísse esta dissertação.

## SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	III
LISTA DE TABELAS.....	IX
LISTA DE SÍMBOLOS.....	X
LISTA DE ABREVIATURAS.....	XI
RESUMO.....	XII
ABSTRACT.....	XIV
<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1 ABORDAGEM DOS INDICADORES.....	3
1.1.1 Krigagem dos indicadores.....	3
1.1.2 Simulação sequencial dos indicadores.....	6
1.2 ESTUDO DE CASO.....	7
1.3 META.....	7
1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	8
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	8
<b>2 MODELAGEM DO DEPÓSITO MINERAL.....</b>	<b>10</b>
2.1 NECESSIDADE DE CONHECIMENTO.....	10
2.2 AVALIAÇÃO DE RESERVAS.....	12
2.3 MODELAGEM INICIAL.....	15
2.3.1 Geometria de um depósito.....	15
2.3.1.1 Método das Seções Paralelas.....	15
2.3.1.2 Método das Operações de Ajuste.....	21
2.3.1.3 Método dos Horizontes.....	23
2.3.2 Erros na modelagem geológica.....	28
<b>3 DEPÓSITO DE FERRO - MINA CONCEIÇÃO.....</b>	<b>31</b>
3.1 ESTUDO DE CASO.....	31
3.1.1 Geologia da Mina Conceição.....	31
3.1.1.1 Sequência geológica.....	31
3.1.1.2 Feição estrutural.....	32
3.1.2 Banco de dados.....	33
3.2 ABORDAGEM DOS INDICADORES.....	35
3.3 SEÇÕES GEOLÓGICAS.....	39
<b>4 KRIGAGEM DOS INDICADORES.....</b>	<b>49</b>
4.1 MODELAMENTO VARIOGRÁFICO.....	49
4.1.1 Variografia dos dados.....	52
4.1.2 Varredura do espaço.....	55
4.2 KRIGAGEM DOS INDICADORES.....	60
4.2.1 <i>Grid</i> de krigagem.....	62
4.2.2 Estratégia de busca.....	64

4.2.3 Resultados da krigagem dos indicadores.....	67
5 SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES.....	90
5.1 METODOLOGIA.....	90
5.2 APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES .....	91
5.2.1 Transformação dos valores estimados.....	95
5.2.2 Distribuição de probabilidade.....	99
6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	117
6.1 KRIGAGEM DOS INDICADORES .....	117
6.2 SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES .....	118
6.3 ADIÇÃO DE DADOS INTERPRETADOS .....	121
6.4 COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS.....	122
7 CONCLUSÕES .....	131
7.1 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS .....	131
7.2 METAS E OBJETIVOS ALCANÇADOS .....	132
7.3 PROPOSTA PARA ESTUDOS FUTUROS.....	134
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	135

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 2.1</b> – (A) Seções verticais em sondagem de malha irregular; (B) Seções verticais em sondagem de malha regular (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 9). .....	17
<b>Figura 2.2</b> – (A) Zonas minerais interpretadas; (B) Zonas minerais reais (NOBLE, 1992 – Figura 5.6.1).....	18
<b>Figura 2.3</b> – Interpretação com poucas sondagens(SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6). .....	19
<b>Figura 2.4</b> – Interpretação com mais sondagens e dados de subsolo(SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6).....	20
<b>Figura 2.5</b> – Interpretação com sondagens detalhadas em superfície e subsolo (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6). .....	20
<b>Figura 2.6</b> – (A) Superfícies correspondentes a cada contato entre litologias; (B) Sólidos gerados pela extrusão vertical das superfícies (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2A e 2B).....	22
<b>Figura 2.7</b> – Sequência das operações de ajuste para cada sólido (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2C). .....	22
<b>Figura 2.8</b> – Modelo final (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2D). .....	23
<b>Figura 2.9</b> - Identificação dos horizontes em cada contato nos furos de sonda (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 3A). .....	25
<b>Figura 2.10</b> - Perfil dos sólidos gerados pelas superfícies correspondentes aos horizontes (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 3B). .....	26
<b>Figura 2.11</b> – Vista 3D de um sólido gerado pela extrusão de uma superfície (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 5). .....	27
<b>Figura 2.12</b> – A) Seções verticais interpretadas a partir dos dados de sondagem. B) Identificação dos horizontes em cada contato interpretado (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 6D e 7). .....	28
<b>Figura 3.1</b> – Mapa geológico da mina Conceição (DNPM e CVRD, 1986 – Capítulo II, Figura 6).....	32
<b>Figura 3.2</b> – Mapa de localização dos furos de sondagem.....	34
<b>Figura 3.3</b> – Distribuição vertical dos furos de sondagem. ....	34
<b>Figura 3.4</b> – Agrupamentos e simbologia aplicada aos três bancos de dados.....	37
<b>Figura 3.5</b> – Gráfico comparativo das proporções dos litotipos em cada banco de dados. ....	38

<b>Figura 3.6</b> – Visualização em planta das 26 seções verticais junto com os furos de sondagem. ....	39
<b>Figura 3.7</b> – Seção vertical 6 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE. ....	40
<b>Figura 3.8</b> – Seção vertical 10 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE. ....	40
<b>Figura 3.9</b> – Seção vertical 14 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE. ....	41
<b>Figura 3.10</b> – Seção vertical 18 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE. ....	41
<b>Figura 3.11</b> – Seção vertical 22 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE. ....	42
<b>Figura 3.12</b> – Visão de perspectiva tridimensional da localização espacial das seções verticais interpretadas (seções 6, 10, 14, 18 e 22). ....	43
<b>Figura 3.13</b> – Visualização em planta da localização das 5 seções, com relação aos furos de sondagem. ....	45
<b>Figura 3.14</b> – Visualização em planta da localização das 9 seções, com relação aos furos de sondagem. ....	46
<b>Figura 3.15</b> – Visualização em planta da localização das 13 seções, com relação aos furos de sondagem. ....	46
<b>Figura 3.16</b> – Gráfico demonstrativo das proporções dos indicadores em cada um dos quatro bancos de dados. ....	47
<b>Figura 4.1</b> – Estrutura de um variograma experimental. Onde: $\gamma(h)$ = variância dos pares de dados separados pela distância $h$ ; $h$ = distância entre os dados que formam um par; $C_0$ = efeito pepita; $C$ = variância dos dados. ....	50
<b>Figura 4.2</b> – Seção vertical mostrando em corte as porções norte e sul. ....	53
<b>Figura 4.3</b> – Vista em planta dos furos de sondagem, mostrando a divisão dos dados em Setor Norte e Setor Sul. ....	54
<b>Figura 4.4</b> – Planos de rotação: <b>a)</b> plano horizontal; <b>b)</b> plano vertical; <b>c)</b> plano ortogonal ao vetor de maior alcance (Figuras extraídas do programa Isatis). ....	57
<b>Figura 4.5</b> – Vetores representando as direções dos semi-variogramas para os setores norte e sul (Figuras extraídas do programa Isatis). ....	58
<b>Figura 4.6</b> – Ajustes variográficos para as três direções do Setor Norte (Figuras geradas no programa Isatis). ....	59
<b>Figura 4.7</b> – Ajustes variográficos para as três direções do Setor Sul (Figuras geradas no programa Isatis). ....	59

<b>Figura 4.8</b> – Modelo reduzido do <i>grid</i> .	63
<b>Figura 4.9</b> – Posicionamento horizontal do <i>grid</i> (área em vermelho) em relação aos dados.	64
<b>Figura 4.10</b> – Modelo de elipsóide de busca com seus três eixos principais (U', V' e W').	65
<b>Figura 4.11</b> – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores estimados pela krigagem dos indicadores para cada um desses bancos (a direita).	69
<b>Figura 4.12</b> – Mapa de localização dos furos de sondagem, mostrando a zona de influência dos dados até onde permite-se extrapolação.	70
<b>Figura 4.13</b> – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores estimados pela krigagem dos indicadores contidos na região dos dados (a direita).	70
<b>Figura 4.14</b> – Histograma de freqüência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados FUIROS.	72
<b>Figura 4.15</b> – Histograma de freqüência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 5SE.	72
<b>Figura 4.16</b> – Histograma de freqüência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 9SE.	73
<b>Figura 4.17</b> – Histograma de freqüência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 13SE.	73
<b>Figura 4.18</b> – Histogramas de freqüência para os nós de <i>grid</i> com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%), estimadas pela krigagem dos indicadores a partir dos bancos de dados FUIROS (a esquerda) e 5SE (a direita).	75
<b>Figura 4.19</b> – Histogramas de freqüência para os nós de <i>grid</i> com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%), estimadas pela krigagem dos indicadores a partir dos bancos de dados 9SE (a esquerda) e 13SE (a direita).	75
<b>Figura 4.20</b> – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS.	77
<b>Figura 4.21</b> – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.	78
<b>Figura 4.22</b> – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.	78
<b>Figura 4.23</b> – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.	79
<b>Figura 4.24</b> – Vista em planta do alinhamento AB (linha vermelha) correspondente aos perfis verticais.	79

- Figura 4.25** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS. .... 80
- Figura 4.26** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 5SE. .... 80
- Figura 4.27** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 9SE. .... 81
- Figura 4.28** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 13SE. .... 81
- Figura 4.29** – Representação das seções geológicas, com as duas seções escolhidas como modelo de comparação destacadas em vermelho. .... 83
- Figura 4.30**– Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados FUIROS. .... 84
- Figura 4.31** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 5SE. .... 85
- Figura 4.32** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 9SE. .... 85
- Figura 4.33** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 13SE. .... 86
- Figura 4.34** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados FUIROS. .... 86
- Figura 4.35** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 5SE. .... 87
- Figura 4.36** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 9SE. .... 87
- Figura 4.37** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 13SE. .... 88
- Figura 4.38** – Gráfico de distribuição das proporções das classes de probabilidade acima de 50%. .... 89
- Figura 5.1** – Mapa de simulação sequencial dos indicadores, em seção horizontal representando o nível 26 do *grid*, para as realizações de n.º a) 25; b) 43; c) 71 e d) 92. .... 94
- Figura 5.2** – Gráfico de proporções para os indicador 0 e 1 em cada uma das quatro realizações selecionadas. .... 94
- Figura 5.3** – Mapa de localização dos furos de sondagem, mostrando a zona de influência dos dados. .... 98

- Figura 5.4** – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores de probabilidade ( $\geq 50\%$ , categoria 1;  $< 50\%$ , categoria 0) obtidos pela simulação sequencial dos indicadores contidos na região dos dados (a direita)..... 98
- Figura 5.5** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS..... 100
- Figura 5.6** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE..... 100
- Figura 5.7** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE..... 101
- Figura 5.8** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE. .... 101
- Figura 5.9** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%) gerados pela simulação sequencial dos indicadores a partir dos bancos de dados FUIROS (a esquerda) e 5SE (a direita)..... 103
- Figura 5.10** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%) gerados pela simulação sequencial dos indicadores a partir dos bancos de dados 9SE (a esquerda) e 13SE (a direita)..... 103
- Figura 5.11** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS. .... 105
- Figura 5.12** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE. .... 105
- Figura 5.13** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE. .... 106
- Figura 5.14** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE..... 106
- Figura 5.15** – Vista em planta do alinhamento AB (linha vermelha) correspondente aos perfis verticais..... 107
- Figura 5.16** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS. .... 107
- Figura 5.17** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE. .... 108
- Figura 5.18** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE. .... 108
- Figura 5.19** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE..... 108

- Figura 5.20** – Vista superior das seções geológicas, com as duas seções escolhidas para comparação destacadas em vermelho. .... 110
- Figura 5.21**– Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados FUIROS. .. 111
- Figura 5.22** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 5SE..... 111
- Figura 5.23** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 9SE..... 112
- Figura 5.24** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 13SE..... 112
- Figura 5.25** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados FUIROS. .. 113
- Figura 5.26** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 5SE..... 113
- Figura 5.27** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 9SE..... 114
- Figura 5.28** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 13SE..... 114
- Figura 5.29** – Gráfico de distribuição das proporções das classes de probabilidade acima de 50%. .... 116
- Figura 6.1** – Gráfico comparativo para as curvas volume/probabilidade dos valores estimados e simulados para os corpos de hematita a partir do banco de dados FUIROS. .... 124
- Figura 6.2** - Gráficos de correlação para as probabilidades estimadas por krigagem dos indicadores e por simulação dos indicadores em cada bloco, utilizando os dados a)FUIROS e; b)5SE. .... 126
- Figura 6.3** - Gráficos de correlação para as probabilidades estimadas por krigagem dos indicadores e por simulação dos indicadores em cada bloco, utilizando os dados a)9SE e; b)13SE. .... 126
- Figura 6.4** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir dos dados de sondagem..... 128
- Figura 6.5** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir do *grid* krigado. .... 128
- Figura 6.6** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir do *grid* simulado. .... 128

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 3.1:</b> Distribuição percentual de cada litologia no banco de dados. ....	35
<b>Tabela 3.2:</b> Conjuntos de seções e suas respectivas seções verticais. ....	45
<b>Tabela 4.1:</b> Distribuição dos dados para os setores Norte e Sul. ....	54
<b>Tabela 4.2:</b> Parâmetros de ajuste variográfico para o Setor Norte. ....	60
<b>Tabela 4.3:</b> Parâmetros de ajuste variográfico para o Setor Sul. ....	60
<b>Tabela 4.4:</b> Definições do <i>grid</i> de pontos utilizado na krigagem dos indicadores. ....	64
<b>Tabela 4.5:</b> Parâmetros de busca para os setores norte e sul, e os parâmetros de restrição de dados dentro do elipsóide. ....	67
<b>Tabela 4.6:</b> N.º de pontos estimados e distribuição das proporções, para os resultados das krigagens dos bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE. ....	68
<b>Tabela 5.1:</b> Parâmetros de busca para os setores norte e sul, e os parâmetros de restrição de dados dentro do elipsóide. ....	92
<b>Tabela 5.2:</b> Número de pontos simulados e distribuição das proporções, para os resultados das simulações dos bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE. ....	97
<b>Tabela 6.1:</b> Proporção dos indicadores 0 e 1 para os dados de entrada, estimados e simulados. ....	123
<b>Tabela 6.2:</b> Volumes dos modelos sólidos correspondentes ao corpo principal, derivado da interpretação dos dados de sondagem, dos <i>grids</i> krigados e dos modelos simulados. ....	129

## LISTA DE SÍMBOLOS

%	-	Porcentagem
$\Delta h$	-	intervalo de distância $h$
$a$	-	alcance do variograma
$C$	-	covariância máxima dos dados
$C_0$	-	efeito pepita
E	-	Leste
$\gamma(h)$	-	variância dos pares dados separados pela distância $h$
$h$	-	distância entre os dados que formam um par
m	-	Metro
N	-	Norte
$n$	-	número de pares encontrados para cada distância $h$
n°.	-	Número
NE	-	Nordeste
NW	-	Noroeste
°	-	Grau
S	-	Sul
SW	-	Sudoeste
U	-	vetor de maior alcance do semi-variograma
V	-	vetor de alcance intermediário do semi-variograma
$v(i)$	-	valor do dado na posição $i$
W	-	Oeste
W	-	vetor de menor alcance do semi-variograma
X	-	eixo horizontal correspondente à direção Leste-Oeste
XoY	-	plano horizontal formado pelos eixos X e Y
Y	-	eixo horizontal correspondente à direção Norte-Sul
Z	-	eixo vertical
$\Sigma$	-	Somatório

## LISTA DE ABREVIATURAS

5SE	- dados de sondagem + dados de cinco seções interpretadas
9SE	- dados de sondagem + dados de nove seções interpretadas
13SE	- dados de sondagem + dados de treze seções interpretadas
CAD	- <i>Computer Aided Design</i>
CAM	- <i>Computer Aided Manufacturing</i>
CG	- Canga
CVRD	- Companhia Vale do Rio Doce
DNPM	- Departamento Nacional de Produção Mineral
EUA	- Estados Unidos da América
FUROS	- dados de sondagem
HC	- hematita compacta
HCT	- hematita contaminada
HE	- Hematita
HF	- hematita friável
HP	- hematita pulverulenta
IC	- itabirito compacto
ICT	- itabirito contaminado
IF	- itabirito friável
IH	- itabirito + hematita
IND.	- Indicador
IQD	- inverso do quadrado da distância
IT	- Itabirito
LTDA	- Limitada
m.a.	- milhões de anos
M.m <sup>3</sup>	- milhões de metros cúbicos
OT	- material estéril
PROB.	- Probabilidade
S.A.	- sociedade anônima

## RESUMO

Na fase inicial de um empreendimento mineiro, várias sondagens são realizadas, mas devido ao elevado custo de uma campanha de sondagem, normalmente não se executa em uma só fase toda a pesquisa com detalhamento. Entretanto, faz-se necessária a aquisição mínima de dados, de modo a prover subsídios para a construção de um modelo geológico inicial do corpo mineral. Tradicionalmente, o primeiro tratamento desses dados é feito de forma manual (uso de um software ou de uma prancheta de desenho) onde, de posse dos furos de sondagem, são geradas seções verticais e horizontais, baseadas nas interpretações geológicas das evidências de campo, das sondagens e de comparações com depósitos geneticamente semelhantes. A união espacial dessas seções irá resultar num modelo tridimensional do corpo mineral. Esta metodologia está em vigor há várias décadas e é padrão na indústria mineral.

A proposta deste trabalho é analisar o uso de métodos geoestatísticos probabilísticos na construção de um modelo prévio do corpo mineral, servindo de ferramenta auxiliar tanto na modelagem geológica quanto no planejamento de futuras campanhas de sondagem, que visem detalhar os corpos mineralizados. Como o objetivo é delimitar corpos geométricos (por exemplo, os litotipos), foram escolhidos dois métodos que utilizam variáveis categóricas. Os dados utilizados provêm das sondagens de um depósito de minério de ferro. Para a utilização da variável categórica, cada amostra recebeu o valor indicador zero ou um (abordagem dos indicadores). Como o litotipo de interesse é o hematítico, todas as amostras de hematítico, receberam o indicador um, sendo o indicador zero atribuído aos demais litotipos. Através das técnicas de krigagem de indicadores e simulação sequencial de

indicadores, foram gerados mapas de probabilidade, onde essas probabilidades representam a expectativa de um determinado ponto no espaço pertencer ao litotipo hematítico.

O método de krigagem gera um modelo onde cada ponto recebe diretamente um valor numérico entre zero e um, representando a probabilidade deste bloco conter hematita. Já a simulação, gera um número definido de realizações, onde cada uma representa um cenário diferente, resultante de variações randômicas no cálculo das probabilidades. No entanto, diferentemente da krigagem, a simulação preenche o modelo apenas com os indicadores zero ou um, e não com uma distribuição contínua de probabilidades. Assim, a probabilidade em cada ponto do modelo, é obtida analisando-se para cada ponto, a frequência com que ele recebe o indicador zero ou um, no conjunto de realizações. Como incremento aos métodos geoestatísticos, foram avaliados os efeitos da adição de dados previamente interpretados, propiciando maior condicionamento dos processos de krigagem e simulação.

Os resultados obtidos nos dois métodos mostraram-se satisfatórios quando comparados com as seções geológicas interpretadas diretamente dos furos de sondagem, gerando um modelo espacial bastante aproximado do corpo de hematita, onde toda a envoltória é definida respeitando a distribuição espacial dos litotipos. Ambos os métodos mostraram-se eficientes para auxiliar na modelagem geológica e planejamento de pesquisa.

## ABSTRACT

In the initial phase of a mining exploration, several drilling campaigns are made. Due to the high cost of a survey campaign, usually is not practiced an exploration with a high detail level. However, it is necessary the minimum acquisition of data, in way to provide subsidies for the construction of an initial geological model of the ore body. Traditionally, the first treatment of these data is made in a hand made way (independently of using a software or a drawing board) where, using the data of the drilling holes, vertical and horizontal sections are generated, based on the geological interpretations of the field evidences, of the drilling campaigns and of comparisons with similar deposits. The spatial joining of these sections will result in a three-dimensional model of the mineral body.

The proposal this work is to analyze the use of geostatistics methods in the construction of a previous model of the ore body, serving as auxiliar tool in the geological modeling, and in the planning of future drilling campaigns, to detail the mineralized bodies. Since the aim is to determine the limit of the lithotypes, two methods that use categorical variables were chosen. The data are surveys from an iron ore deposit. To use the categorical variable, each sample received the indicator value zero or one (indicator approach). Since the lithotype of interest is the hematite, all of the hematite samples, received the indicator one, and the others received the indicator zero. Through the techniques of indicator kriging and sequential indicator simulation, maps of probability were generated, where those probabilities represent the expectation of a certain point in the space to belong to the lithotype hematite.

The kriging method generates a model where each point receives a numeric value between zero and one, which they are representing the probability of this block to contain hematite. The simulation generates a defined number of realizations, where each one represents a different scenery, resulting from random variations in the calculation of the probabilities. However, differently of the kriging, the simulation fills out the model only with the indicators zero or one, not with a continuous distribution of probabilities. This way, the probability in each point of the model, it is obtained by analyzing the frequency with that it receives the indicator one, in the group of realizations. As increment to the geostatistic methods, the effects of the addition of previously interpreted data were evaluated, propitiating larger conditioning for the kriging and simulation processes.

The results obtained with these two methods were shown satisfactory when compared with the geological sections, interpreted directly from the drill holes, generating a quite approximate three-dimension model of the hematite body, where the whole envoltory is defined respecting the spatial distribution of the lithotypes. Both methods were shown efficient to aid in the geological modeling and research planning.

## 1 INTRODUÇÃO

A viabilidade técnica e econômica de um empreendimento mineiro está toda fundamentada no conhecimento geológico do corpo mineral. Tal conhecimento é construído ao longo de campanhas exploratórias. Muitas vezes, devido ao elevado custo de uma campanha de sondagem, não se inicia uma pesquisa com um alto nível de detalhamento. Desta maneira, as primeiras sondagens possuem pouco detalhamento de informação, mas o necessário para a construção de um modelo geológico inicial do corpo mineral. Esse modelo fornecerá uma prévia do corpo mineral, servindo como um guia no planejamento de futuras campanhas de sondagens mais detalhadas, destinadas ao mapeamento refinado dos contatos da mineralização.

O tratamento mais usual para essas informações, oriundas das primeiras campanhas de sondagem, é a interpretação geológica. Esta interpretação geológica geralmente é feita de forma manual, por meio de um software de modelagem ou mesmo uma prancheta de desenho, onde, de posse dos furos de sondagem, com as interpretações geológicas das evidências de campo, e de comparações com depósitos geneticamente semelhantes são geradas seções verticais e horizontais delineando a mineralização e rochas encaixantes. A união espacial dessas seções irá resultar num modelo tridimensional do corpo mineral.

No caso de depósitos sedimentares ou com uma estratificação bem definida, a elaboração destas seções é um processo que pode ser simples. Entretanto, quando se trata de um depósito com uma complexidade genética, esta modelagem torna-se mais trabalhosa, visto que, os contatos mineralizados não são tão regulares e contínuos.

A modelagem envolve a estimativa das posições dos contatos geológicos em diversos pontos no espaço, nos locais onde não se possui dados amostrais. Assim, uma alternativa matemática para o processo de modelagem dito manual, seria a aplicação de geoestatística para estimar valores em tais pontos.

A geoestatística calcula estimativas dentro de um contexto regido por um fenômeno natural com distribuição no espaço e, desse modo, supõe que os valores das variáveis, consideradas como regionalizadas, sejam espacialmente correlacionados. Devido a essa característica, a geoestatística tem tido grande aplicação, principalmente para efetuar estimativas e/ou simulações de variáveis em locais não amostrados. De uma forma geral, a geoestatística procura extrair, de uma aparente aleatoriedade dos dados coletados, as características estruturais probabilísticas do fenômeno regionalizado, ou seja, uma função de correlação entre os valores situados numa determinada vizinhança e direção no espaço amostrado (LANDIM e STURARO, 2002).

A exemplo de outras áreas, o uso de métodos geoestatísticos probabilísticos pode ser de grande valia como ferramenta auxiliar na construção das seções e do modelo geológico. Ao longo dos anos, vários métodos geoestatísticos vêm sendo desenvolvidos e estudados em diferentes aplicações na busca de estimativas cada vez mais confiáveis (GOOVAERTS, 1997; CHILÈS AND DELFINER, 1999; OLEA, 1999; DEUTSCH, 2002). Para a modelagem de litologias, por serem variáveis categóricas, os métodos que utilizam o conceito de indicadores são uma alternativa apropriada. O conceito de indicadores já é amplamente utilizado na modelagem de litofácies, principalmente em depósitos sedimentares (DEUTSCH, 2002).

## **1.1 ABORDAGEM DOS INDICADORES**

A idéia da abordagem dos indicadores é codificar todos os dados (diversos litotipos) em um mesmo formato, neste caso, valores de probabilidade (DEUTSCH, 2002). Os dados representam as litologias do depósito, assim, a variável de interesse é tratada como uma variável categórica e não contínua, como seria no caso dos dados de teores. A variável conterà tantas categorias quantos forem os litotipos que se deseja modelar. Cada amostra, no banco de dados, recebe um valor indicador da probabilidade de ela pertencer a cada categoria ou litotipo. Como os dados são fruto de interpretação geológica, à qual, inicialmente se confere uma certeza absoluta, ou seja, 100 % de probabilidade da amostra pertencer a um determinado litotipo, os indicadores recebem o valor um para a categoria do litotipo que se está modelando e zero para os demais litotipos.

O objetivo da abordagem de indicadores, para variáveis categóricas, é estimar diretamente a distribuição da probabilidade local de cada litotipo. A distribuição de probabilidades consiste em calcular as probabilidades que cada local do depósito possui em pertencer a cada uma destas categorias (que representam cada litotipo).

### **1.1.1 Krigagem dos indicadores**

A krigagem dos indicadores foi proposta por JOURNEL (1982, 1983), sendo uma técnica geoestatística bem aceita na estimativa com presença de dados com valores extremos ou tendenciosos (JONES, 1998). O método de krigagem dos indicadores consiste em gerar uma distribuição acumulada de probabilidades, através de transformação não linear. Para variáveis contínuas, procede-se a divisão dos valores em vários intervalos. Cada intervalo é definido por tantos teores de corte

quanto forem as categorias desejadas. Assim, através de uma função randômica, é obtido o valor indicador, que na verdade, reflete a probabilidade associada a um determinado intervalo (OLEA, 1999).

Em GOOVAERTS (1997), são apresentadas variações em torno da krigagem dos indicadores. São elas: krigagem simples dos indicadores, krigagem ordinária dos indicadores, krigagem mediana dos indicadores e co-krigagem dos indicadores.

Na krigagem simples dos indicadores, a média dos indicadores é considerada conhecida e constante em todo o domínio que se realiza a estimativa. Essa média é, nesse caso, obtida através da frequência acumulada das amostras desagrupadas. Os pesos de krigagem resultam da solução da matriz das covariâncias dos indicadores para cada intervalo de teores considerados.

A krigagem ordinária dos indicadores considera que a média dos indicadores sofre variações, sendo diferente para cada sub-domínio local, dentro do domínio total onde se estima. Da mesma forma que ocorre na krigagem simples, a média dos indicadores é estimada a partir dos dados dentro de cada sub-domínio local.

Levando em conta cada intervalo, limitado pelos teores de corte, ambas as krigagens, simples e ordinária, estimam os indicadores levando em conta apenas os indicadores dos dados referentes a este intervalo. Assim, para cada intervalo os dados receberão indicadores diferentes, ou seja, o indicador um (1) se pertencerem ao intervalo, ou indicador zero (0) para o caso contrário. No entanto, quando se está estimando dentro de um determinado intervalo, os indicadores referentes aos outros intervalos não são utilizados. A fim de contornar essa limitação, a co-krigagem dos indicadores leva em conta tanto os

dados pertencentes ao intervalo de interesse, quanto os pertencentes a outros intervalos. Como esses dados secundários têm apenas a função de condicionantes da estimativa, seus pesos na krigagem são calculados de forma que seu somatório resulte em zero, limitando assim sua influência na estimativa. O uso de mais de uma variável, ou intervalo, resulta na necessidade de se gerar, além dos semi-variogramas para cada intervalo, também o semi-variograma cruzado dos indicadores. No caso da matriz de co-krigagem, esta terá um tamanho maior que a matriz de krigagem. Estes dois últimos aspectos tornam a co-krigagem muito mais trabalhosa do que as krigagens simples e ordinária.

Mesmo as krigagens simples e ordinária sendo menos trabalhosas do que a co-krigagem, ainda assim demandam muito esforço. Entretanto, em alguns casos, dependendo do banco de dados, é possível a abordagem chamada de krigagem mediana dos indicadores (GOOVAERTS, 1997).

A krigagem mediana demanda menos esforço pois parte do princípio de que as funções randômicas de todos os intervalos são intrinsecamente correlacionadas. Isso faz, com que tanto os semi-variogramas como o semi-variograma cruzado sejam proporcionais à um único semi-variograma, gerado para um teor de corte na mediana da distribuição de probabilidades dos dados originais. Também, é necessário que no processo de estimativa, o vetor dos indicadores esteja completo, sem que falte nenhum indicador referente a algum intervalo. Assim, existirá apenas um modelo variográfico comum à todos os intervalos, bem como apenas uma matriz de krigagem. Isso diminui consideravelmente o tempo e o trabalho de modelamento variográfico. Entretanto, essa abordagem, por utilizar um mesmo modelo para todos os indicadores gerados nos vários intervalos, ignora as diferentes

formas e padrões de anisotropia que cada um dos semi-variogramas possa ter nestas várias classes de indicadores.

### **1.1.2 Simulação sequencial dos indicadores**

Os métodos de simulação geram, por meio de uma função randômica, vários cenários diferentes e igualmente prováveis do mesmo atributo dentro de um depósito ou área de estudo. Com um determinado número de cenários ou realizações, é possível avaliar-se o grau de incerteza associado à estimativa.

O uso de simulação para estimar variáveis categóricas tem como principal e mais utilizado o método de simulação sequencial dos indicadores. O método de simulação sequencial dos indicadores, proposto por ALABERT (1987) e JOURNEL AND ALABERT (1989), utiliza o conceito de krigagem simples para estimar os indicadores e construir a distribuição de probabilidades local. Por ser um método de simulação sequencial, o processo consiste em estimar o valor indicador em cada ponto por meio de krigagem simples, utilizando para isso os dados e os pontos previamente estimados dentro da região de busca. Porém, a sequência na qual os pontos são estimados é definida por uma função aleatória, assim, para cada realização, é obtido um cenário diferente (CHILÈS AND DELFINER, 1999).

Com a distribuição local de probabilidades uma tiragem aleatória é feita e um indicador é obtido para o nó do *grid*. O resultado de uma realização da simulação sequencial de indicadores é um grid onde cada ponto recebe apenas o valor zero ou um, não existindo um valor intermediário. Assim, a simulação ao contrário da krigagem, não fornece uma probabilidade intermediária e sim diretamente a categoria na qual o ponto foi classificado. Para se obter a probabilidade em cada ponto

simulado, é necessária a realização de um número suficiente de realizações. Com um certo número de realizações, onde cada uma apresenta um cenário diferente, é calculada a distribuição de freqüências do indicador 1 em cada ponto. Ou seja, em cada ponto do grid é medida a freqüência com que o mesmo recebe o indicador 1 ao longo de todas as realizações. Desta forma, obtém-se a probabilidade de aquele ponto simulado pertencer à categoria de estudo.

## **1.2 ESTUDO DE CASO**

Para a realização deste estudo, foi disponibilizado um banco de dados pela Companhia Vale do Rio Doce (CVRD). Este banco de dados é proveniente de uma campanha de sondagem de 260 furos, totalizando 4.159 pontos amostrados. Estas sondagens foram realizadas no depósito de minério de ferro da mina Conceição, localizada em Itabira/MG. O banco de dados é constituído de análises de teor para diversos elementos, bem como a classificação litológica de cada amostra. Os dados estão classificados em diversas litologias, porém para este estudo, estas litologias foram agrupadas em três subgrupos. Assim, os dados passaram a ser classificados como hematítico, itabirito ou ganga.

## **1.3 META**

A meta deste trabalho é avaliar o uso de métodos geoestatísticos probabilísticos na construção de um modelo prévio do corpo mineral, servindo de ferramenta auxiliar tanto na modelagem geológica quanto no planejamento de futuras campanhas de sondagem que visem detalhar os corpos mineralizados. Busca-se uma metodologia computacional que facilite a modelagem geológica.

## **1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

Almejando cumprir a meta proposta, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- i. Avaliar a krigagem dos indicadores como método para gerar um mapa com a probabilidade de cada ponto pertencer à litologia definida e ser usado no auxílio à modelagem de corpos minerais.
- ii. Avaliar a simulação sequencial dos indicadores como método para gerar um mapa com estimativas da probabilidade de cada ponto pertencer à litologia definida, bem como a incerteza desta estimativa e usar esta informação no auxílio à modelagem de corpos minerais.
- iii. Avaliar os resultados da construção de modelos geológicos a partir dos pré-modelos gerados em (i) e (ii) e comparar com os modelos gerados convencionalmente por interpretação geológica.

## **1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO**

Esta dissertação está estruturada e distribuída em seis capítulos, cujos conteúdos e temas são apresentados a seguir:

- Capítulo 1 – o presente capítulo apresenta uma breve introdução ao estudo realizado nesta dissertação, apontando o estudo de caso, a meta e os objetivos, bem como os métodos utilizados.
- Capítulo 2 – neste capítulo é apresentada uma revisão sobre a modelagem geológica de corpos de minério, indicando as

metodologias tradicionais bem como novas abordagens atualmente em uso.

- Capítulo 3 – o terceiro capítulo nos traz em detalhes o estudo de caso abordado neste trabalho. São apresentados os aspectos geológicos do depósito, bem como a estruturação do banco de dados, além da criação de novos bancos de dados pela adição de dados interpretados de seções geológicas.
- Capítulo 4 – o capítulo 4 trata da metodologia de krigagem dos indicadores. Neste capítulo, é descrito o método e sua aplicação no banco de dados descrito no capítulo III, sendo mostrados os parâmetros e ajustes variográficos, bem como os diferentes tratamentos e discussões dos resultados obtidos.
- Capítulo 5 – neste capítulo, é descrito o método de simulação sequencial dos indicadores, e assim como no quarto capítulo, é apresentada a sua aplicação ao estudo de caso, indicando também os parâmetros, ajustes e tratamentos dos dados e discussão dos resultados obtidos.
- Capítulo 6 – o capítulo 6 apresenta uma discussão dos resultados obtidos nas duas metodologias tratadas nos capítulos IV e V, além de compará-los entre si.
- Capítulo 7 – neste capítulo, são apresentadas as conclusões do trabalho, bem como propostas para trabalhos futuros.

## **2 MODELAGEM DO DEPÓSITO MINERAL**

Nesse capítulo, são apresentados os princípios utilizados em modelagem geológica ou geométrica de corpos de minério, indicando as metodologias mais tradicionais, ou ditas convencionais em uso na indústria mineira. Além disso, também, é brevemente apresentada a aplicação dos métodos geoestatísticos de krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores, como metodologias de auxílio à modelagem geométrica de depósitos minerais.

### **2.1 NECESSIDADE DE CONHECIMENTO**

O investimento necessário para se iniciar um projeto de mineração é da ordem de dezenas a centenas de milhões de dólares. Para que o investimento seja lucrativo, o minério deve estar presente em adequada quantidade e qualidade para justificar este investimento. As operações de lavra e beneficiamento devem funcionar de modo a produzir uma receita bruta resultando em um lucro aceitável.

A avaliação de um depósito mineral é uma quantificação formal dos elementos que ocorrem naturalmente, estimada através de uma variedade de metodologias empíricas ou teóricas (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002).

Todo projeto mineiro é baseado num modelo do depósito mineral. Um depósito mineral bem definido e suas características de associação geológica são os únicos aspectos de um projeto que não podem ser alterados substancialmente (podem ser atualizados com o advento de novos dados), desde que não hajam incoerências no modelo. O planejamento de uma mina pode ser modificado para explorar o

depósito utilizando métodos alternativos. Também, podem ser feitas outras modificações em diversos aspectos sem que haja mudanças substanciais na viabilidade do projeto. Entretanto, todos os aspectos de engenharia de uma mina devem estar de acordo com as características geológicas do depósito (RANTA, 1992).

Os dados e interpretações geológicas constituem a base, tanto para a avaliação, como para o planejamento da produção da mina. Estas informações são essenciais para a estimativa dos recursos e reservas, bem como para o planejamento e controle dos processos de lavra e beneficiamento. Um trabalho geológico apropriado requer um conhecimento profundo e habilidade para prever as necessidades técnicas dos engenheiros, hidrogeólogos, metalúrgicos, e outros especialistas.

O fornecimento de dados e a freqüente atualização do conhecimento da equipe a respeito da geologia do depósito são tarefas importantes da função do estimador de recursos e reservas. Na fase de planejamento, a geologia combina muitos elementos da fase de pesquisa e da própria lavra para maximizar a definição do depósito mineral e da estimativa de reservas. A maior causa de insucesso de uma mineração é a estimativa errônea de suas reservas. Além disso, durante a lavra os engenheiros e geólogos podem ainda se deparar com problemas de ordem geomecânica ou hidrogeológica, podendo inviabilizar parte do projeto (RANTA, 1992).

Na terminologia atual, nos referimos à caracterização da jazida como Modelo Geológico, ou até como Modelo Geológico Tridimensional. Esse modelo resulta da compilação de todos os dados geológicos, observações e estudos disponíveis até o momento, montado de tal maneira a mostrar e explicar as observações tanto do ponto de vista

empírico quanto genético. O modelo pode ser extremamente simples ou muito complexo dependendo da natureza da jazida, dos dados disponíveis ou o grau de sofisticação nos estudos. O modelo empírico representa a compilação e integração de inúmeros tipos de estudos químicos, mineralógicos e estruturais, enquanto o modelo conceitual ou genético tenta explicar a distribuição e a origem destas características de maneira útil e significativa (ERICKSON JR, 1992).

Os modelos devem mostrar a realidade observável do depósito mineral. Dados geológicos não devem ser ignorados ou descartados se eles não se encaixam com o modelo aparente. A falta de concordância entre realidade e teoria pode indicar dados incorretos, modelos inconsistentes ou dados insuficientes, ou até mesmo as três hipóteses, indicando assim a necessidade de novas investigações ou revisão conceitual do modelo geológico. O problema fundamental associado à caracterização de jazidas minerais é a necessidade de, a partir de pouca quantidade de dados geológicos, analisar e interpretar corretamente estes dados e estender estas interpretações para áreas sem dados. Assim pode-se ter um apanhado geral da qualidade, quantidade e limites físicos da jazida. Infelizmente, isso implica em delimitar limites bem definidos para a forma do corpo mineral, o que só é encontrado em alguns tipos específicos de depósito (ERICKSON JR, 1992).

## **2.2 AVALIAÇÃO DE RESERVAS**

GUERRA (1988) classifica em três grandes grupos os métodos de avaliação de reservas comumente empregados:

- Métodos Convencionais
- Métodos Estatísticos

- Métodos Geoestatísticos

**Os Métodos Convencionais** levam em consideração o aspecto espacial das amostras, e na maioria delas é dada ênfase ao conceito de “área ou volume de influência”, que comumente são determinados empiricamente com base em apreciações pessoais, ou ainda, simplesmente, de acordo com a disposição de espaçamento das amostras.

Estes métodos supõem uma perfeita e longa experiência prévia no tipo de jazida que está sendo modelada. Assim, a aplicação desta técnica é baseada na intuição/experiência do avaliador do depósito, bem como em todos os procedimentos clássicos da Geologia Mineira.

Normalmente, estas técnicas se utilizam de uma série de informações qualitativas e apesar de serem corretas no conceito de definir ao redor de uma amostra uma área ou volume de influência, as mesmas são incapazes de fornecer o erro cometido nesta avaliação. Esta incapacidade deve-se ao fato de que elas não levam em conta outras características importantes das mineralizações, tais como variabilidade ou dispersão. Estes métodos permitem somente a determinação de um valor estimado do recurso, sem considerar, que por ser estimado, pode não coincidir com o valor verdadeiro.

Nestes métodos, são considerados fatores que levam em conta critérios que variam com a experiência profissional do avaliador do depósito. Entretanto, estes métodos não fazem nenhuma consideração sobre o erro e nível de confiança dos cálculos. O depósito mineral é convertido em um corpo geométrico ou vários pequenos corpos geométricos (blocos) procurando expressar a geometria a jazida como um todo, ou seja, sua forma, espessura, distribuição dos teores ou

outros parâmetros da pesquisa (FREITAS, 1985).

**Os Métodos Estatísticos** surgiram para levar em conta a variabilidade ou dispersão da mineralização, os quais através da teoria das probabilidades permitem calcular o erro cometido na avaliação.

Estes métodos consideram que, para que um conjunto de amostras seja representativo de todo o corpo mineralizado, cada uma delas não deveria ser considerada como pertencente a uma zona determinada, ou seja, o conjunto de amostras é estudado como um todo, não se levando em conta a posição onde as mesmas foram escolhidas.

Estas técnicas postulam que para se obter uma amostragem representativa, qualquer amostra deve ter a mesma probabilidade de ser escolhida. Isto significa que as amostras deveriam ser escolhidas totalmente ao acaso no interior do depósito mineralizado, o que implicaria em ser indiferente sondar em malha regular ou irregular.

Assim, estes métodos não consideram a maior ou menor conectividade entre uma amostra e suas vizinhas, ou seja, não levam em conta o aspecto espacial ou noção de "área ou volume de influência" de uma amostra. São métodos puramente probabilísticos que, consideram que o processo geológico deveria ser tratado como um processo totalmente aleatório, daí o fato de estes métodos serem chamados de Métodos Probabilísticos.

**Os Métodos Geoestatísticos** surgiram então para fundir o aspecto espacial (topológico) e o aspecto aleatório (probabilístico). Estes se baseiam na teoria das variáveis regionalizadas (MATHERON, 1971), que a partir das quais é possível estudar a estrutura espacial que deve ter influenciado no valor associado a cada ponto do espaço mineralizado.

Eles levam em conta esse aspecto duplo: correlações espaciais entre as amostras, bem como a aleatoriedade representada pelas variações imprevistas de um ponto a outro no depósito.

São também chamados de Métodos Topo-probabilísticos e permitem calcular o erro associado à estimativa, bem como levar em conta a posição real de cada amostra na jazida.

## **2.3 MODELAGEM INICIAL**

A primeira visão ou idéia do depósito mineral é obtida com uma modelagem inicial. Esta modelagem se valerá das primeiras informações provenientes da pesquisa, para dar o suporte necessário ao aprimoramento de novas pesquisas mais detalhadas ou até mesmo justificar a inviabilidade precoce do projeto.

Antes da avaliação da reserva propriamente dita, onde serão avaliados todos os aspectos geológicos e econômicos do depósito, é feita a modelagem da forma do depósito mineral. A modelagem geológica está basicamente atrelada aos métodos ditos convencionais, onde é em grande parte feita de forma manual e interativa ou com metodologias mais sofisticadas. Mas sempre tratando da geometria do depósito.

### **2.3.1 Geometria de um depósito**

#### **2.3.1.1 Método das Seções Paralelas**

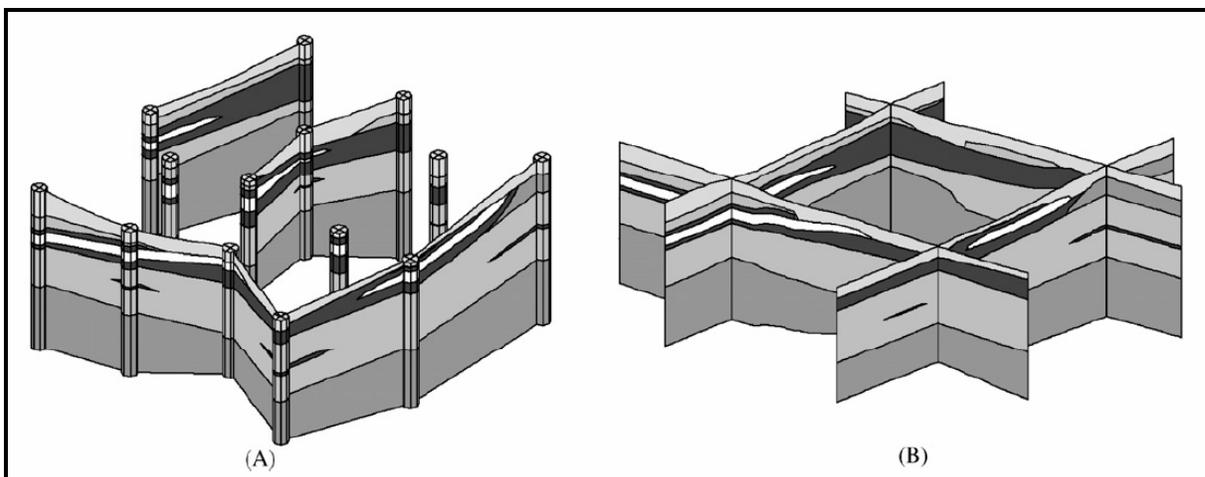
Para propósitos práticos, a geometria de uma zona mineralizada e unidades de rocha associadas, geralmente são ilustradas em uma série de seções verticais ou horizontais que interceptam de maneira

sistemática o corpo mineral. As seções, geralmente, coincidem com as linhas de furos de sondagem, por serem áreas ricas em informação, porém em alguns casos as seções podem ser interpoladas entre os planos dos furos (Figura 2.1).

As seções horizontais são geradas em determinados níveis ou cotas, de acordo com o interesse, e são construídas baseadas na interpolação das informações das seções verticais já interpretadas. Geralmente, os dados estão mais concentrados ao longo das seções dispostas perpendicularmente à direção de maior continuidade geológica do depósito (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002).

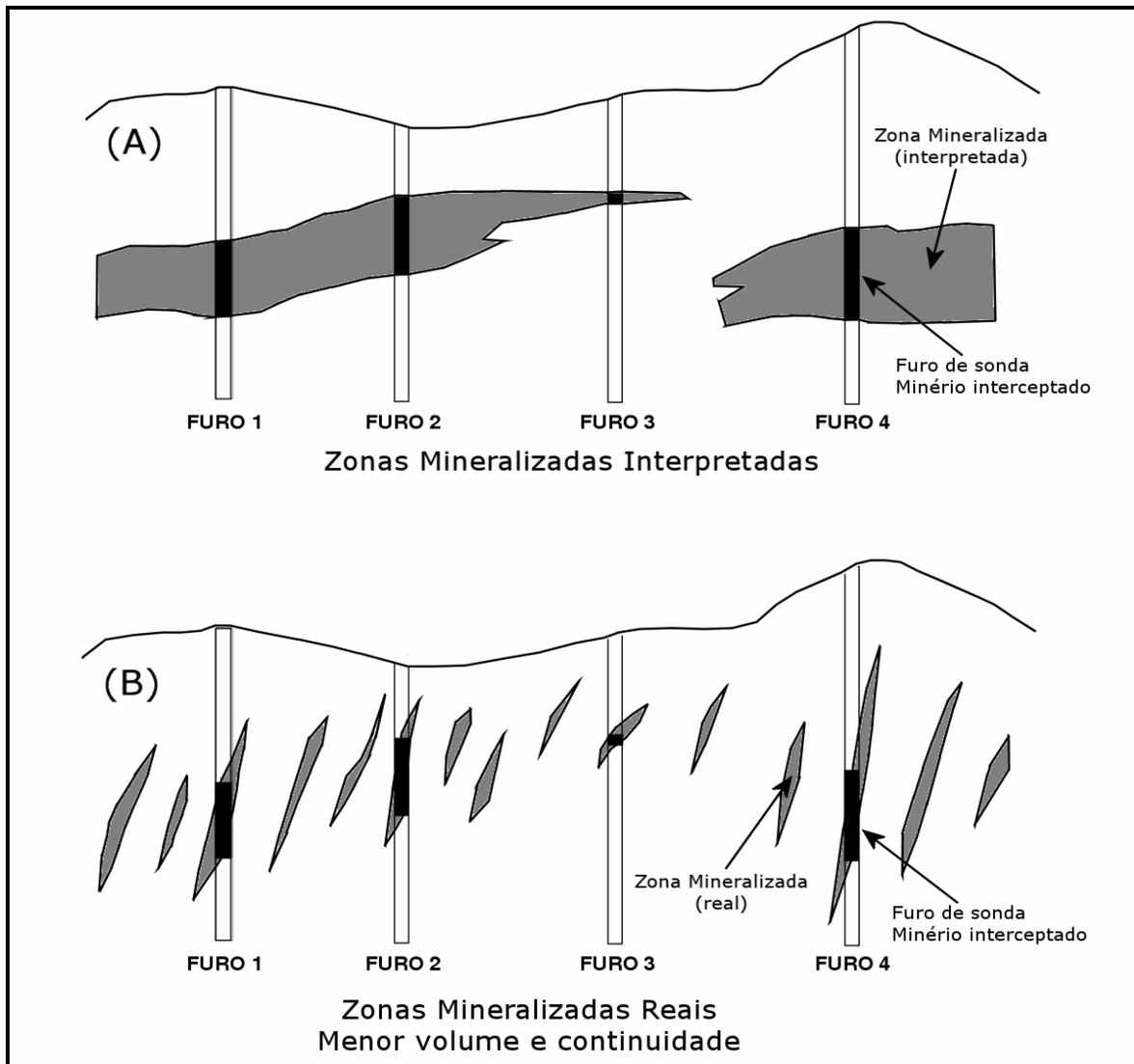
A tecnologia computacional disponível atualmente permite a construção e visualização das seções e do modelo geológico em ambiente gráfico tridimensional, podendo a visualização ser feita em qualquer direção. Porém, alguns cuidados devem ser tomados quando do uso de programas de computador para a construção das seções e do modelo geológico, visto que algumas rotinas interpoladoras utilizadas geram resultados que podem diferir substancialmente da realidade.

Existe uma gama de programas de computador que permitem a construção de seções em ambiente gráfico, alguns específicos para isso e outros como ferramenta integrante de programas de planejamento mineiro. Estes programas são ferramentas para avaliação e manipulação de dados. Entretanto, é importante que o usuário tenha conhecimento da forma como essas rotinas trabalham, bem como suas limitações, para evitar interpretações errôneas, principalmente nas bordas do depósito, onde a tendência é uma simplificação dos contatos. Todavia, mesmo assim, a visualização tridimensional é uma ótima ajuda na avaliação do depósito e planejamento da lavra (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002).



**Figura 2.1** – (A) Seções verticais em sondagem de malha irregular; (B) Seções verticais em sondagem de malha regular (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 9).

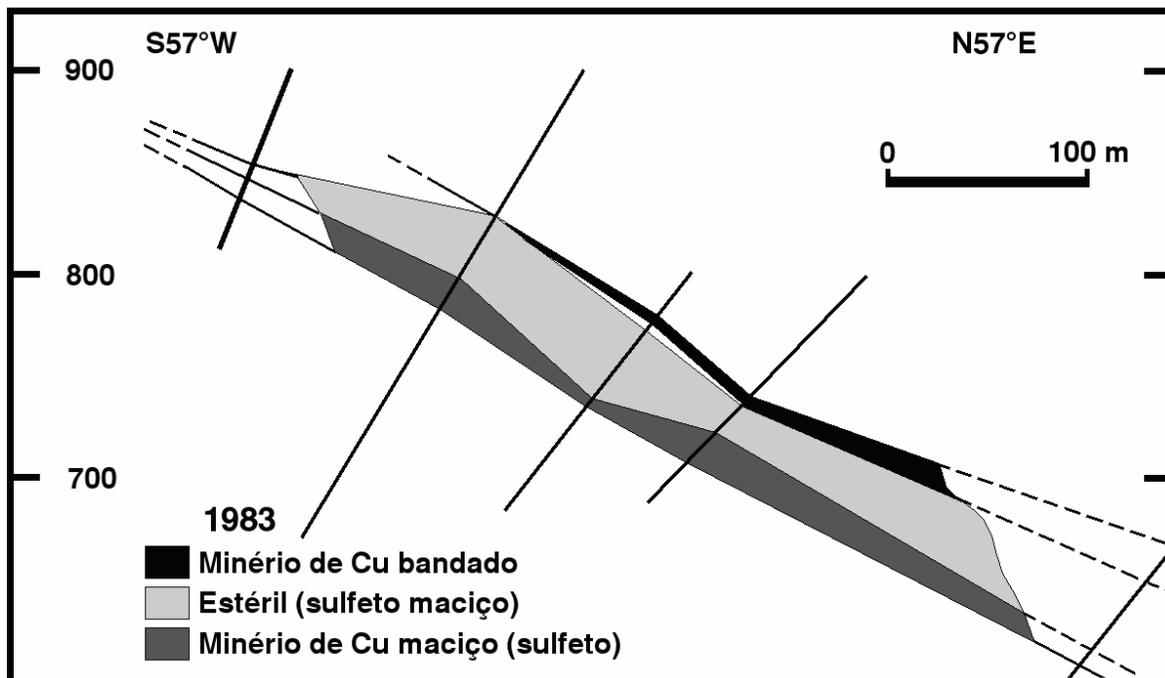
Ainda com todos os recursos tecnológicos para auxiliar na elaboração das seções, algumas vezes faz-se necessária a adoção das técnicas manuais de desenho, a fim de se interpretar feições muito específicas e complexas. É importante lembrar que as interpretações podem mudar significativamente mesmo em casos onde o modelo tridimensional do depósito seja feito através de interpolações cujo raio de alcance dos dados usado seja relativamente curto. Como é mostrado na Figura 2.2, muitas vezes apenas a informação dos furos de sonda não são suficientes para mostrar a realidade, podendo inclusive podem levar a grandes erros de interpretação.



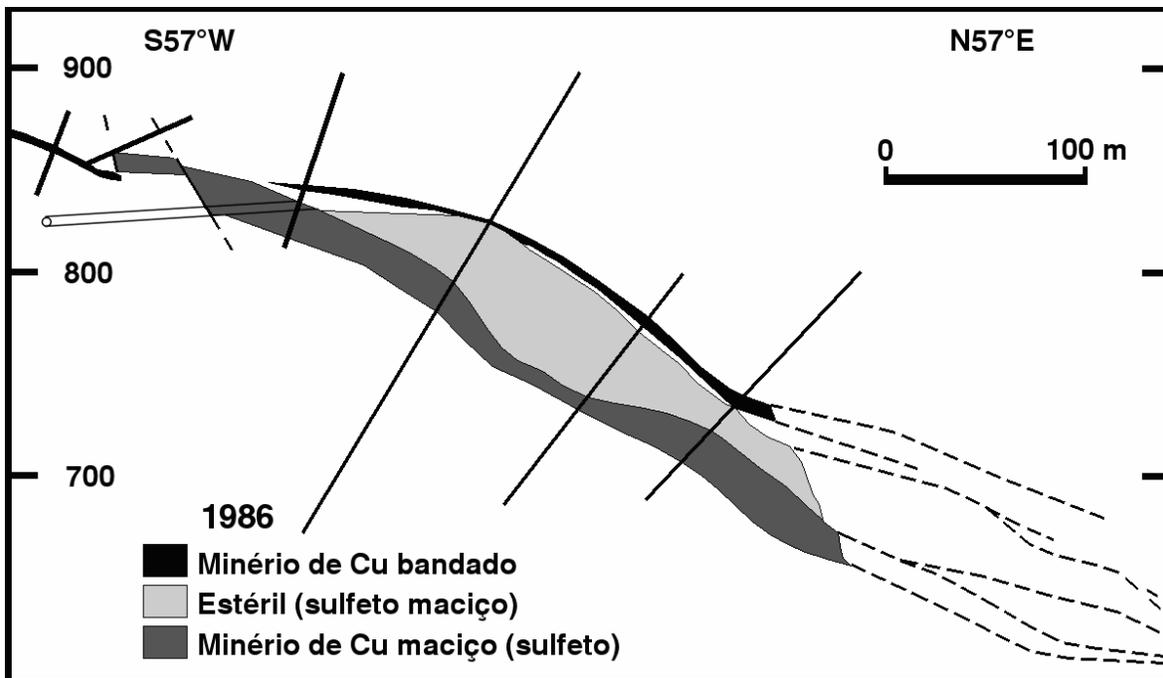
**Figura 2.2** – (A) Zonas minerais interpretadas; (B) Zonas minerais reais (NOBLE, 1992 – Figura 5.6.1)

A definição geométrica de um volume mineralizado é controlada pelo conhecimento das características internas da mineralização, comumente referida como delimitação do corpo mineral. Na Figura 2.3, fica claro o avanço na definição geométrica das estruturas presentes na mineralização. Partindo de um modelo inicial (Figura 2.3), agregando informações de novas sondagens e escavação subterrânea (Figura 2.4), e finalmente com a adição de sondagens detalhadas de superfície e de subsolo (Figura 2.5).

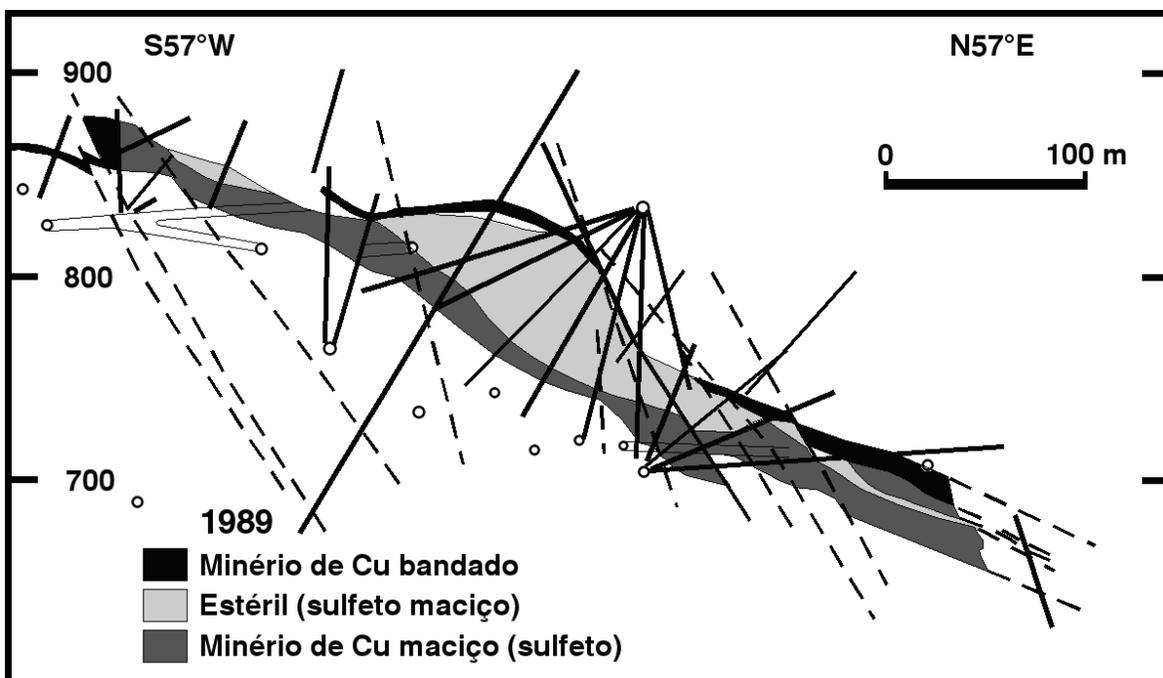
Durante o processo de delineamento do corpo mineral, é necessário o maior número de amostras possível, e as características geológicas do depósito irão determinar os aspectos importantes da campanha de amostragem, tais como malha, suporte amostral, quantidade e disposição das amostras.



**Figura 2.3** – Interpretação com poucas sondagens (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6).



**Figura 2.4** – Interpretação com mais sondagens e dados de subsolo (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6).



**Figura 2.5** – Interpretação com sondagens detalhadas em superfície e subsolo (SINCLAIR AND BLACKWELL, 2002 – Figura 2.6).

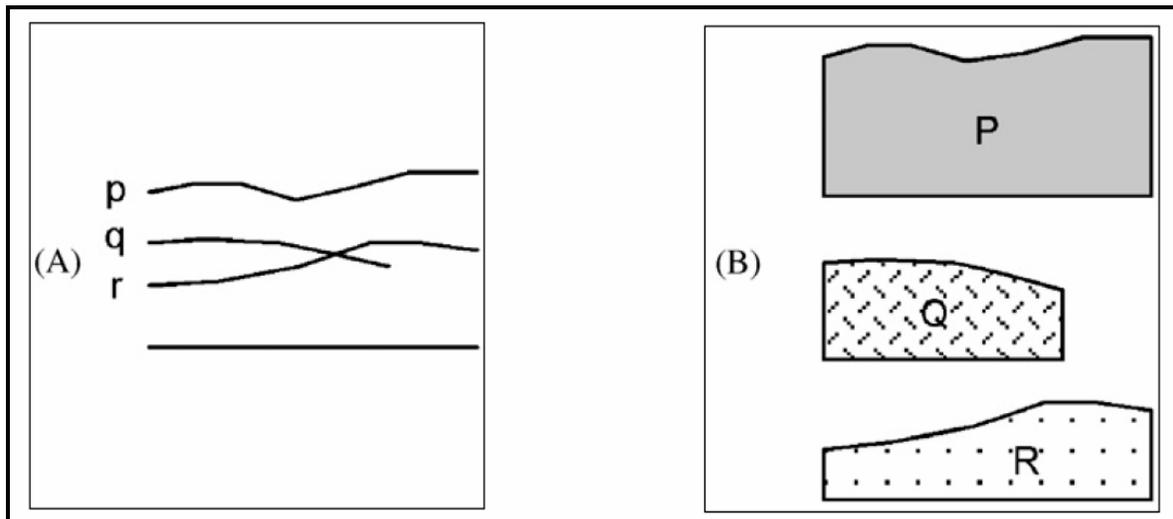
### **2.3.1.2 Método das Operações de Ajuste**

Modelos de sólidos representando as estruturas geológicas são ferramentas úteis aos geólogos e engenheiros. Estes modelos definem claramente a estratigrafia do depósito que se está modelando, incluindo seus contornos complexos e estruturas presentes, como veios ou lentes. A modelagem através da metodologia das seções requer uma total interatividade entre o avaliador e os resultados. Em todo o processo se faz necessário que o geostatístico faça ajustes interativamente, até que se alcance o resultado desejado, ou que pelo menos seja satisfatório. Como forma de diminuir a intervenção humana e de melhorar a precisão no delineamento de seções geológicas surgiu a metodologia das operações de ajuste.

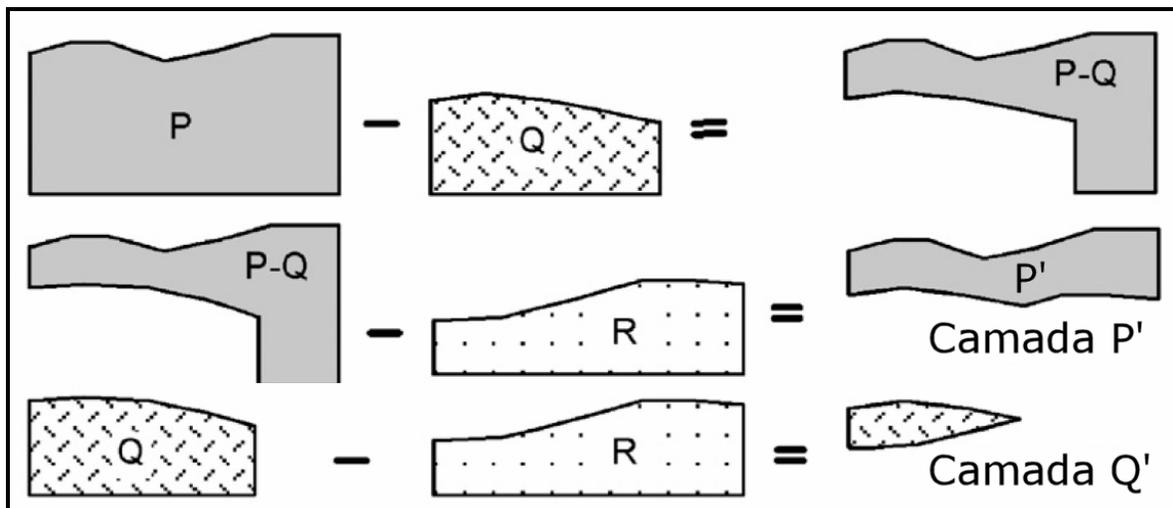
Esta metodologia foi herdada dos processos industriais onde já era utilizada para a criação de objetos tridimensionais pelo sistema CAD/CAM, onde o processo consiste basicamente em se gerar um objeto tridimensional através da junção, subtração ou intersecção de vários sólidos. No método das operações de ajuste, as litologias ou estruturas são modeladas através da subtração de seus respectivos sólidos com os sólidos das demais (LEMON AND JONES, 2003).

O método das operações de ajuste consiste em gerar sólidos que representam cada litologia, a partir dos dados de sondagem. Primeiramente, são geradas superfícies por triangulação que irão representar os limites superior e inferior de cada litologia (Figura 2.6A). Após a construção das superfícies correspondentes a cada litologia, cada uma é extrudida verticalmente para baixo, até atingir uma superfície horizontal de referência, que será a mesma para todos os sólidos. Nesta etapa, são gerados sólidos a partir de cada superfície (Figura 2.6B). A etapa seguinte são as operações de ajuste propriamente ditas, onde,

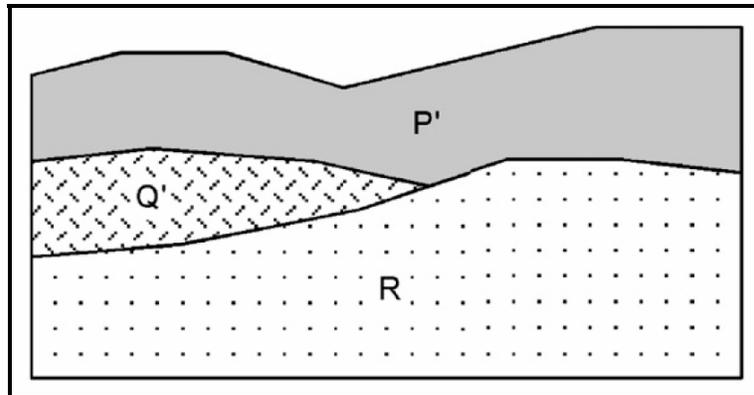
seguinto uma sequência lógica, cada sólido será subtraído dos demais (Figura 2.7). Ao final das operações cada litologia será representada tridimensionalmente por um sólido recortado (Figura 2.8).



**Figura 2.6** – (A) Superfícies correspondentes a cada contato entre litologias; (B) Sólidos gerados pela extrusão vertical das superfícies (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2A e 2B).



**Figura 2.7** – Sequência das operações de ajuste para cada sólido (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2C).



**Figura 2.8** – Modelo final (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 2D).

O método das operações de ajuste, no entanto, apesar de ser bastante flexível, apresenta algumas limitações. Primeiramente, o processo de ajuste tem de ser feito seguindo uma sequência correta, necessitando assim de um certo controle sobre o processo. O método é totalmente eficiente para estratigrafias simples ou com poucas estruturas, porém, quando se trata de uma estratigrafia mais complexa, pode ser difícil de se executar o processo sem que haja problemas de superposição ou espaços vazios entre os sólidos resultantes. Para um controle maior do processo, acaba sendo necessária uma interatividade tal qual o método das seções. Além disso, ainda existem os problemas matemáticos para os casos onde sólidos distintos possuam faces coincidentes, acarretando sérios problemas de erro de arredondamento.

### 2.3.1.3 Método dos Horizontes

A geração de *grids* em depósitos com muita complexidade estrutural é extremamente complicada e trabalhosa. Em contrapartida, em LEMON AND JONES (2003) é apresentado o método dos horizontes, o qual consegue lidar perfeitamente com esta complexidade. O método dos horizontes gera os sólidos correspondentes às litologias diretamente a partir dos dados de sondagem, não necessitando ajustes por parte do avaliador de depósito. Obviamente, em casos onde se necessita que os

contatos obedecem uma geometria previamente conhecida, se pode inserir interpretações prévias de seções verticais, de modo que o método as levem em consideração durante a construção dos sólidos.

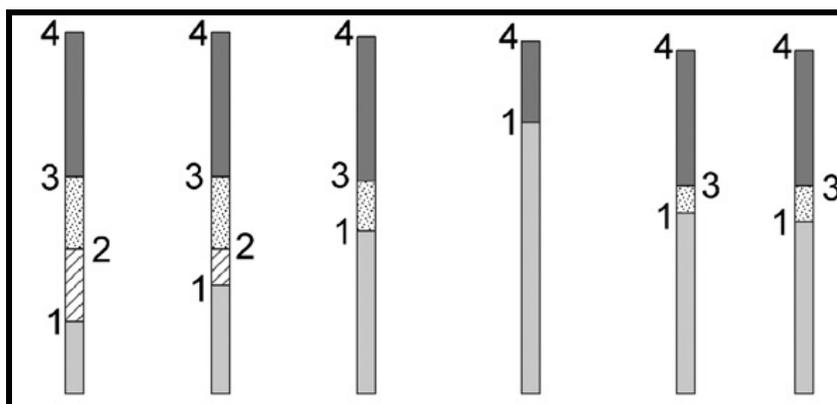
Em TIPPER (1993) é apresentada uma metodologia que já utiliza o conceito de horizontes. Esta metodologia mais simples gera superfícies envoltórias; porém, a partir de interpretações prévias de seções verticais.

O método dos horizontes utiliza diretamente os dados de sondagem para criar os modelos estratigráficos de forma simples e intuitiva. Basicamente, os dados de sondagem são organizados na forma de segmentos e contatos. O contato é definido como sendo a interface entre duas unidades litológicas adjacentes. O segmento é a porção entre dois contatos e terá associada a ele uma litologia. Cada contato será representado por sua localização  $(x, y, z)$ , por uma identificação do horizonte ao qual pertence e pela identificação dos dois segmentos associados a ele, o segmento formado pela litologia acima do contato e o segmento formado pela litologia abaixo.

Cada horizonte representa a capa ou limite superior de cada unidade estratigráfica. Assim, todos os contatos que pertencerem ao mesmo horizonte, receberão a mesma identificação. Esta identificação é um número, que na verdade representa a ordem no processo deposicional de cada litologia, ou seja, o horizonte correspondente ao número 1 é o horizonte que corresponde ao topo da unidade estratigráfica mais inferior. Assim, cada horizonte, e conseqüentemente cada um de seus contatos, vão recebendo um valor crescente de acordo com o nível em que se encontram.

Na Figura 2.9, fica clara a visualização da distribuição dos

horizontes e contatos, e suas respectivas identificações.



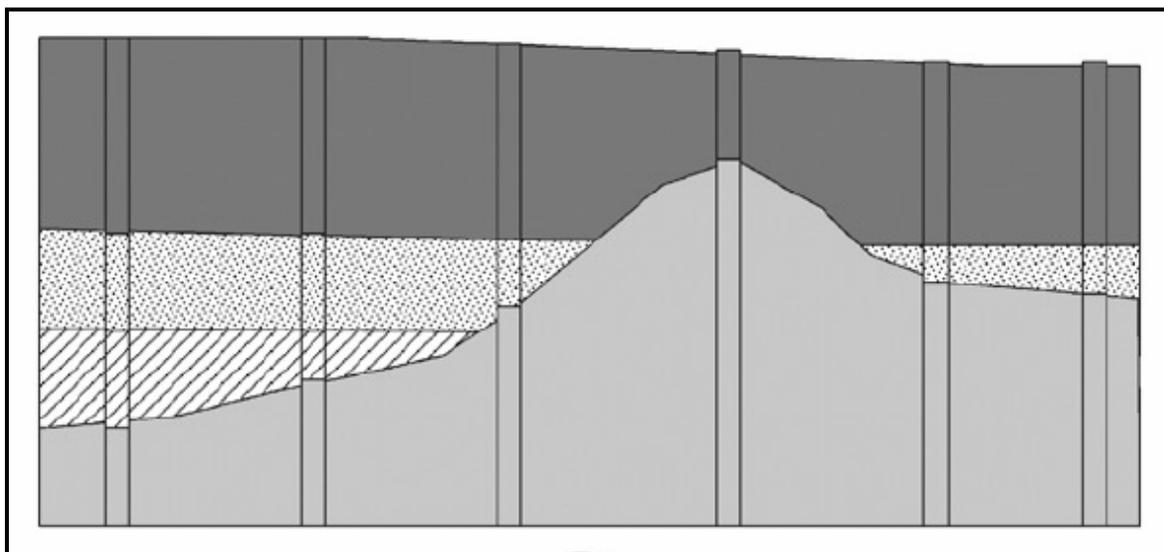
**Figura 2.9** - Identificação dos horizontes em cada contato nos furos de sonda (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 3A).

Com os contatos identificados com seus respectivos horizontes, inicia-se o processo de construção dos sólidos. Estes sólidos, que irão representar as unidades estratigráficas, são gerados de forma parecida como no método das operações de ajuste, descrito anteriormente. Porém, neste caso, a ordem é inversa, pois o primeiro sólido gerado é o correspondente à litologia mais inferior. Ou seja, a construção dos sólidos segue a sequência numérica das identificações de cada horizonte, iniciando do inferior em direção ao superior.

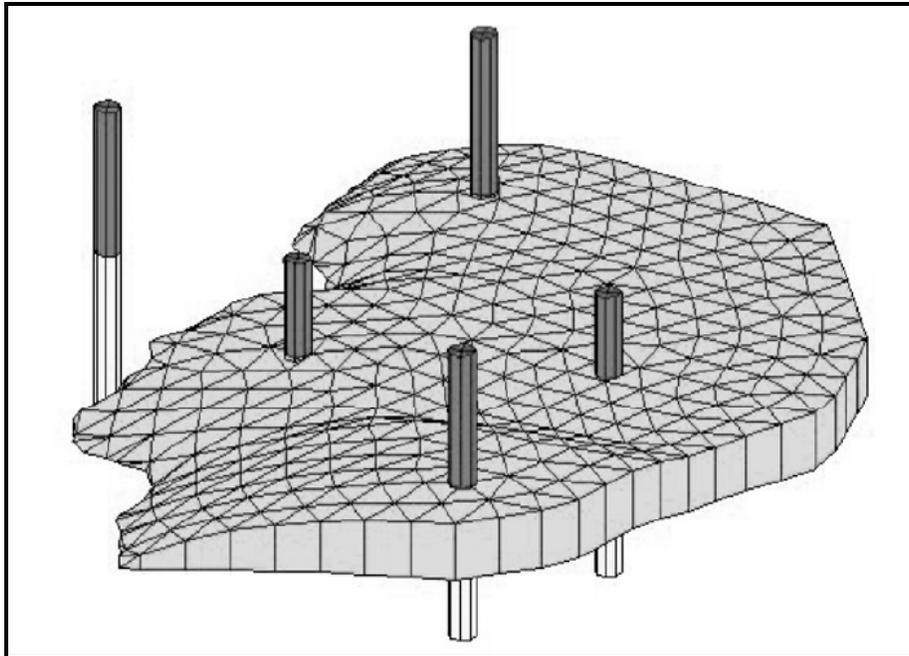
Para gerar os sólidos são criadas superfícies através da interpolação de todos os contatos do mesmo horizonte. Cada sólido será gerado extrudindo-se verticalmente a superfície em direção ao horizonte inferior ou à base no caso do primeiro horizonte. Assim, o primeiro sólido será gerado extrudindo-se para baixo a superfície correspondente ao horizonte 1. O segundo sólido, correspondente à litologia diretamente acima, será gerado pela extrusão da superfície interpolada a partir dos contatos de número 2. Esta extrusão se dará de cima para baixo até encontrar a superfície correspondente ao horizonte 1. E desta forma vão sendo geradas as demais superfícies e seus respectivos sólidos. É importante salientar, que no caso do exemplo, as superfícies

correspondentes aos horizontes 2 e 3 encontram a superfície do horizonte 1 num nível mais elevado em certo ponto. Nestes casos, ocorre um recorte das superfícies 2 e 3 pela superfície 1. Outro ponto importante também, é o fato de que se algum horizonte receber a identificação zero, este será ignorado quando a superfície diretamente superior for extrudida, assim, no caso de alguma unidade estratigráfica pouco detalhada ou de importância insignificante, esta pode ser ignorada durante o processo, associando-se a ela o valor zero.

Na Figura 2.10, pode ser visto um perfil dos sólidos resultantes das extrusões de cada superfície. Já na Figura 2.11, é mostrado um sólido representando uma unidade estratigráfica.



**Figura 2.10** - Perfil dos sólidos gerados pelas superfícies correspondentes aos horizontes (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 3B).

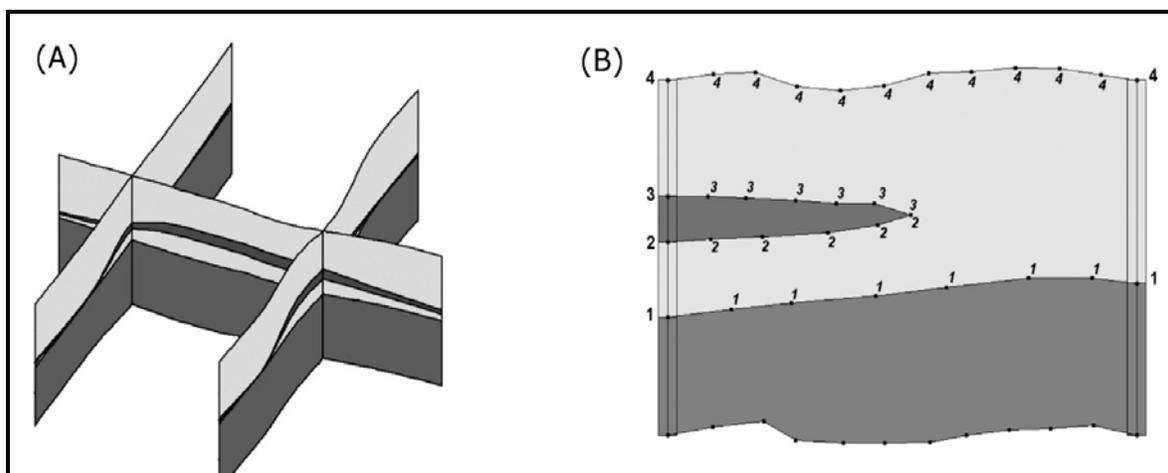


**Figura 2.11** – Vista 3D de um sólido gerado pela extrusão de uma superfície (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 5).

Uma das vantagens do método dos horizontes é que o método de interpolação das superfícies é de livre escolha, podendo ser outro além do método de triangularização. A única exigência quanto ao método de interpolação é que o mesmo possua a capacidade de extrapolar além da zona dos dados. É muito usual o uso de interpoladores como o Inverso do Quadrado da Distância (IQD), Mínima Curvatura, Vizinhança Natural e até mesmo métodos mais complexos e precisos como a krigagem. No entanto, a krigagem em casos onde o número de horizontes for muito grande, acaba sendo muito trabalhosa, pois o usuário deverá ajustar os semi-variogramas para cada horizonte.

Como a base do método é o processo de interpolação das superfícies, ele acaba tendo a desvantagem de ter sua eficiência sempre atrelada à quantidade de informação disponível. Desta forma, no início de uma pesquisa as sondagens tendem a ser espaçadas, o que gera um maior esforço e extrapolação do método interpolador. Como foi mencionado na introdução deste método, há a possibilidade de se

acrescentar interpretações de seções verticais aos dados de sondagem, de modo a incrementar a quantidade de informação disponível, ou simplesmente, para que se tenha um maior controle sobre alguma estrutura mais complexa. As seções podem ser criadas seguindo quaisquer direções, bastando para isso a união dos contatos de dois furos de sonda através de retas ou curvas, de acordo com a interpretação geológica (Figura 2.12A). Com a seção interpretada, cada linha entrará no processo na forma de pontos identificados pelo horizonte equivalente ao respectivo contato (Figura 2.12B).



**Figura 2.12** – A) Seções verticais interpretadas a partir dos dados de sondagem. B) Identificação dos horizontes em cada contato interpretado (LEMON AND JONES, 2003 – Figura 6D e 7).

### 2.3.2 Erros na modelagem geológica

Na avaliação de um depósito mineral, existe a necessidade de um nível elevado de acuracidade na determinação dos limites ou forma geométrica do depósito, já que tal determinação é de extrema importância no planejamento da mina. No entanto, muitas deficiências na determinação destes limites do depósito acabam gerando incertezas na avaliação do depósito e possíveis problemas no planejamento da

produção. Esses problemas, muitas vezes, serão reconhecidos somente depois que o projeto já esteja comprometido (Figura 2.2).

Em SINCLAIR AND BLACKWELL (2002), os tipos de erros incorporados no processo de modelagem geológica são classificados como segue abaixo:

- (i) Erros grosseiros associados com os dados originais – localização incorreta da amostragem, má interpretação de uma continuidade. Os erros grosseiros são difíceis de analisar sistematicamente, porém podem ser minimizados na medida em que a geologia do depósito é cada vez melhor conhecida. No entanto, sempre poderão ocorrer surpresas durante a modelagem geométrica quando o depósito for pesquisado por campanhas de sondagem muito espaçadas, necessitando um maior número de interpolações.
- (ii) Erros de amostragem e análise – incerteza na localização dos limites do depósito, associada com estimativas imprecisas de teor. Estes erros podem ser minimizados através de um maior controle de qualidade dos dados, bem como a certeza de se estar utilizando as técnicas mais apropriadas ao depósito em estudo. Um modo de determinar a natureza deste tipo de erro é através de uma re-análise dos dados.
- (iii) Erros devido a variações naturais – variabilidade ou complexidade do contato entre minério e estéril. Após o controle dos erros amostrais e analíticos, já se pode avaliar os erros de origem geométrica e estrutural.
- (iv) Erros na aquisição dos dados – erros cometidos durante a

introdução de informações no banco de dados. Os erros devido à entrada incorreta de informação no banco de dados devem ser corrigidos através da análise de cada dado separadamente. Este tipo de análise pode demandar muito tempo de acordo com o tamanho da base de dados, assim como a quantidade de variáveis que se deseja averiguar.

- (v) Erros de processamento computacional – incertezas relacionadas a erros desconhecidos de algoritmo ou uso de algoritmo não adequado ao depósito em questão. Os erros associados ao processamento computacional dos dados estão mais relacionados com a suavização dos contatos, devido à interpolação dos dados nas fases iniciais da pesquisa, onde a quantidade de informação é muito pequena. Do ponto de vista prático, na modelagem geométrica de um depósito faz-se necessário que se valide tal modelo.

### **3 DEPÓSITO DE FERRO - MINA CONCEIÇÃO**

Nesse capítulo, é apresentado o depósito de ferro da mina Conceição em Itabira/MG, o qual é o objeto de estudo desta dissertação. O capítulo finaliza com a descrição dos dados de sondagem do depósito de ferro da mina Conceição, bem como as interpretações geológicas de suas seções verticais.

#### **3.1 ESTUDO DE CASO**

O objeto de estudo desta dissertação é o depósito ferrífero da mina Conceição, no Distrito Ferrífero de Itabira (MG), pertencente à Companhia Vale do Rio Doce. Como já foi introduzido no Capítulo 1, o presente estudo propõe a avaliação de métodos geoestatísticos aplicados utilizando os dados referentes à litologia hematítica, para modelagem destes corpos de minério.

##### **3.1.1 Geologia da Mina Conceição**

###### **3.1.1.1 Sequência Geológica**

A formação basal exposta constitui-se de rochas tipo xisto-verde, que aparecem geralmente altamente decompostas. Em seguida, têm-se as rochas dos grupos Caraça, Itabira e Piracicaba.

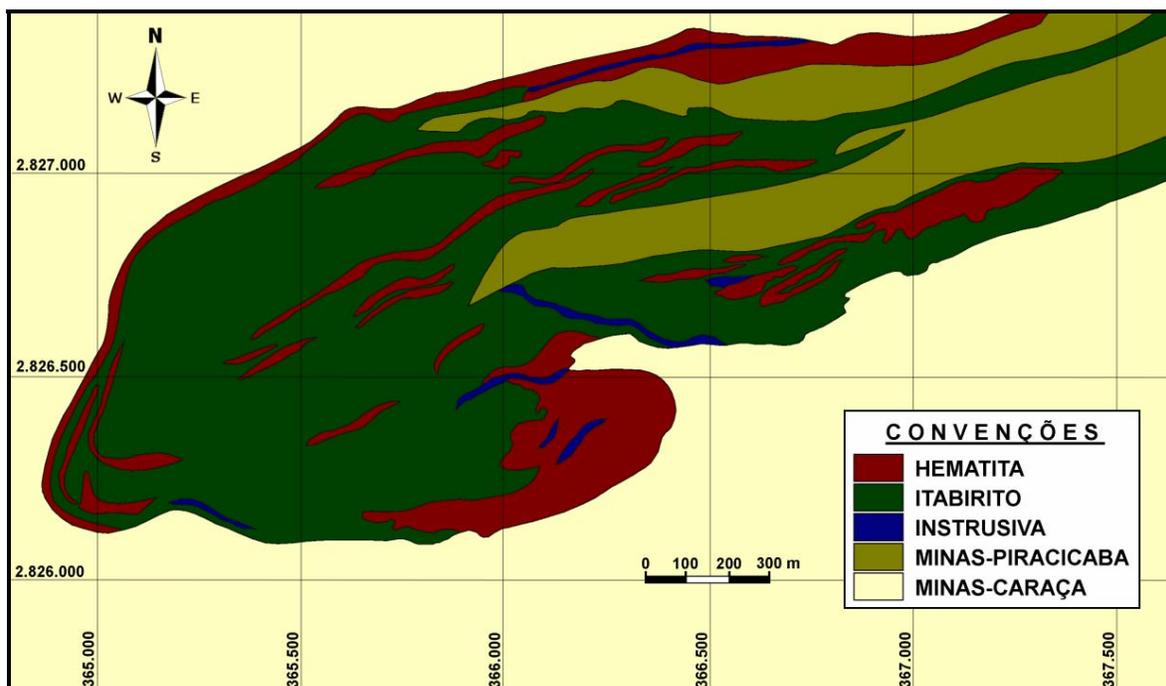
O Grupo Caraça é a base da formação ferrífera, com espessura em torno de 100 m, como resultado de um complexo dobramento, observado principalmente na aba sul. Os tipos litológicos são filitos e quartzitos. O contato com o grupo superior é concordante e gradacional. O Grupo Itabira consiste de itabirito com concentrações locais de corpos hematíticos, constituindo-se na maior reserva de hematita do distrito.

Quartzitos e filitos cinza, algumas vezes grafitosos, do Grupo Piracicaba, assentam sobre o Grupo Itabira.

Rochas metaultramáficas e possivelmente metabásicas, consideradas como intrusivas, aparecem dentro da sequência metassedimentar. As intrusivas são geralmente intemperizadas e podem apresentar-se de modo concordante ou não (DNPM e CVRD, 1986).

### 3.1.1.2 Feição estrutural

O depósito de Conceição apresenta também a forma de uma sinclinal assimétrica, contendo sinclinais e anticlinais com menor escala, com a aba sul altamente deformada por dobramentos e falhamentos. Nessa aba sul, houve também a maior concentração de hematita de alto teor. Na parte leste do depósito, rochas do Grupo Piracicaba aparecem intercaladas com a formação ferrífera e apresentam mergulhos invertidos em relação à estrutura sinclinal (Figura 3.1).



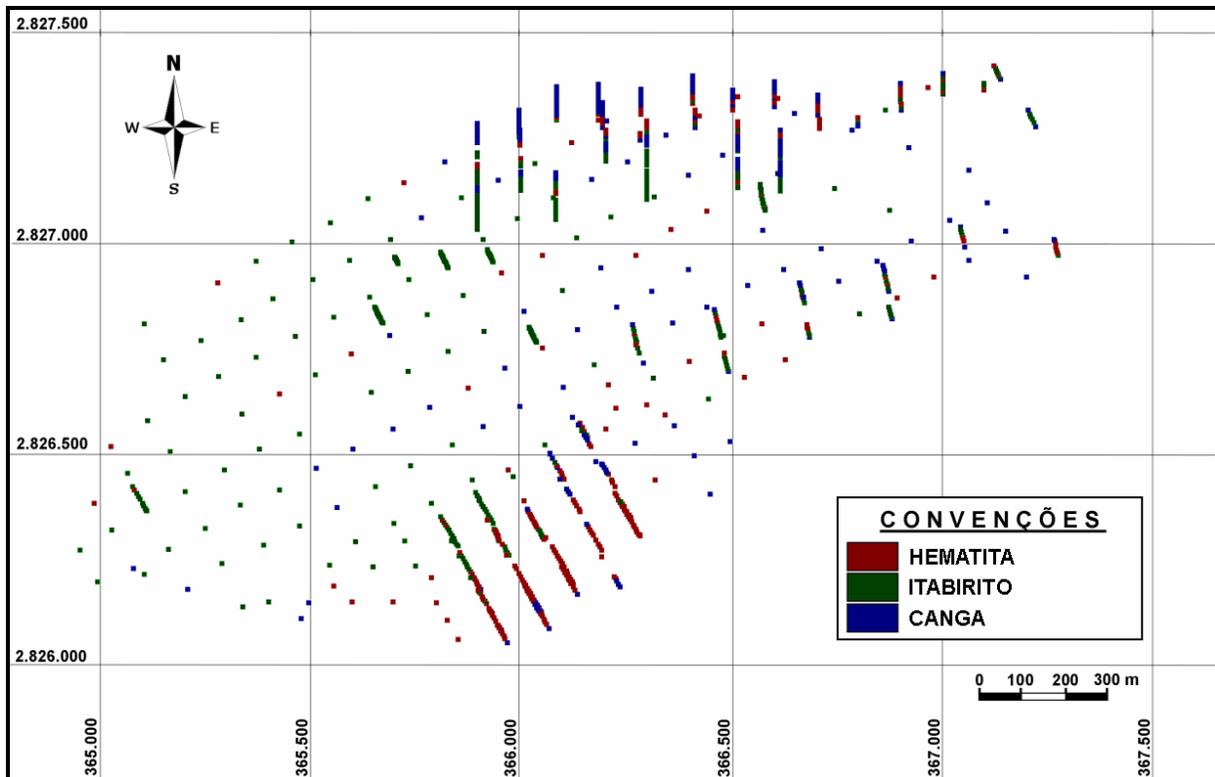
**Figura 3.1** – Mapa geológico da mina Conceição (DNPM e CVRD, 1986 – Capítulo II, Figura 6)

O pico da jazida é constituído basicamente de itabirito duro e friável, e pequenas intercalações de hematita dura. A grande resistência à erosão e desintegração das rochas ferríferas em relação aos granitos-gnaisses e rochas xistosas que circundam a jazida foi a responsável pela manutenção do pico. O processo de intemperismo atuando continuamente criou um chapéu de canga de alta resistência física e que recobre toda a elevação.

Na aba sul da jazida, denominada Corpo C, falhas de empurrão inseriram um pacote de filito quartzoso, provavelmente do Grupo Caraça, dentro da formação ferrífera (DNPM e CVRD, 1986).

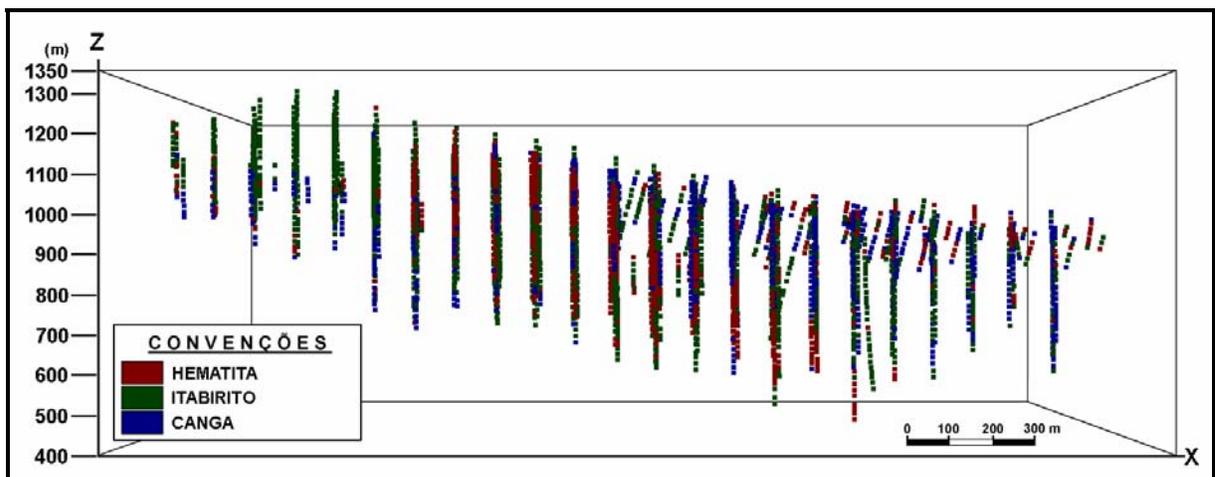
### **3.1.2 Banco de dados**

A Companhia Vale do Rio Doce forneceu um banco de dados contendo dados completos de sondagens preliminares do depósito da mina Conceição. Os dados fornecidos são resultado da descrição geológica e análise de 260 furos de sondagem. Os furos são em sua maioria verticais, existindo alguns grupos com uma certa inclinação e maior concentração em algumas zonas do depósito. A distribuição dos furos obedece quase na totalidade uma malha regular com espaçamento de 100 m entre linhas (Figura 3.2). O eixo de maior comprimento da malha de sondagem está alinhado com o azimute 60°.



**Figura 3.2** – Mapa de localização dos furos de sondagem.

A profundidade dos furos é bastante variada, oscilando na maioria entre 100 e 500 m, em função da forma do corpo mineral (Figura 3.3). A amostragem ao longo dos furos ocorreu na grande maioria em intervalos entre 5 e 25 metros. Com isto, foram coletadas 4.159 amostras para serem analisadas em diversos aspectos.



**Figura 3.3** – Distribuição vertical dos furos de sondagem.

No que diz respeito à geologia, as amostras estão distribuídas em três litologias, sendo elas: o grupo das hematitas, o grupo dos itabiritos e o grupo das litologias de material estéril. A Tabela 3.1 quantifica o percentual de amostras em cada grupo e suas subdivisões litológicas.

**Tabela 3.1:** Distribuição percentual de cada litologia no banco de dados.

<b>HEMATITAS - 22,6 %</b>		<b>ITABIRITOS - 57,8 %</b>		<b>ESTÉRIL - 19,6 %</b>	
HC - Hematita compacta	10,1%	IC - Itabirito compacto	22,8%	CG - Canga	1,3%
HF - Hematita friável	6,8%	IF - Itabirito friável	31,6%	OT - Outros	18,3%
HP - Hematita pulverulenta	4,5%	IH - Itabirito+hematita	2,4%		
HCT – Hematita contaminada	1,2%	ICT - Itabirito contaminado	1,0%		

Apesar de existirem diferentes tipos de hematitas, itabiritos e estéreis, estes serão agrupados em seus respectivos grupos, sendo eles o grupo da hematita, o grupo do itabirito e o grupo da canga, este último representando todas as litologias de estéril. Este agrupamento das litologias tem por finalidade simplificar o trabalho, bem como tornar a hematita uma variável viável de se modelar, já que a quantidade de dados disponíveis para cada tipo de hematita é escassa. Assim, cada amostra do banco de dados será reclassificada como hematita, itabirito ou canga de acordo com a Tabela 3.1. O novo arranjo do banco de dados, os três litotipos, hematitas, itabiritos e cangas passam a ter as proporções de acordo com o cabeçalho da Tabela 3.1.

### 3.2 ABORDAGEM DOS INDICADORES

A idéia da abordagem dos indicadores é codificar todos os dados (diversos litotipos) em um mesmo formato, neste caso, valores de probabilidade. Os dados representam as litologias do depósito, assim, a variável de interesse é tratada como uma variável categórica e não contínua, como seria no caso dos dados de teores. A variável conterà

tantas categorias quantos forem os litotipos que se deseja modelar. Cada amostra, no banco de dados, recebe um valor indicador da probabilidade de ela pertencer a cada categoria ou litotipo. Como os dados são fruto de interpretação geológica, à qual, inicialmente se confere uma certeza absoluta, ou seja, 100% de probabilidade da amostra pertencer a um determinado litotipo, os indicadores recebem o valor 1 para a categoria do litotipo que se está modelando e 0 para os demais litotipos.

Desta maneira, sendo a hematita o litotipo a ser modelado, todo o banco de dados sofrerá um novo arranjo. Desta vez, os litotipos serão substituídos por indicadores de hematita, ou seja, como descrito no parágrafo anterior cada um dos três litotipos (hematita, itabirito ou canga) receberá o indicador correspondente à probabilidade de naquela amostra ou ponto pertencer à classe hematita.

Todas as amostras que representavam o litotipo hematita receberam o valor 1, significando que nesses pontos a probabilidade de ocorrer uma hematita é de 100%. As demais amostras, representantes dos litotipos itabirito e canga, receberam o indicador 0, já que nesses pontos a probabilidade de ocorrer uma hematita é nula. Desta forma, é obtido um terceiro banco de dados, desta vez um banco de dados onde as amostras possuem um valor numérico, e não mais uma representação litológica. Outra mudança importante é o fato de que deste ponto em diante os litotipos itabirito e canga recebem o mesmo indicador (zero), ou seja, passam a serem interpretados sem nenhuma distinção.

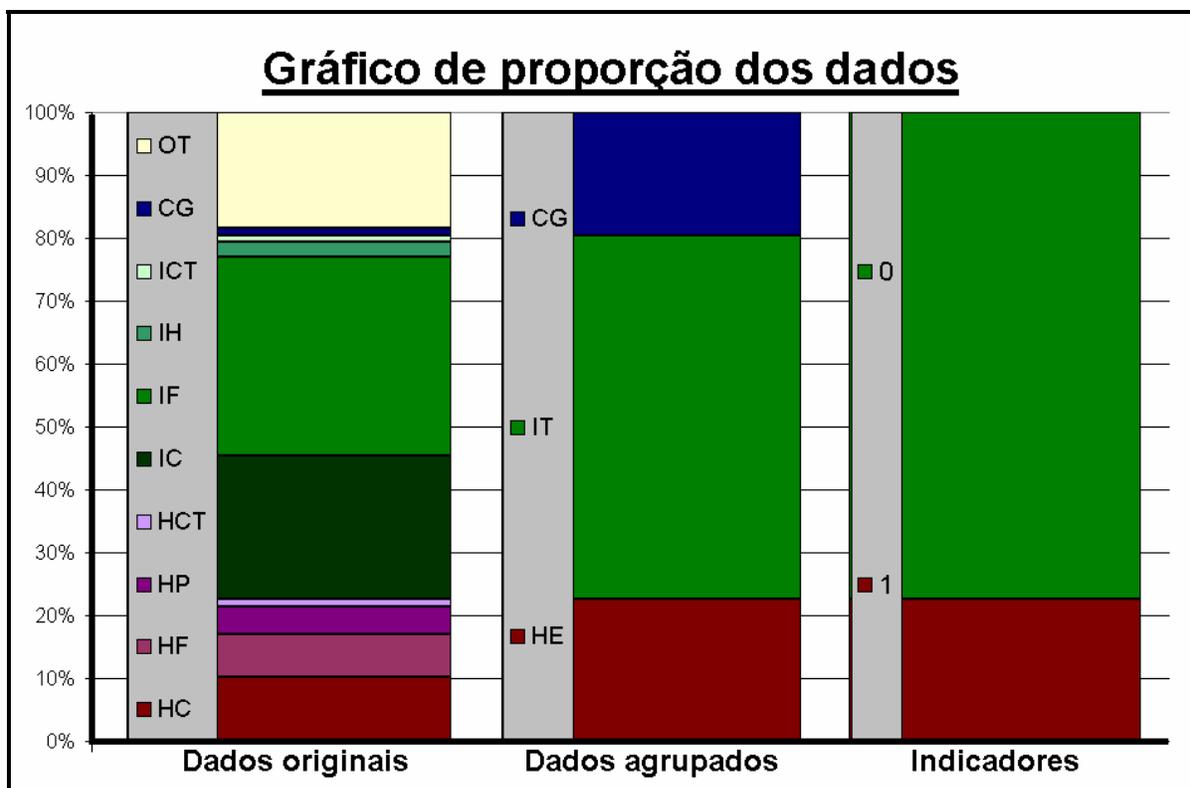
Este novo banco de dados, que agora possui uma conotação binária, será a base de aplicação dos métodos geoestatísticos nos próximos capítulos.

A Figura 3.4 apresenta os agrupamentos e transformações aplicadas aos dados, bem como a simbologia aplicada aos litotipos para simplificar a apresentação no gráfico da Figura 3.5.

Dados Originais	Dados Agrupados	Indicadores
OT –Material estéril	CG –Canga	0 – indicador 0
CG –Canga		
ICT –Itabirito contaminado	IT –Itabirito	
IH –Itabirito + hematita		
IF –Itabirito friável		
IC –Itabirito compacto		
HCT–Hematita contaminada	HE – Hematita	1 – indicador 1
HP –Hematita pulverulenta		
HF –Hematita friável		
HC –Hematita compacta		

**Figura 3.4** – Agrupamentos e simbologia aplicada aos três bancos de dados.

A Figura 3.5 apresenta um gráfico de comparação entre as proporções dos litotipos em cada um dos bancos de dados (original, agrupado e indicadores).



**Figura 3.5** – Gráfico comparativo das proporções dos litotipos em cada banco de dados.

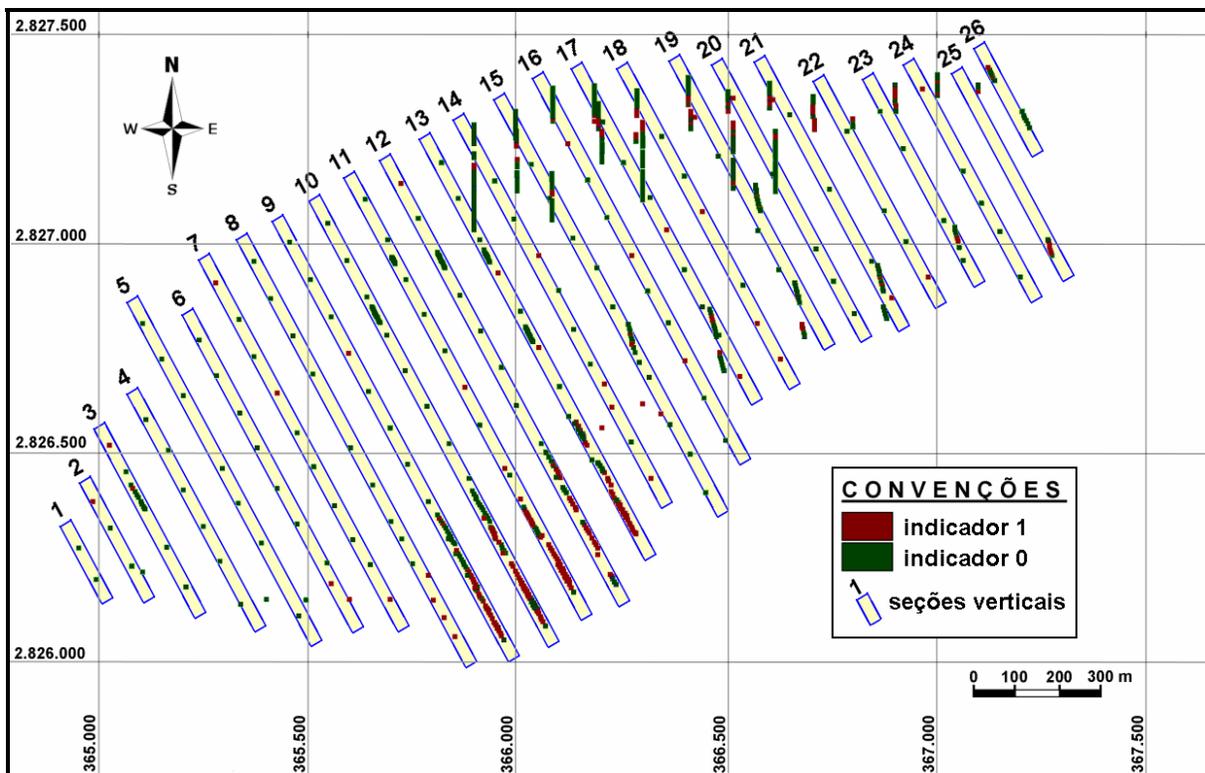
É evidente que nas duas transformações sofridas pelo banco de dados original, o grupo da hematita mantém sua proporção inicial, sendo alteradas apenas as proporções dos itabiritos e estéreis, já que os mesmo se agrupam na última etapa.

É importante salientar que para efeito de aplicação dos métodos, o fato de os itabiritos e estéreis terem recebido o indicador zero, não significa que eles devam ser desprezados. Na verdade, o indicador zero servirá para condicionar a estimativa das probabilidades locais, condicionando o método a aceitar que naquele ponto não deve ocorrer hematita.

### 3.3 SEÇÕES GEOLÓGICAS

Uma das propostas deste estudo, além da aplicação dos métodos geoestatísticos, é a avaliação dos efeitos sobre os resultados decorrentes da adição de dados interpretados a partir de seções verticais interpretadas com os dados das sondagens.

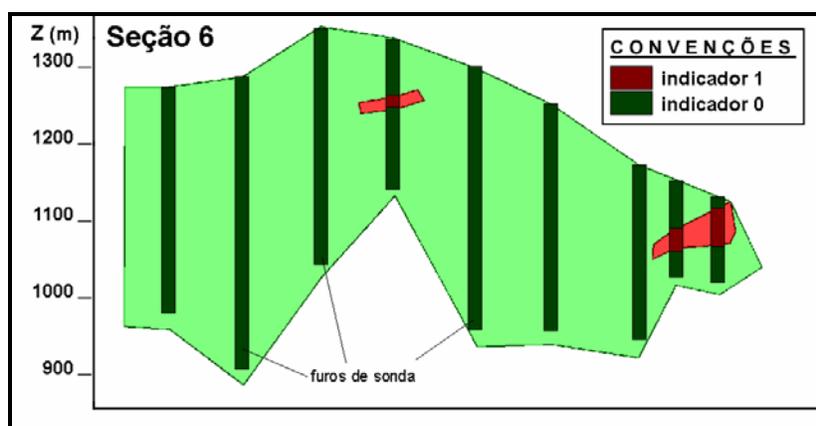
Essas seções verticais são construídas ao longo dos planos correspondentes a cada linha de furos, ortogonais ao eixo de maior comprimento da malha de sondagem. Ao todo são 26 linhas paralelas de furos, que formam 26 seções verticais a serem interpretadas (Figura 3.6).



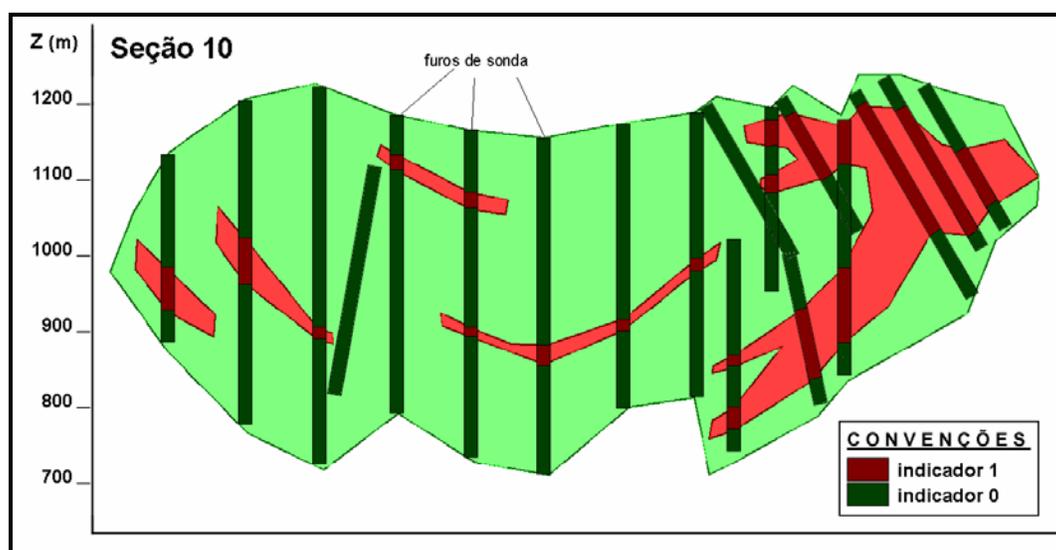
**Figura 3.6** – Visualização em planta das 26 seções verticais junto com os furos de sondagem.

As interpretações geológicas de cada seção vertical foram realizadas de forma tradicional, ou seja, apenas ligando os furos de cada

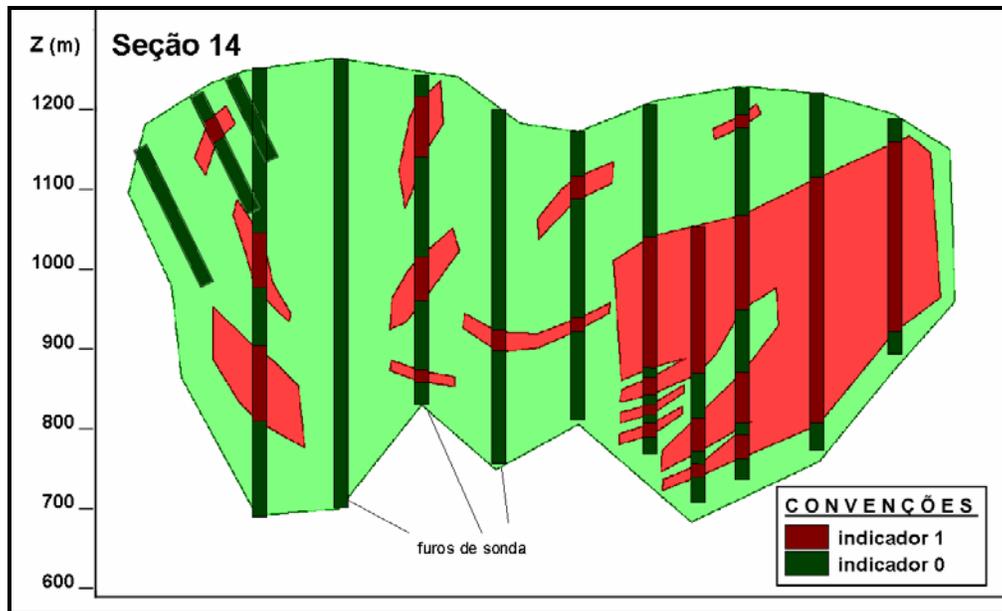
seção tomando como base os contatos entre os litotipos correspondentes aos indicadores 1 e 0. Não dispõem-se de informações adicionais como mapeamento geológico superficial ou outra forma qualquer que possa ser adicionada ao processo de modelagem. Desta maneira, as linhas que unem os mesmos contatos em cada furo acabam por formar a envoltória de cada litotipo. Nas Figuras 3.7 a 3.11, são apresentadas cinco seções verticais (seções 6, 10, 14, 18 e 22) com suas respectivas interpretações geológicas.



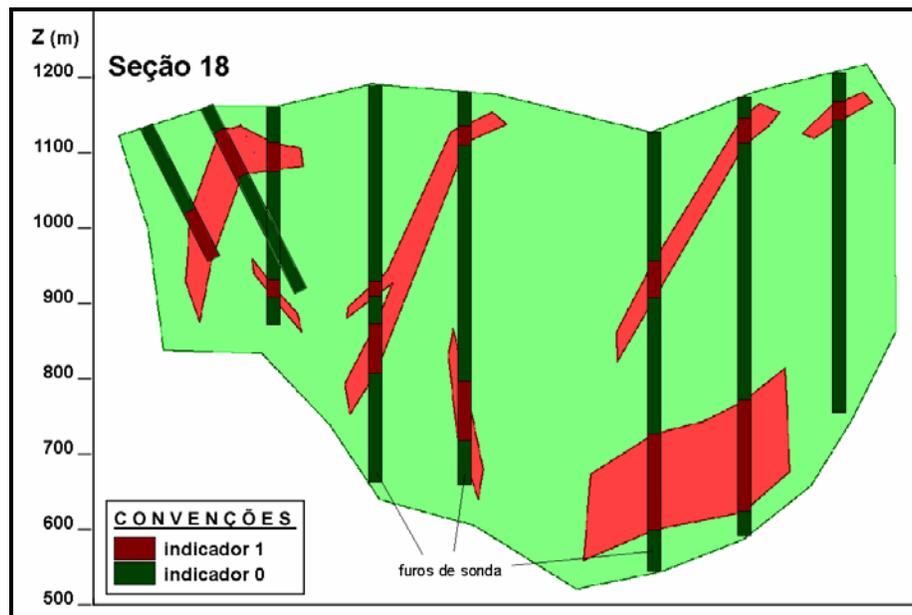
**Figura 3.7** – Seção vertical 6 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE.



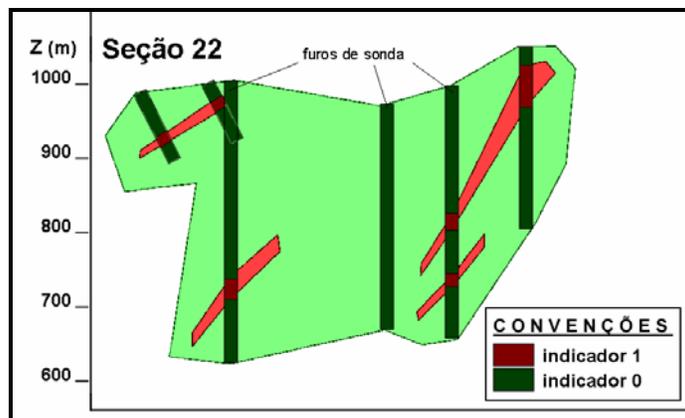
**Figura 3.8** – Seção vertical 10 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE.



**Figura 3.9** – Seção vertical 14 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE.



**Figura 3.10** – Seção vertical 18 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE.

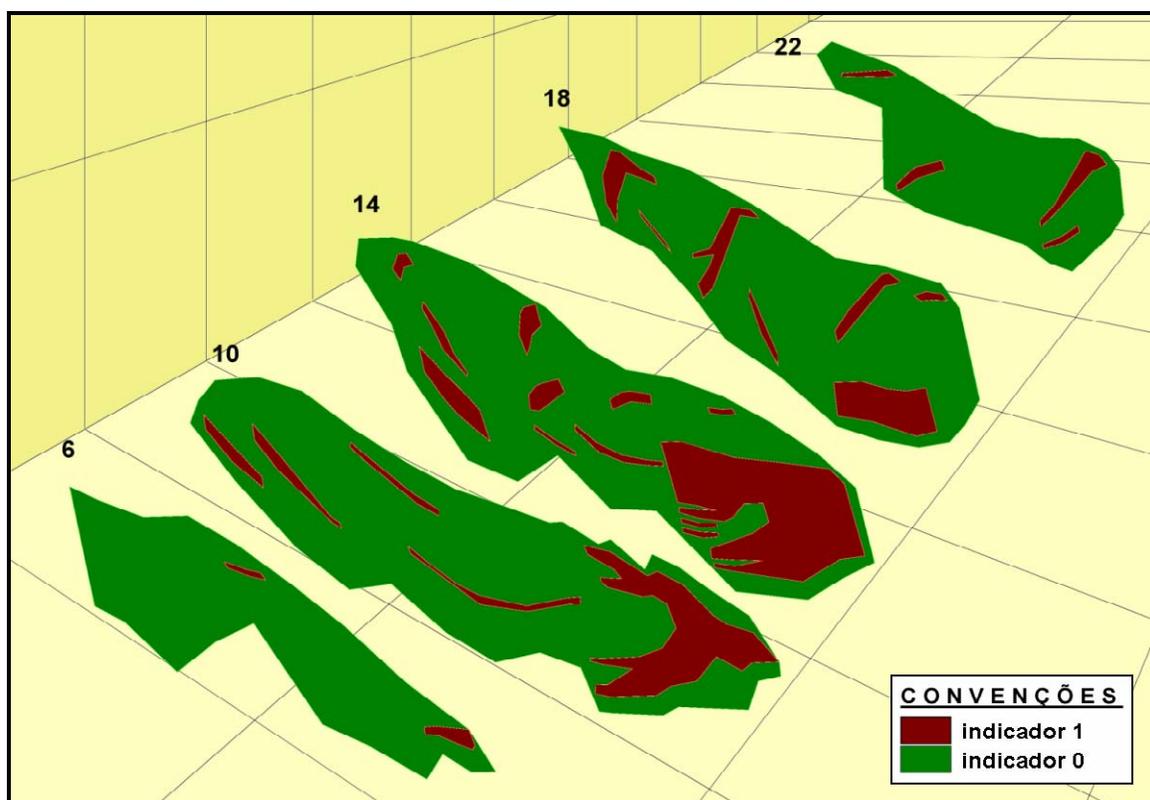


**Figura 3.11** – Seção vertical 22 contendo os seus respectivos furos e interpretações geológicas, com vista de SW para NE.

A interpretação geológica sempre deve levar em conta não somente os dados da sondagem, mas também o conhecimento da geologia local, principalmente dos eventos responsáveis pelas estruturas mais complexas do depósito. Para este estudo, além dos dados de sondagem, também foram fornecidas seções já interpretadas desse depósito, porém com um nível de detalhe e informação muito além do fornecido pela sondagem. Estas seções já interpretadas serviram apenas como um guia para a interpretação das seções dos furos de sonda. Desta forma, usou-se somente a informação dos furos, ou seja, os contatos litológicos foram interpretados apenas de acordo com os dados dos furos, porém, utilizando as seções já interpretadas para ajudar a entender as estruturas envolvidas, principalmente os dobramentos do depósito. Este tipo de ajuda é válido já que em campo o modelador do depósito deve ter algum conhecimento prévio, não no nível destas seções já interpretadas, mas uma visão geral da geologia local e regional. Este conhecimento prévio pode ser proveniente de estudos anteriores ou até mesmo de outros projetos em áreas adjacentes cuja formação geológica seja semelhante.

Com a interpretação geológica dos furos de sonda, e por fim a construção das seções verticais é possível visualizar de forma preliminar

as feições e estruturas geológicas do depósito. Na Figura 3.12, as seções verticais já apresentadas anteriormente (seções 6, 10, 14, 18 e 22), estão dispostas espacialmente em suas respectivas posições. Na visualização da perspectiva tridimensional, já são aparentes as formas e continuidades dos corpos de hematita (indicador 1).



**Figura 3.12** – Visão de perspectiva tridimensional da localização espacial das seções verticais interpretadas (seções 6, 10, 14, 18 e 22).

A interpretação geológica das seções verticais agrega mais informação ao estudo, pois propicia uma visualização da geometria tridimensional do depósito. Esta informação é muito valiosa para avaliar o comportamento espacial dos dados, ajudando na definição das estratégias de cálculo e ajuste dos modelos variográficos do depósito.

Além da informação visual do depósito, como já mencionado no início deste item, as informações obtidas com a interpretação geológica destas seções verticais serão adicionadas ao banco de dados original. O

propósito desta adição de informação é aplicar os métodos geoestatísticos nesse novo banco de dados aumentado, da mesma forma como no caso do banco de dados original, comparando por fim os respectivos resultados. Para transformar estas interpretações geológicas em dados, cada envoltória é preenchida com pontos, aos quais são atribuídos os indicadores referentes à envoltória em que se encontram. Assim, todos os pontos que se encontrarem dentro de uma envoltória correspondente ao indicador 1 receberão como atributo este mesmo indicador. O mesmo vale para o indicador 0 (zero). Com essa transformação, cada seção interpretada gera um banco de dados contendo pontos posicionados espacialmente (coordenadas X, Y e Z) e classificados com o indicador 1 ou 0.

Cabe-se ressaltar, que essa informação interpretada, sob o rigor geoestatístico e amostral, não deveria receber o mesmo nível de importância (pêso) dado às informações derivadas de sondagem (que foram de fato amostradas e não interpretadas). Mesmo sabendo que informações interpretadas não possuem a mesma precisão e acuracidade de dados amostrados, neste estudo, neste estudo atribuiu-se a mesma importância dos dados oriundos de sondagem e de interpretação de forma a simplificar o processo.

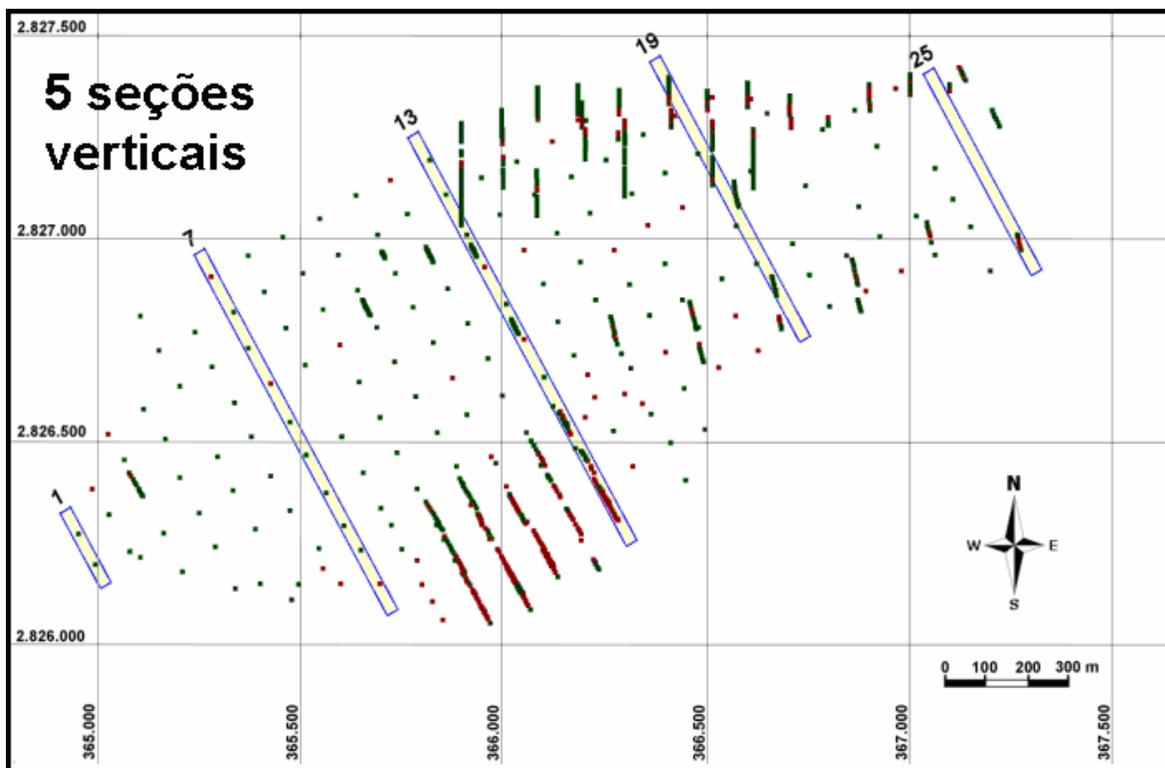
Para melhor avaliar os efeitos da adição de informação, esta é adicionada gradativamente e com comparações progressivas entre cada resultado. São escolhidas primeiramente cinco seções verticais igualmente distribuídas ao longo do depósito, tendo seus respectivos pontos amostrais adicionados ao banco de dados original. O mesmo procedimento é realizado para adicionar mais seções ao banco de dados original. Por fim, são gerados três bancos de dados com dados adicionados aos dados originais. O primeiro contendo os dados originais

acrescido dos dados de cinco seções interpretadas e os dois restantes contendo os dados originais acrescidos de dados de 9 e 13 seções interpretadas. Na Tabela 3.2, são indicadas quais seções verticais formam cada um dos três conjuntos.

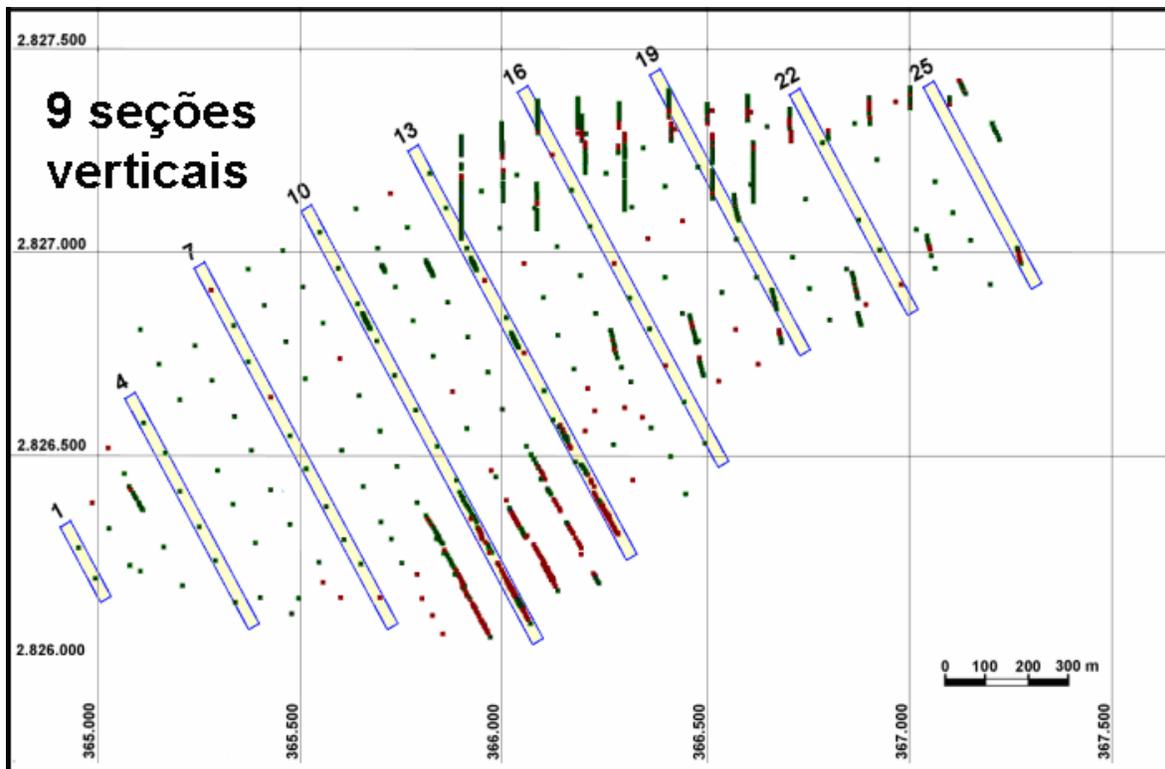
**Tabela 3.2:** Conjuntos de seções e suas respectivas seções verticais.

Conjunto	Seções verticais contidas
5 seções	Seções nº. 1 – 7 – 13 – 19 - 25
9 seções	Seções nº. 1 – 4 – 7 – 10 – 13 – 16 – 19 – 22 - 25
13 seções	Seções nº. 1 – 3 - 5 – 7 – 9 – 11 – 13 – 15 – 17 - 19 – 21 - 23 – 25

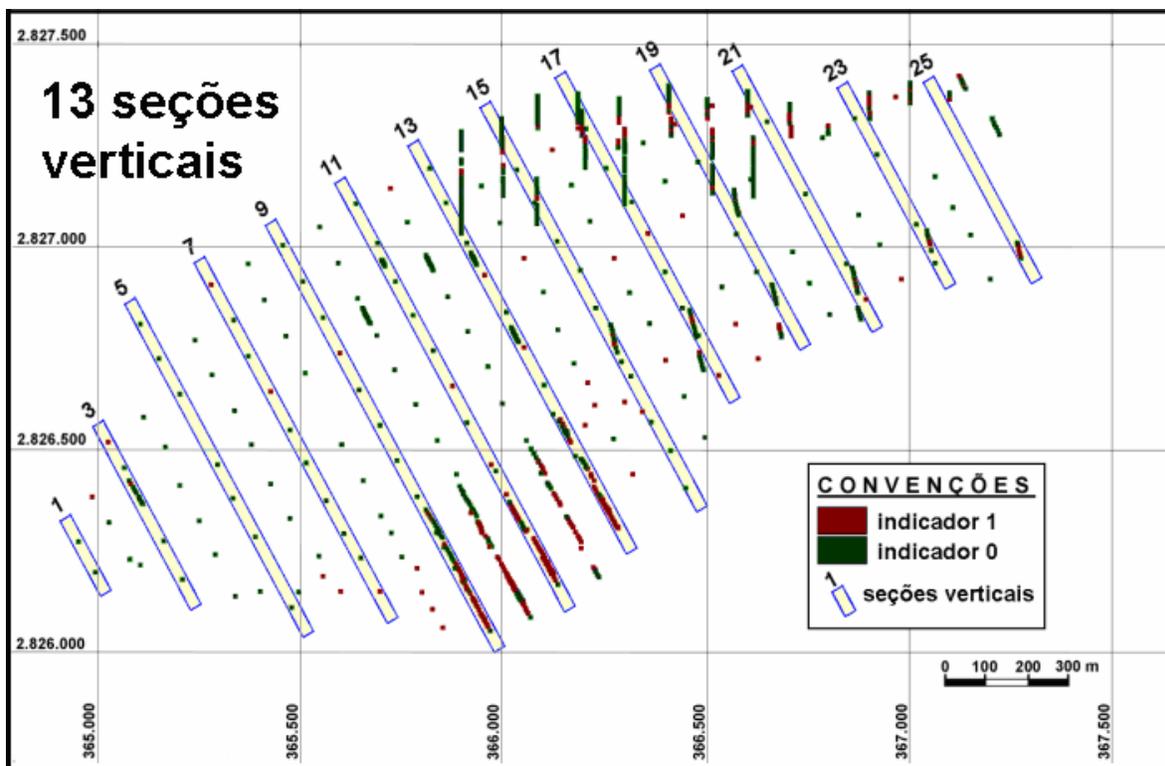
As Figuras 3.13 a 3.15 mostram a distribuição das seções verticais para cada um dos conjuntos de seções (5, 9 e 13 seções respectivamente).



**Figura 3.13** – Visualização em planta da localização das 5 seções, com relação aos furos de sondagem.



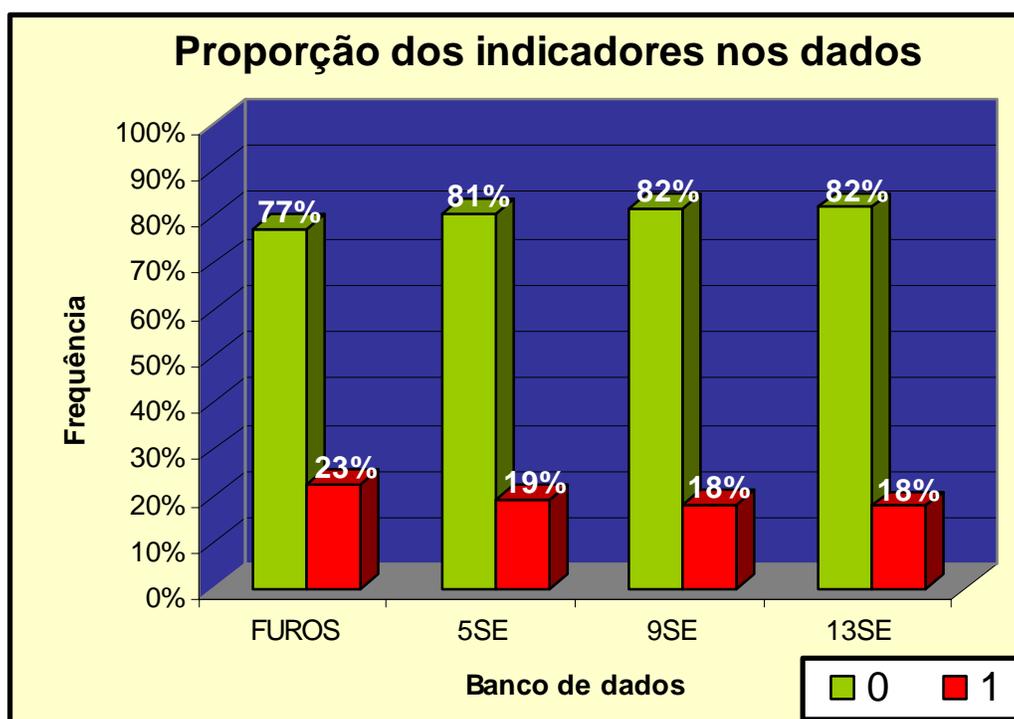
**Figura 3.14** – Visualização em planta da localização das 9 seções, com relação aos furos de sondagem.



**Figura 3.15** – Visualização em planta da localização das 13 seções, com relação aos furos de sondagem.

Por fim, o gráfico da Figura 3.16 quantifica as proporções dos indicadores 1 e 0 em cada banco de dados (original, original + 5 seções, original + 9 seções, e original + 13 seções). Para simplificar a apresentação de dados e resultados, de agora em diante será adotada a seguinte simbologia para se referir a cada um dos bancos de dados:

1. FUROS = banco de dados original (furos de sondagem)
2. 5SE = banco de dados original + dados de 5 seções verticais
3. 9SE = banco de dados original + dados de 9 seções verticais
4. 13SE = banco de dados original + dados de 13 seções verticais



**Figura 3.16** – Gráfico demonstrativo das proporções dos indicadores em cada um dos quatro bancos de dados.

Notadamente, há uma alteração nas proporções com a adição dos dados interpretados, ficando claro que o indicador 0 sofre um incremento na sua proporção e conseqüentemente um decréscimo da proporção do indicador 1. Isto se deve ao fato de o banco de dados original receber uma grande quantidade de dados, cuja proporção do

indicador 0 é muito superior ao indicador 1. Porém, esta alteração independe da quantidade de seções adicionadas, já que nos três casos (5SE, 9SE e 13SE) as proporções se mantiveram praticamente iguais. Há uma tendência, ao realizar-se a interpretação geológica, de penalizar-se a presença de hematita (indicador 1) diminuindo sua área de ocorrência.

Estes quatro bancos de dados serão utilizados nos próximos capítulos na aplicação dos métodos geoestatísticos de krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores.

## 4 KRIGAGEM DOS INDICADORES

Nesse capítulo, é realizada a primeira aplicação geoestatística sobre os dados apresentados no capítulo anterior. Inicialmente, é apresentado o modelamento variográfico, como parte da preparação geoestatística dos dados. A aplicação propriamente dita do método geoestatístico, no caso a krigagem dos indicadores, se dá em sequência ao modelamento e ajuste variográfico. Dentro da aplicação do método de krigagem dos indicadores, são apresentados os parâmetros e ajustes adotados, de acordo com a variografia. O software utilizado no modelamento variográfico e na krigagem dos indicadores é o Isatis da empresa Geovariance.

### 4.1 MODELAMENTO VARIOGRÁFICO

O primeiro passo na aplicação de métodos geoestatísticos como krigagem ou simulação, é a análise da continuidade ou correlação espacial entre os dados. A partir do conhecimento do comportamento espacial dos dados é possível ajustar uma função matemática, que reproduza o mais fielmente possível a correlação entre pares formados com esses dados. Essa função é chamada de semi-variograma ou apenas variograma, como é usualmente utilizado (MATHERON, 1963).

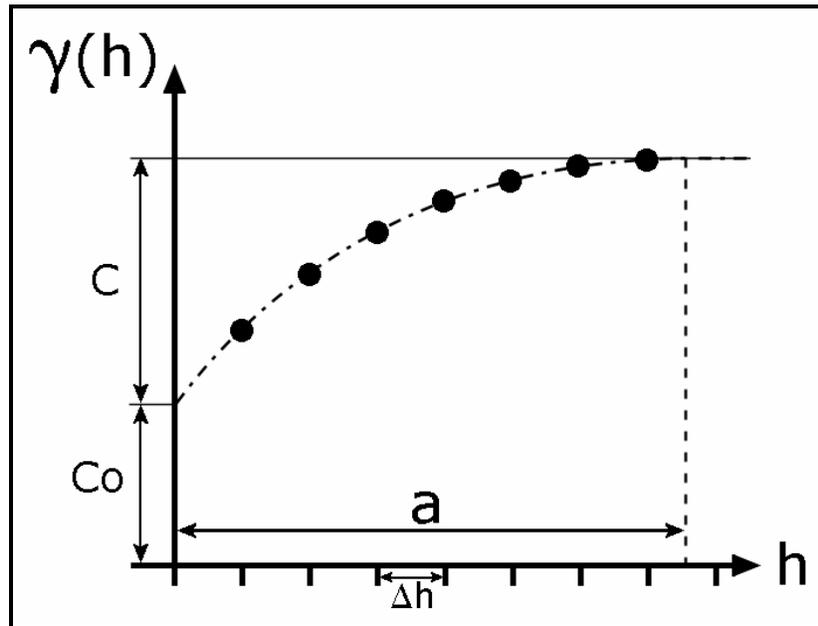
A variografia consiste em avaliar a correlação entre pares de dados separados por uma determinada distância, e em uma determinada direção. Essas distâncias ( $h$ ) entre pares são definidas como sendo múltiplos inteiros de um dado intervalo ( $\Delta h$ ). Para cada valor de distância, é gerado um conjunto de  $n$  pares cujas distâncias de separação entre si sejam aproximadamente a mesma. Assim, para cada conjunto de pares é calculada a variância ( $\gamma(h)$ ) usando:

$$\gamma(h) = \frac{\sum_{i=1}^n \{v(i+h) - v(i)\}^2}{2n} \quad (4.1)$$

onde:

- $\gamma(h)$  = variância dos pares dados separados pela distância  $h$ .  
 $h$  = distância entre os dados que formam um par.  
 $v(i)$  = valor do dado na posição  $i$ .  
 $n$  = número de pares encontrados para cada distância  $h$ .

Com a construção de um gráfico confrontando variância *versus* distância obtêm-se o variograma experimental. Na Figura 4.1, é mostrada a estrutura ou componentes de um variograma experimental.



**Figura 4.1** – Estrutura de um variograma experimental. Onde:  $\gamma(h)$  = variância dos pares de dados separados pela distância  $h$ ;  $h$  = distância entre os dados que formam um par;  $Co$  = efeito pepita;  $C$  = variância dos dados.

Como é de se esperar, a covariância máxima (variância mínima) dos pares de dados ocorre para a distância  $h=0$ . Entretanto, como é observável na Figura 4.1, existe o efeito pepita, onde, mesmo que em distâncias ínfimas, ocorre uma variação significativa entre os pares de dados. O efeito pepita tem sua origem geralmente em erros de

preparação e análise das amostras, ou mesmo na própria campanha de amostragem, onde a coleta dos dados é espaçada demais para que se consiga capturar a variabilidade a curta distância.

O modelamento variográfico consiste, após gerar-se o variograma experimental, em definir uma função matemática que represente o comportamento dos dados em função da distância para qualquer distância de separação  $h$ .

Para o ajuste da função, são escolhidos modelos matemáticos, sendo os mais utilizados os modelos exponencial, esférico e gaussiano. É comum haver dificuldade para um ajuste adequado com apenas um modelo ou estrutura na função. Então, faz-se necessário o uso de duas ou até três estruturas (modelos matemáticos), inclusive combinando-se modelos diferentes para se chegar a uma curva melhor ajustada. Basicamente, o ajuste é feito até onde a curva atingir o patamar de variância máxima dos dados ( $C+Co$  ou *sill*). A distância desse ponto de contato até a origem determina o alcance ( $a$ ) da função variograma. Além dessa distância ou alcance, não há correlação espacial entre os valores da variável em estudo.

Como os resultados dos eventos geológicos expressam-se diferentemente em distintas direções do espaço, sempre haverá uma direção na qual a interdependência dos valores terá maior continuidade, e conseqüentemente um semi-variograma com maior alcance. Essa direção de maior continuidade é definida durante o ajuste do semi-variograma, por meio da varredura do espaço em busca da direção cujo ajuste atinja o maior alcance. Embora a variografia seja um processo de tratamento matemático de dados, é fundamental para um correto modelamento, que se conheça a geologia, ou os processos que geraram

o depósito e afetaram o comportamento espacial da variável que está sendo modelada.

#### **4.1.1 Variografia dos dados**

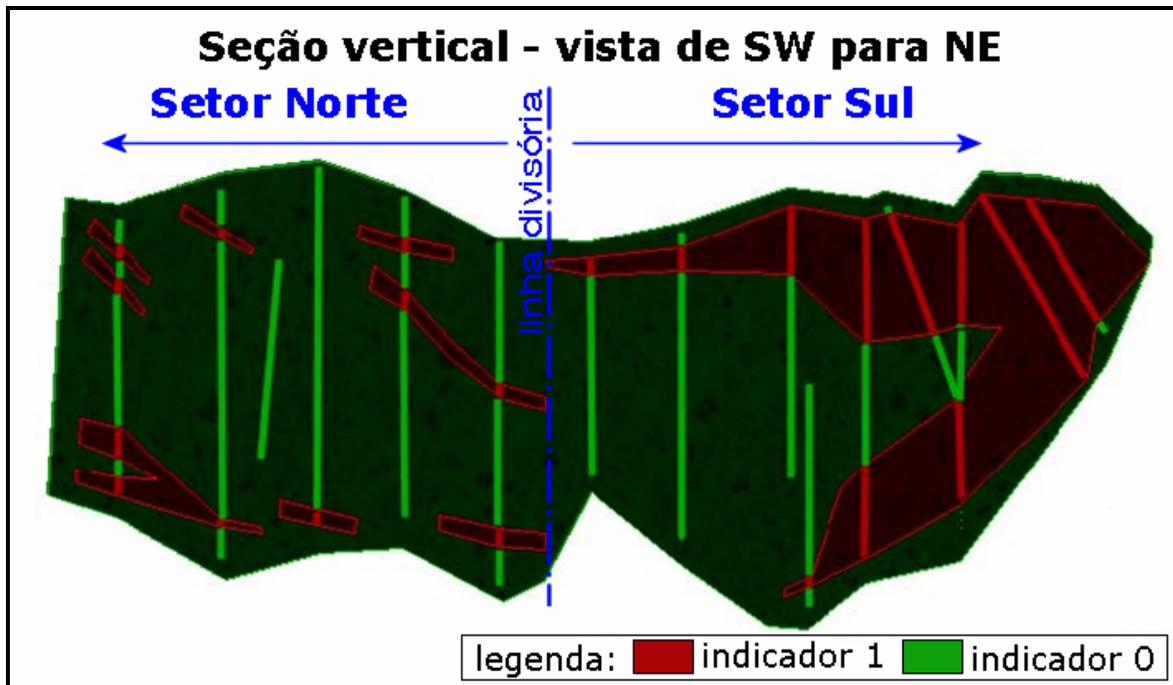
Como já dito anteriormente, o passo inicial para a aplicação da krigagem dos indicadores é o modelamento variográfico dos dados (indicadores). Os parâmetros obtidos na variografia irão controlar a distribuição dos pesos de krigagem, os quais irão influenciar a interpolação dos dados.

Embora tenham sido criados mais três bancos de dados (5SE, 9SE e 13SE), o modelamento variográfico é aplicado apenas aos dados originais. A razão para se deixar de fora os dados gerados pela adição das seções interpretadas, é justamente para evitar que essas concentrações de dados, em uma mesma direção, acabem por influenciar a definição da direção de maior continuidade espacial dos dados que seria obtida diretamente se fosse empregado somente as informações amostrais. Assim, esses dados adicionais servem apenas como condicionantes no processo de interpolação, uma vez que acrescentam mais informação sobre a forma do corpo mineral.

Outro fato importante que deve ser apontado é a divisão dos dados originais em dois setores. Isso se deve ao aspecto geológico do depósito, reforçando a idéia de que o conhecimento da geologia e controle estrutural do depósito é fundamental para um correto modelamento variográfico.

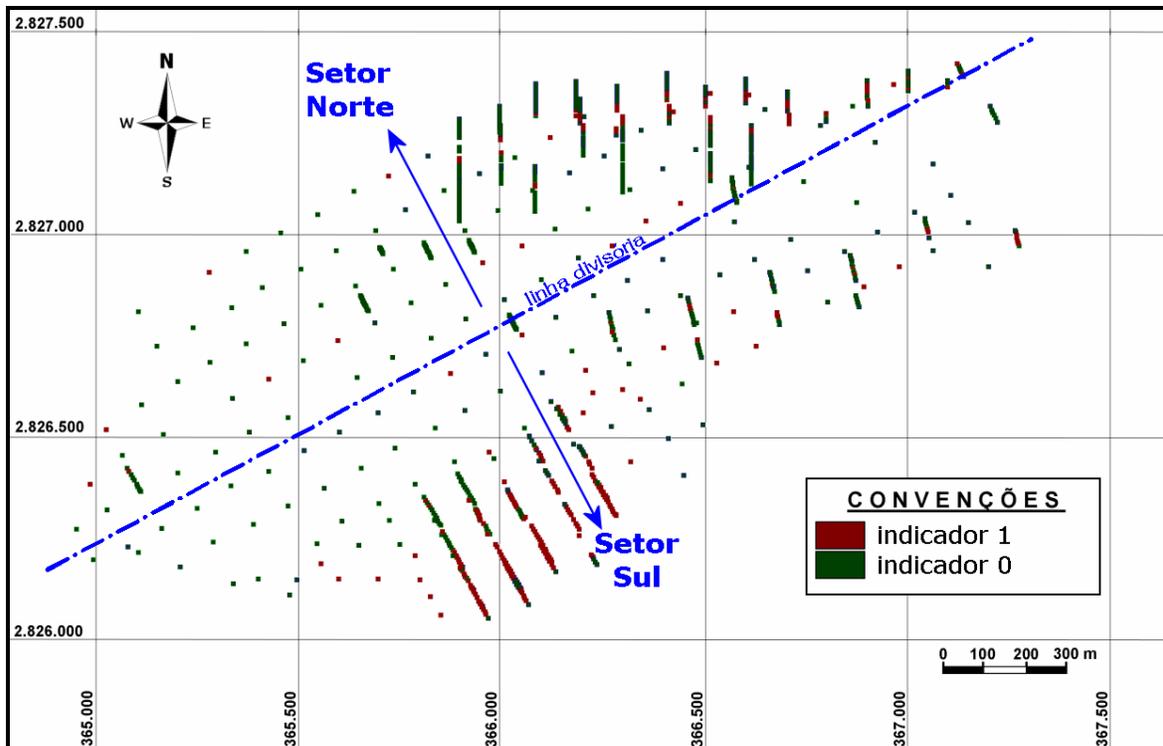
Por se tratar de um depósito com dobramento, os corpos de hematita apresentam comportamentos diferentes em dois setores opostos do depósito (flancos da dobra). A Figura 4.2 mostra uma seção vertical onde é visível o efeito do dobramento sobre os corpos de

hematita, fazendo com que os mesmos mergulhem em direções contrárias. Estes lados opostos tratam-se das porções norte e sul do depósito, imaginando que a linha que as divide é o eixo de maior comprimento, alinhado ao azimute 60°.



**Figura 4.2** – Seção vertical mostrando em corte as porções norte e sul.

Desta forma, o banco de dados foi dividido em duas partes, uma correspondendo aos dados pertencentes ao setor norte e a outra correspondendo aos dados pertencentes ao setor sul do depósito (Figura 4.3).



**Figura 4.3** – Vista em planta dos furos de sondagem, mostrando a divisão dos dados em Setor Norte e Setor Sul.

Assim, a variografia é realizada separadamente em cada setor. Esta divisão dos dados possibilita um melhor ajuste, uma vez que seria extremamente difícil e errôneo o modelamento variográfico de dados cujas direções são discordantes.

A Tabela 4.1 contém a distribuição dos dados em cada porção do banco de dados (norte e sul), além de mostrar as proporções dos indicadores 0 e 1 dentro de cada porção.

**Tabela 4.1:** Distribuição dos dados para os setores Norte e Sul.

SETOR	DADOS	IND. 0	IND. 1
Norte	1.869	87,1%	12,9%
Sul	2.290	69,7%	30,3%

Como forma de simplificar a apresentação do trabalho, todas as etapas do modelamento variográfico são descritas como sendo para um único banco de dados. Seria redundante descrever as etapas para cada

metade dos dados, já que independente dos dados, as etapas são idênticas. A única diferenciação ocorre nos parâmetros obtidos, sendo estes apresentados separadamente para cada setor.

#### **4.1.2 Varredura do espaço**

A busca pelas direções de maior continuidade dos dados começa pelo plano horizontal XoY (Figura 4.4 a). Em um primeiro momento são definidos intervalos de  $10^\circ$  entre cada direção, partindo do azimute zero até o azimute  $170^\circ$ . Desta maneira, são gerados 18 semi-variogramas experimentais, em suas respectivas direções. Visualmente, já é possível perceber a ocorrência da direção preferencial entre os azimutes  $60^\circ$  e  $70^\circ$ . Com a redução do leque de direções, a varredura pode ser realizada com mais precisão. A faixa de direções entre  $60^\circ$  e  $70^\circ$  é verificada com intervalos de apenas  $1^\circ$ , chegando na direção de azimute  $62^\circ$ , como a de maior continuidade no plano horizontal. Esse fato é confirmado pela própria orientação dos dados, ou da malha de sondagem, pois como se trata de dados indicadores, os mesmos tendem a ser mais contínuos nas direções do corpo mineral. Diferente dos indicadores, é o caso de dados de teores, pois para estes a continuidade espacial não depende necessariamente da orientação do corpo mineral. Mais uma vez, fica evidente a importância do conhecimento da geologia do depósito para interpretar ou questionar os resultados obtidos na variografia.

Com a definição da direção no plano horizontal XoY, a mesma passa a representar o eixo X'. Nova varredura é feita, agora no plano vertical X'oZ, ou seja, o plano vertical cuja intersecção com o plano horizontal seja coincidente com a direção horizontal de maior alcance (Figura 4.4 b). A varredura ocorre e sentido horário, tendo como ponto de partida o lado positivo do eixo X'. Esta direção representa o mergulho

(*dip*), onde o ângulo formado entre a direção e o plano horizontal é incrementado de zero até  $170^\circ$  com intervalos de  $10^\circ$ . Da mesma forma como é feito na varredura horizontal, após varrer o plano vertical com intervalos de  $10^\circ$ , a varredura é realizada com incrementos de apenas  $1^\circ$ , para chegar a um valor mais exato. Embora os dados dos setores norte e sul apresentem a mesma direção preferencial no plano horizontal, no plano vertical eles já demonstram diferenças significativas. Os dados do setor norte apresentam mergulho (ou rotação) de  $35^\circ$ , enquanto que os dados do setor sul apresentam apenas  $5^\circ$  com relação ao plano horizontal.

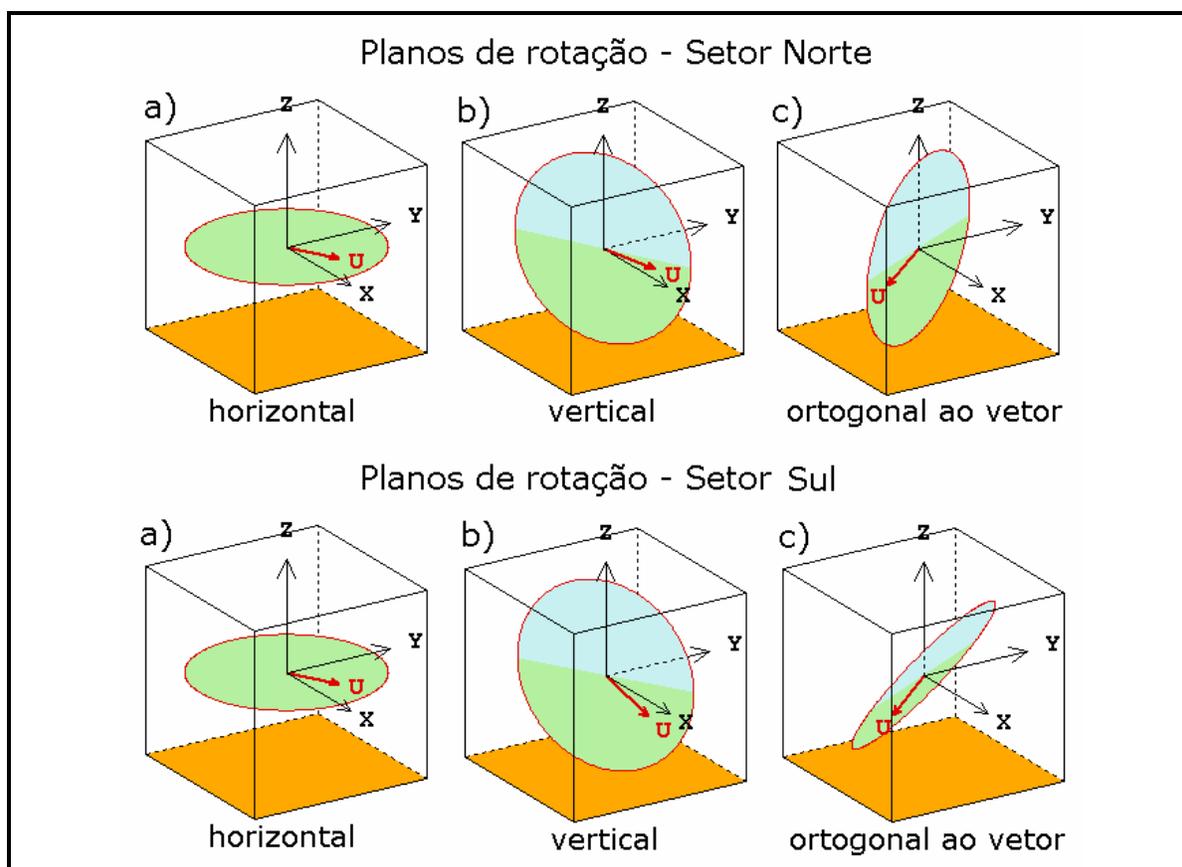
Estas direções cujos vetores apresentam azimute  $62^\circ$  e os respectivos mergulhos de  $35$  e  $5^\circ$ , representam as direções de maior continuidade espacial dos dados dos setores norte e sul, respectivamente.

Além da direção de maior continuidade, também são definidas as direções intermediária e de menor continuidade. Sendo estas duas ortogonais entre si, e contidas num plano ortogonal ao vetor da direção de maior continuidade dos dados (Figura 4.4 c). Tendo este plano como plano de rotação, é realizada a sua varredura, tendo como partida a linha de intersecção deste plano com o plano horizontal. O sentido de rotação é dado pela técnica da mão direita, ou seja, com o polegar representando o vetor da direção principal, os demais dedos apontam para o sentido de rotação. Desta forma, o procedimento é o mesmo da varredura vertical. Parte de zero até  $170^\circ$  com incrementos de  $10^\circ$ , e posteriormente com incrementos de  $1^\circ$  para definição da direção. Neste plano de rotação, são definidas duas direções. A direção de maior alcance neste plano representa a direção intermediária, enquanto que a

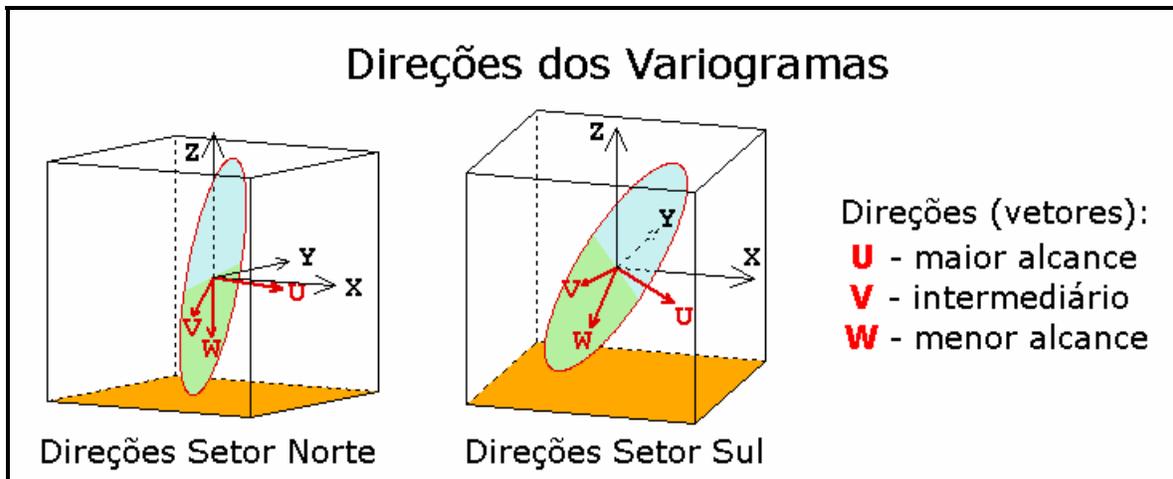
direção de menor alcance representa a direção de menor continuidade espacial dos dados.

Os dados do setor norte apresentam rotação de 5 e 10° para as direções intermediária e de menor continuidade, respectivamente. Já, os dados do setor sul apresentam rotação de 35 e 125° para as direções intermediária e de menor continuidade, respectivamente.

A Figura 4.5 mostra os vetores correspondentes às três direções para cada setor (norte e sul), onde a direção de maior continuidade é representada pelo vetor U, sendo a intermediária e a de menor continuidade, representadas pelos vetores V e W respectivamente.



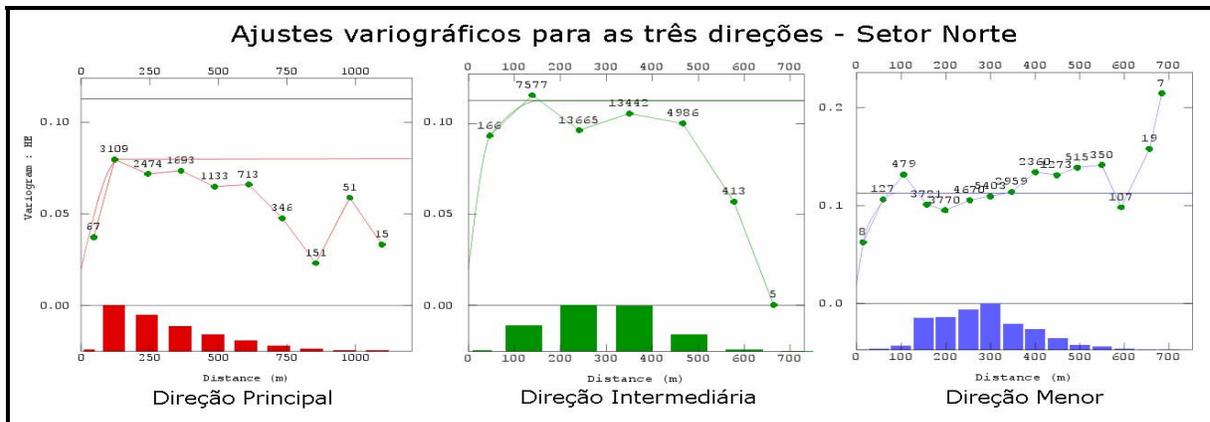
**Figura 4.4** – Planos de rotação: **a)** plano horizontal; **b)** plano vertical; **c)** plano ortogonal ao vetor de maior alcance (Figuras extraídas do programa Isatis).



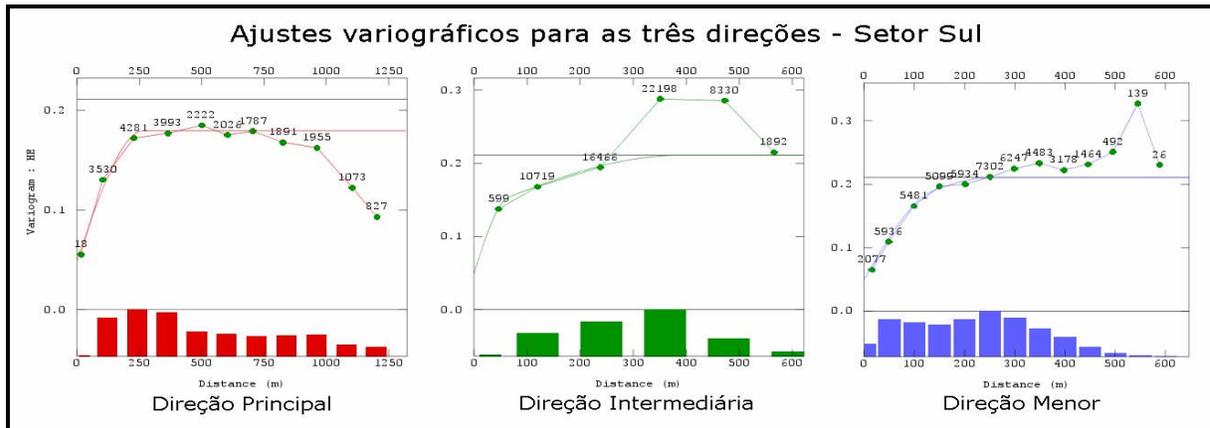
**Figura 4.5** – Vetores representando as direções dos semi-variogramas para os setores norte e sul (Figuras extraídas do programa Isatis).

Para um adequado ajuste dos semi-variogramas dos dados, tanto do setor norte quanto do setor sul, é necessário o uso de múltiplas estruturas na equação do semi-variograma. Devido ao comportamento dos semi-variogramas de ambos os setores, os ajustes se dão através de uma equação de três estruturas, sendo a primeira a componente do efeito pepita, seguida de duas estruturas baseadas na equação do modelo esférico. As Figuras 4.6 e 4.7 mostram os ajustes feitos aos três semi-variogramas de cada setor.

Em ambos, é visível o efeito de anisotropia zonal nos semi-variogramas das direções principais. Em casos como esse, é usual a adoção de um valor muito alto para o alcance do semi-variograma, para que o mesmo atinja o patamar muito além dos limites dos dados. Este artifício; porém, requer um maior cuidado na hora de se estabelecer as estratégias de busca durante a krigagem, pois o alcance exagerado nesta direção faz com que os dados recebam pesos altos em qualquer distância.



**Figura 4.6** – Ajustes variográficos para as três direções do Setor Norte (Figuras geradas no programa Isatis).



**Figura 4.7** – Ajustes variográficos para as três direções do Setor Sul (Figuras geradas no programa Isatis).

Os parâmetros obtidos nos ajustes dos semi-variogramas são a base do processo de krigagem dos indicadores, uma vez que são estes parâmetros que influenciam no cálculo do peso a ser dado a cada amostra no processo de interpolação.

Todos os parâmetros obtidos na variografia e necessários ao processo de krigagem são apresentados nas Tabelas 4.2 e 4.3, respectivamente. Nelas, as direções são representadas por seus respectivos vetores (U, V e W). Os vetores estão representados pelos

ângulos de rotação em cada um dos planos de rotação (planos horizontal, vertical e ortogonal) apresentados anteriormente.

**Tabela 4.2:** Parâmetros de ajuste variográfico para o Setor Norte.

SETOR NORTE							
Estrutura	Modelo	Patamar	Alcances (m)			Rotações	
1 <sup>a</sup>	<i>Ef. pepita</i>	0.020	U	V	W	Z	62°
2 <sup>a</sup>	<i>Esférico</i>	0.035	110	30	20	Y	5°
3 <sup>a</sup>	<i>Esférico</i>	0.057	1E+06	90	30	X	10°

**Tabela 4.3:** Parâmetros de ajuste variográfico para o Setor Sul.

SETOR SUL							
Estrutura	Modelo	Patamar	Alcances (m)			Rotações	
1 <sup>a</sup>	<i>Ef. pepita</i>	0.050	U	V	W	Z	62°
2 <sup>a</sup>	<i>Esférico</i>	0.129	290	125	65	Y	35°
3 <sup>a</sup>	<i>Esférico</i>	0.076	1E+06	430	260	X	125°

## 4.2 KRIGAGEM DOS INDICADORES

A krigagem dos indicadores é uma metodologia proposta por JOURNEL (1982, 1983), que consiste em gerar uma distribuição acumulada de probabilidades, através de transformação não linear. Cada dado de entrada é representado por um valor indicador ou uma categoria. Desta forma, para cada ponto estimado pela krigagem, são gerados valores de probabilidade de o mesmo pertencer a cada uma das categorias. Por se tratarem de variáveis categóricas, cada categoria será

representada por um valor indicador correspondente. Para variáveis contínuas, os valores são divididos em intervalos ou classes, onde cada intervalo corresponde a uma categoria. Neste caso, quando feita a estimativa, cada ponto recebe como valor estimado, a probabilidade de pertencer a cada uma destas categorias.

Em GOOVAERTS (1997), são apresentadas algumas abordagens em torno da krigagem dos indicadores. Dentre elas, a krigagem simples dos indicadores e a krigagem ordinária dos indicadores.

Na krigagem simples dos indicadores, a média dos indicadores é assumida conhecida e constante em todo o domínio que se realiza a estimativa. Essa média é, nesse caso, obtida através da frequência acumulada das amostras desagrupadas. Os pesos de krigagem resultam solução da matriz das covariâncias dos indicadores para cada intervalo (teor de corte).

A krigagem ordinária dos indicadores considera que a média dos indicadores sofre variações, sendo diferente para cada domínio local, dentro do domínio total onde se estima. Da mesma forma que ocorre na krigagem simples, a média dos indicadores é estimada a partir dos dados dentro de cada domínio local.

Levando em conta cada intervalo limitado pelos teores de corte, ambas as krigagens, simples e ordinária, estimam os indicadores levando em conta apenas os indicadores dos dados referentes a este intervalo. Assim, para cada intervalo os dados receberão indicadores diferentes, ou seja, recebendo o indicador um (1) se pertencerem ao intervalo, ou indicador zero (0) para o caso contrário (demais intervalos de classe).

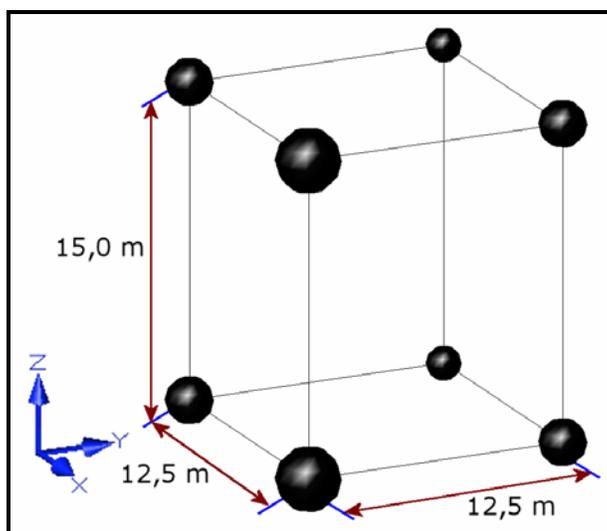
Esta categorização dos dados é uma forma de anular, ou pelo menos amenizar, os efeitos dos valores extremos, como ocorre com dados de teores em depósitos minerais. Nesse tipo de variável, é comum a ocorrência de valores muito baixos ou muito altos, ou até mesmo ambos. No momento em que são aplicados teores de corte nos valores, os mesmos são agrupados em categorias, onde os valores extremos deixam de ter uma influência mais significativa em relação aos outros valores.

#### **4.2.1 *Grid* de krigagem**

Como todo método interpolador, o método de krigagem em geral, utiliza um *grid* de pontos ou um modelo de blocos, o qual é preenchido com os valores estimados. Existem inúmeros programas de computador com aplicação de métodos de krigagem. Embora se esteja utilizando um mesmo método de krigagem, a forma como cada programa constrói e preenche o *grid* de pontos é distinta. Uma atenção especial deve ser dada ao posicionamento dos pontos do *grid* no espaço. O usual, é que as coordenadas de um determinado ponto do *grid* correspondam às coordenadas do centróide do bloco equivalente num modelo de blocos. Assim, independentemente de se estar preenchendo um *grid* de pontos ou um modelo de blocos, ambos estarão estimando valores nos mesmos locais. Porém, em alguns programas as coordenadas dos pontos não coincidem com os centróides dos blocos, mas sim com um de seus vértices. A não observância dessas diferenças acarreta em erros de posicionamento nas três direções (X, Y e Z). Erros esses da ordem da metade da dimensão do bloco em cada direção.

Neste estudo, é utilizado um *grid* de pontos, para futura comparação com o *grid* preenchido pela simulação sequencial dos indicadores. Devido a questões técnicas como capacidade de

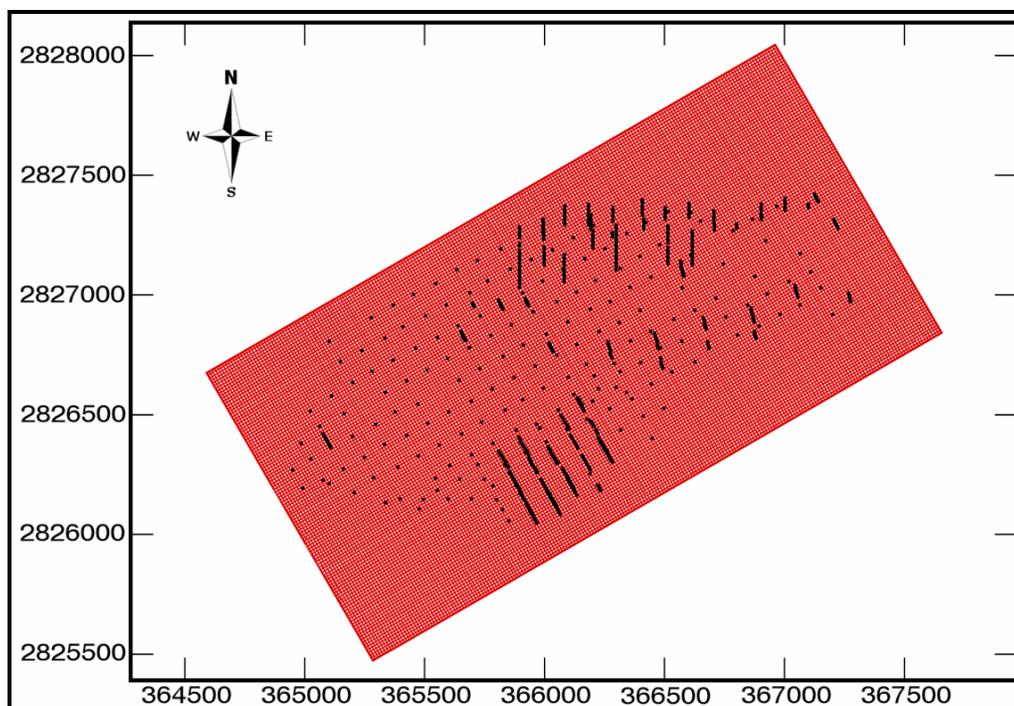
processamento e tempo de execução, o *grid* ficou limitado a 1.379.840 pontos (blocos). Essa limitação se dá pela redução do espaço abrangido pelo *grid*, e também pela distância mínima entre os pontos. A distância vertical de separação dos pontos é limitada pela distância de amostragem ao longo dos furos de sonda, ou seja, é fixa em 15 metros. As distâncias horizontais entre furos são de 12,5 m nas duas direções (X e Y). A Figura 4.8 traz um modelo reduzido do *grid*, indicando as distâncias de separação entre os pontos.



**Figura 4.8** – Modelo reduzido do *grid*.

Para abranger toda a região espacial que envolve os dados, e ao mesmo tempo possuir a menor quantidade de pontos possível, o *grid* se encontra alinhado com as linhas da malha de sondagem. Para tanto, o *grid* sofreu uma rotação de 30° em senti anti-horário de leste para norte (Figura 4.9).

Todas as características do *grid* de pontos estão dispostas na Tabela 4.4. Embora seja apresentado apenas um *grid*, o mesmo, assim como os dados, foi dividido em duas porções (norte e sul), para que sejam estimadas de acordo com seus respectivos semi-variogramas.



**Figura 4.9** – Posicionamento horizontal do *grid* (área em vermelho) em relação aos dados.

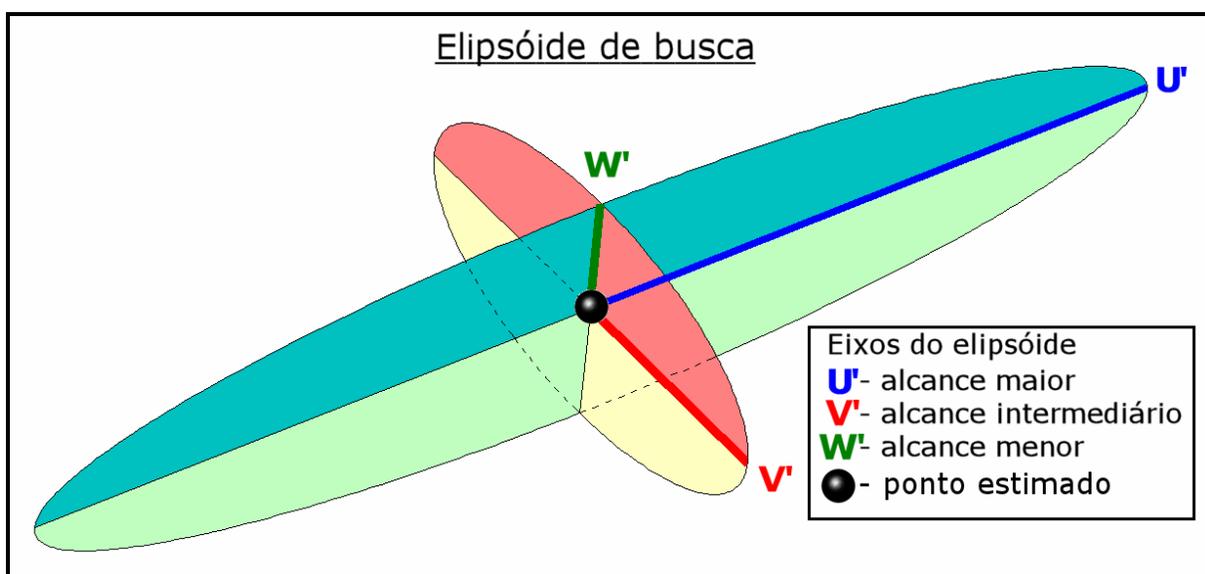
**Tabela 4.4:** Definições do *grid* de pontos utilizado na krigagem dos indicadores.

Direção	Origem (m)	Linhas	Espaçamento (m)	Comprimento (m)
X	365284	220	12,5	2.750
Y	2825473	112	12,5	1.400
Z	520	56	15	840

#### 4.2.2 Estratégia de busca

Além do controle sobre o comportamento espacial dos valores dado pelo modelamento variográfico, existe; também, o controle sobre o modo como são selecionados os dados a serem utilizados na estimativa de cada ponto do *grid*. Este controle é chamado de estratégia de busca, onde alguns parâmetros definem quantos dados serão utilizados, até que distância do ponto estimado será feita a busca e até mesmo em qual direção esse raio de busca será maior ou menor (anisotropia).

Existem algumas diferenças no modo como alguns programas definem os parâmetros de busca. Alguns possuem mais itens ou meios de controlar esse processo, mas basicamente, todos utilizam a mesma forma de selecionar os dados. A forma básica de seleção é através de um elipsóide, ou elipse no caso bidimensional. Este elipsóide de busca é uma região no espaço, cujo centro de gravidade se encontra no ponto ao qual se quer estimar um valor. Este elipsóide é definido por três eixos ( $U'$ ,  $V'$  e  $W'$ ), cujos raios são definidos pelo usuário. De forma semelhante à variografia, os eixos  $U'$ ,  $V'$  e  $W'$  representam as direções de maior, médio e menor alcance, respectivamente (Figura 4.10). Porém, estes eixos não possuem necessariamente os mesmos alcances dos semi-variogramas. Na verdade, os valores de alcance dos eixos do elipsóide apenas devem ser baseados nos alcances dos semi-variogramas, podendo é claro serem idênticos. Também, cabe salientar, que inclusive as direções do elipsóide, podem não ser coincidentes com as direções determinadas pelo modelamento variográfico. Neste estudo, as direções do elipsóide são idênticas às direções dos semi-variogramas.



**Figura 4.10** – Modelo de elipsóide de busca com seus três eixos principais ( $U'$ ,  $V'$  e  $W'$ ).

Obviamente, os alcances do elipsóide de busca costumam ser menores (no máximo iguais) que os alcances dos semi-variogramas, em suas respectivas direções. Não faz muito sentido utilizar dados que estejam a distâncias onde já não existe mais correlação espacial para a variável que está sendo estimada.

Apesar de o elipsóide de busca determinar quais dados estão aptos para serem utilizados, nem todos serão efetivamente considerados no processo. Existe também uma limitação de dados escolhidos dentro do próprio elipsóide. Para tal, são definidas quantidades mínimas e máximas de dados a serem considerados na estimativa. Essa restrição pode ser realizada de duas maneiras:

- i. por meio de um número mínimo e máximo de dados a serem considerados. Assim, para um número máximo de  $n$  dados, durante o processo, serão considerados os  $n$  dados mais próximos ao ponto em questão. No caso de a quantidade de dados encontrados dentro do elipsóide ser inferior ao número mínimo estabelecido, tal ponto não recebe estimativa.
- ii. por meio de octantes, onde o elipsóide é dividido igualmente em oito partes. Após, são definidos os valores mínimo e máximo para o número de dados a serem considerados dentro de cada octante. Este é um recurso muito utilizado para limitar a quantidade de dados utilizados em um mesmo furo de sonda. Pois, se o ponto a ser estimado se encontra próximo a um furo, a tendência é que o mesmo seja estimado apenas com os dados deste furo (pela proximidade).

Como visto na variografia, em ambos os setores (norte e sul), os semi-variogramas possuem um alcance muito grande em suas direções principais. Com tais alcances, qualquer dado encontrado nessas direções recebe um peso de krigagem elevado, mesmo estando no lado oposto do depósito. Para contornar este fato, os alcances são limitados pelo elipsóide de busca.

A Tabela 4.5 apresenta os parâmetros de busca utilizados na krigagem dos indicadores, para os dados dos setores norte e sul. Aqui, entende-se por dados dos setores norte e sul, os dados contidos nos quatro bancos apresentados no capítulo 3 (Furos, 5SE, 9SE e 13SE).

**Tabela 4.5:** Parâmetros de busca para os setores norte e sul, e os parâmetros de restrição de dados dentro do elipsóide.

Setor Norte		Setor Sul		Restrição: uso de octantes		
Direção	Alcance (m)	Direção	Alcance (m)	n.º de dados	Octante	Total
U'	500	U'	500	Mínimo	1	8
V'	90	V'	200	Máximo	3	24
W'	30	W'	150			

#### 4.2.3 Resultados da krigagem dos indicadores

O processo de krigagem dos indicadores é executado de forma separada para cada um dos oito bancos de dados: bancos FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE do setor norte; e bancos FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE do setor sul. Porém, como mencionado anteriormente, os parâmetros de busca e variografia apenas diferem entre os setores (norte e sul), sendo idênticos para todos os bancos do mesmo setor.

Na Tabela 4.6, são apresentadas a quantidade de pontos estimados para cada banco de dados, e a distribuição das proporções de cada classe de probabilidade, como fração do total de pontos estimados.

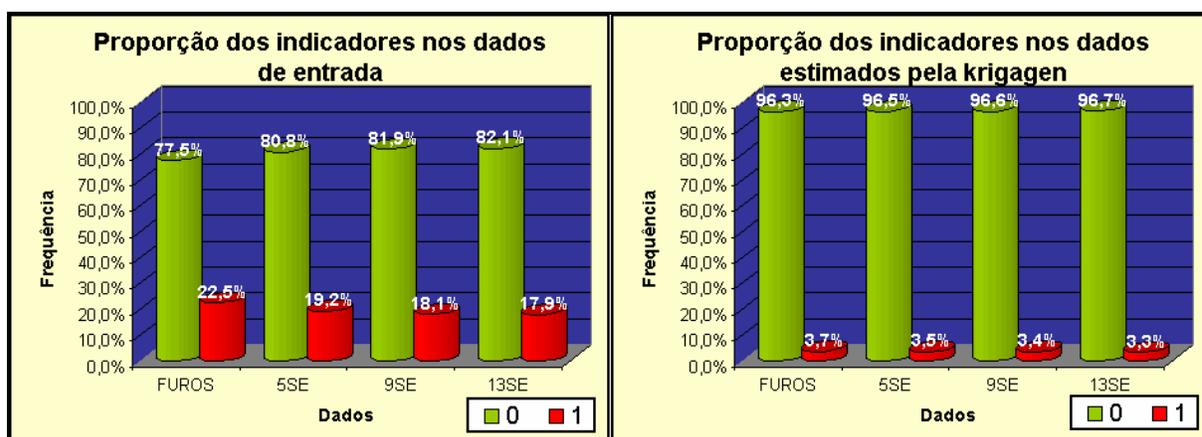
**Tabela 4.6:** N.º de pontos estimados e distribuição das proporções, para os resultados das krigagens dos bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE.

BANCO	N.º DE PONTOS ESTIMADOS			FRAÇÃO DO TOTAL	
	TOTAL	Prob. 0-49%	Prob. 50-100%	Prob. 0-49%	Prob. 50-100%
FUIROS	1.249.333	1.202.968	46.365	96,3%	3,7%
5SE	1.254.285	1.210.982	43.303	96,5%	3,5%
9SE	1.263.930	1.220.672	43.258	96,6%	3,4%
13SE	1.262.655	1.220.358	42.297	96,7%	3,3%

Embora a krigagem dos indicadores seja realizada com dados indicadores, ou seja, apenas com valores zero e um, o resultado é uma distribuição contínua entre estes dois valores. Este fato merece certo cuidado na hora de comparar os resultados com os dados de entrada.

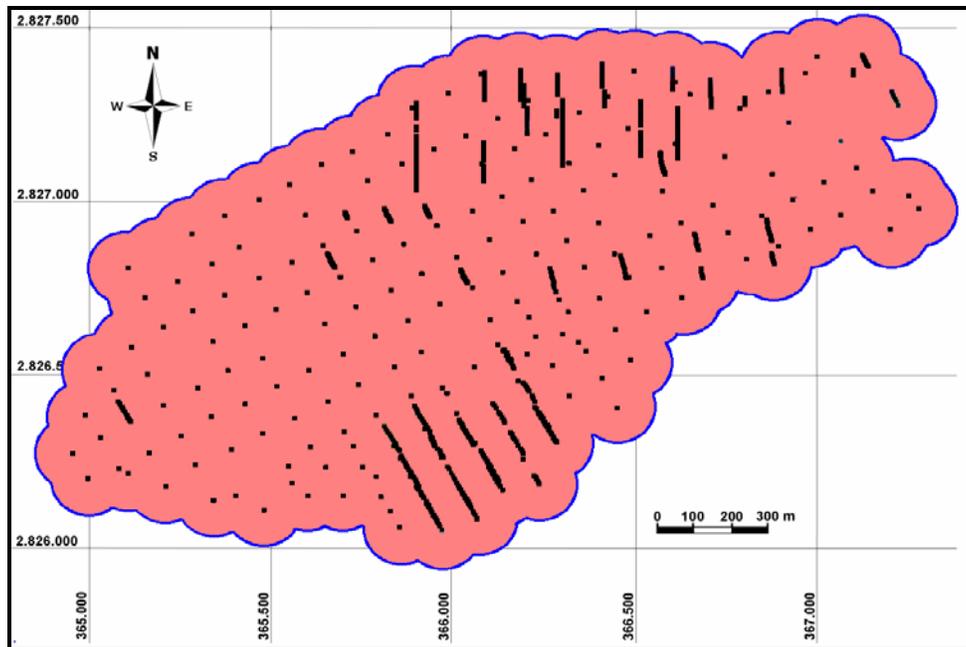
Ocorre, também, uma mudança nas proporções entre os indicadores ou litologias, quando são comparados os dados de entrada com os dados estimados. A principal razão disso está na geometria do *grid* de pontos. O *grid* de pontos não está confinado ao mesmo espaço definido pelas amostras, ou seja, ele pode abranger uma região bem além dos dados (extrapolação). Quanto maior for esta diferença entre a região dos dados e a região abrangida pelo *grid*, maior será a diferença entre as proporções. O motivo é simples, dependendo do raio de busca e alcance do semi-variograma, a tendência é de que os dados que se encontram nas bordas do depósito sejam extrapolados na estimativa, aumentando assim a sua proporção com relação aos dados internos. Estes têm a sua extrapolação limitada pela influência dos dados circundantes. Além do efeito suavizador da krigagem, que subestima os altos valores (1) e superestima os baixos (0). O resultado da suavização tende a aumentar a proporção de 0 e diminuir a de 1 no modelo krigado.

Os dois gráficos da Figura 4.11 mostram claramente a alteração sofrida pelas proporções dos indicadores 0 e 1 nos dados originais e nos valores estimados pela krigagem. Conforme mencionado anteriormente, os valores estimados pela krigagem possuem uma distribuição contínua dentro do intervalo (0;1). Para possibilitar a comparação entre as proporções destes valores estimados com as proporções dos dados originais, os estimados foram separados em duas classes de probabilidade. A primeira classe compreende os valores estimados inferiores a 0,5 (50% de probabilidade), e assim, considerados como indicador 0 (zero). A segunda classe representa os valores iguais ou superiores a 0,5, considerando-os como indicador 1.



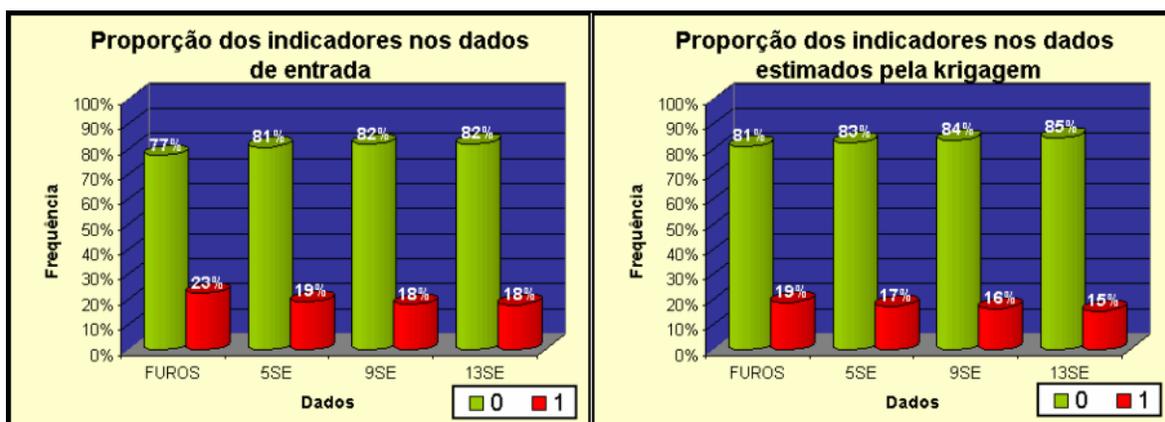
**Figura 4.11** – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores estimados pela krigagem dos indicadores para cada um desses bancos (a direita).

Uma forma de aproximar as proporções dos indicadores nos dados originais com as proporções dos indicadores estimados pela krigagem, é através do confinamento ou redução do *grid* para dentro da área de influência dos dados permitindo uma extrapolação máxima de 100 m além dos furos (Figura 4.12).



**Figura 4.12** – Mapa de localização dos furos de sondagem, mostrando a zona de influência dos dados até onde permite-se extrapolação.

Com a utilização apenas dos valores estimados dentro da região dos dados (com extrapolação de 100 m) é possível se fazer uma comparação mais adequada das proporções dos indicadores originais e estimados. Esta comparação é mostrada na Figura 4.13, onde é possível visualizar uma pequena diferença nas proporções dos indicadores, bem diferente da comparação mostrada nos gráficos da Figura 4.11.

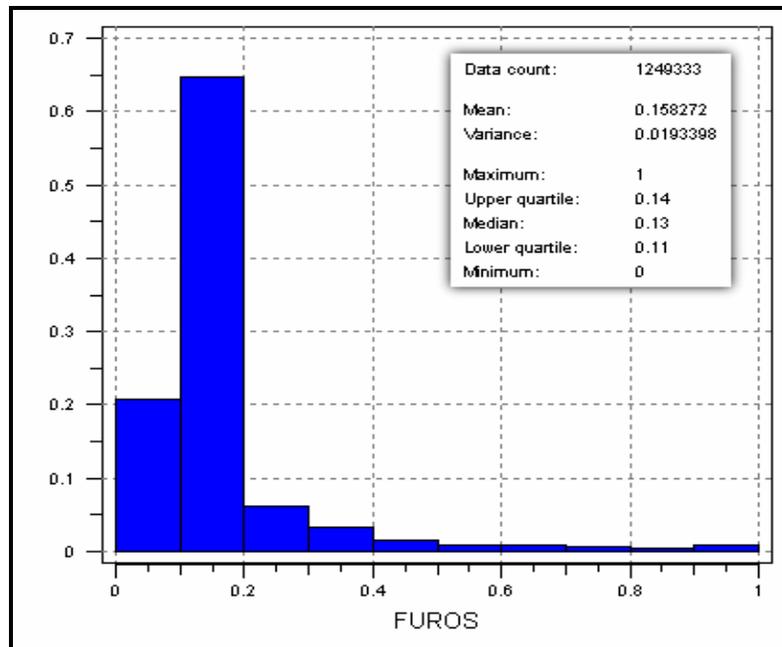


**Figura 4.13** – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores estimados pela krigagem dos indicadores contidos na região dos dados (a direita).

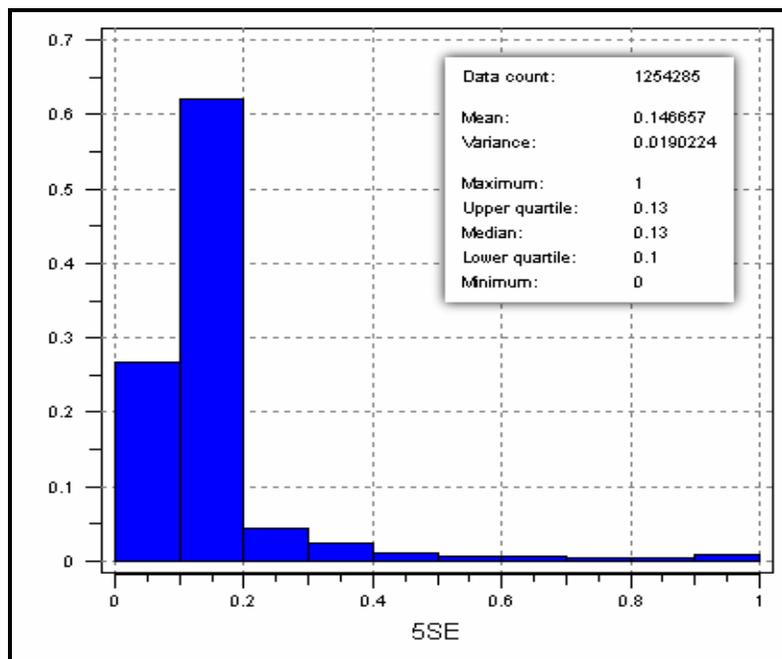
A pequena alteração sofrida pelas proporções dos indicadores nos valores estimados, serve para demonstrar a coerência do método da krigagem dos indicadores, uma vez que durante o processo, tais proporções foram aproximadamente reproduzidas.

Uma forma de verificação dos resultados da krigagem consiste em comparar as proporções dos indicadores nos dados e nos valores estimados. Dado ao fato de os valores estimados variarem continuamente e estarem distribuídos entre zero e um, requer uma forma mais adequada de análise. Como não se tratam mais de dados binários e sim de valores contínuos, a análise é feita através de histogramas de distribuição de freqüências.

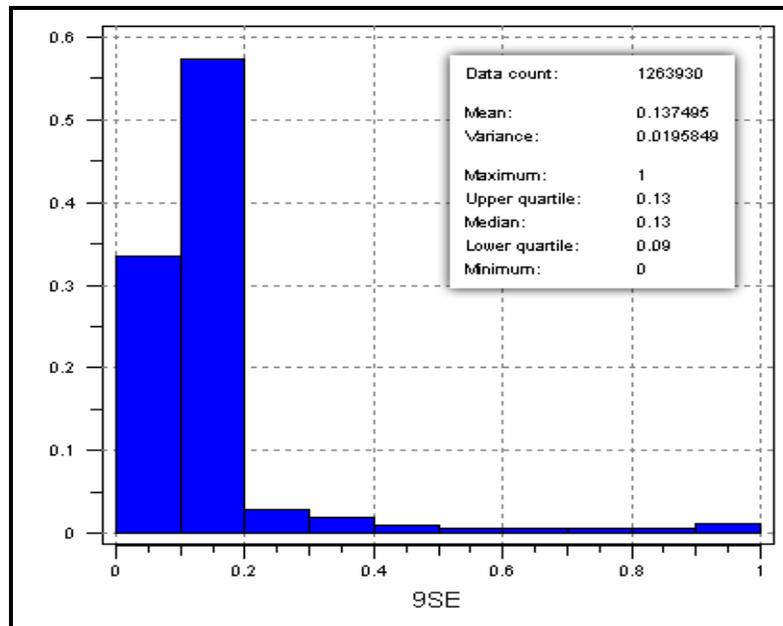
Nesses histogramas de freqüência, os valores contínuos são divididos em classes, e para cada uma dessas classes é calculada a sua freqüência ou proporção em relação ao número total de valores. Nas Figuras que seguem, são apresentados os histogramas de distribuição de freqüência para os valores estimados a partir dos bancos de dados FUIROS (Figura 4.14), 5SE (Figura 4.15), 9SE (Figura 4.16) e 13SE (Figura 4.17). Cabe salientar, que estes valores estimados estão ao longo de todo o *grid*, e não apenas os pontos dentro da região dos dados, como utilizados na comparação das proporções.



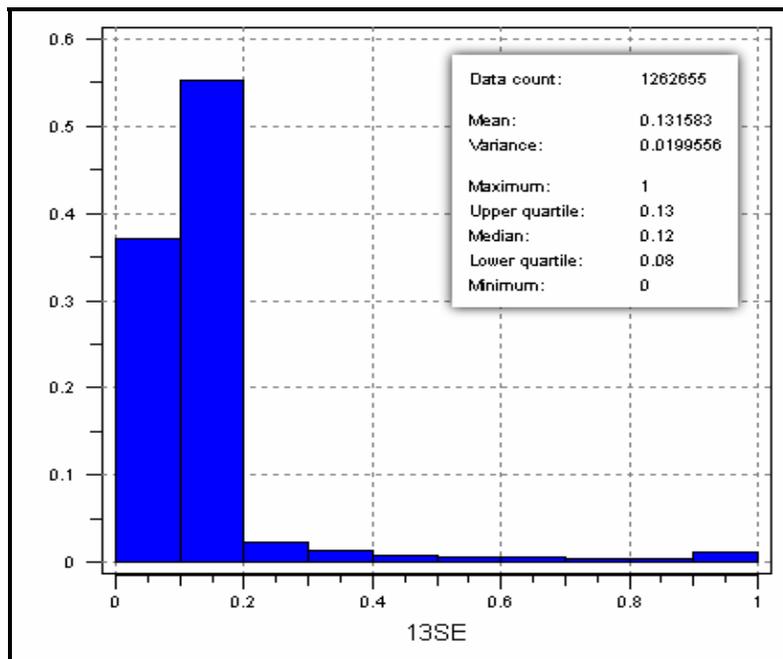
**Figura 4.14** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados FUIROS.



**Figura 4.15** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 5SE.



**Figura 4.16** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 9SE.

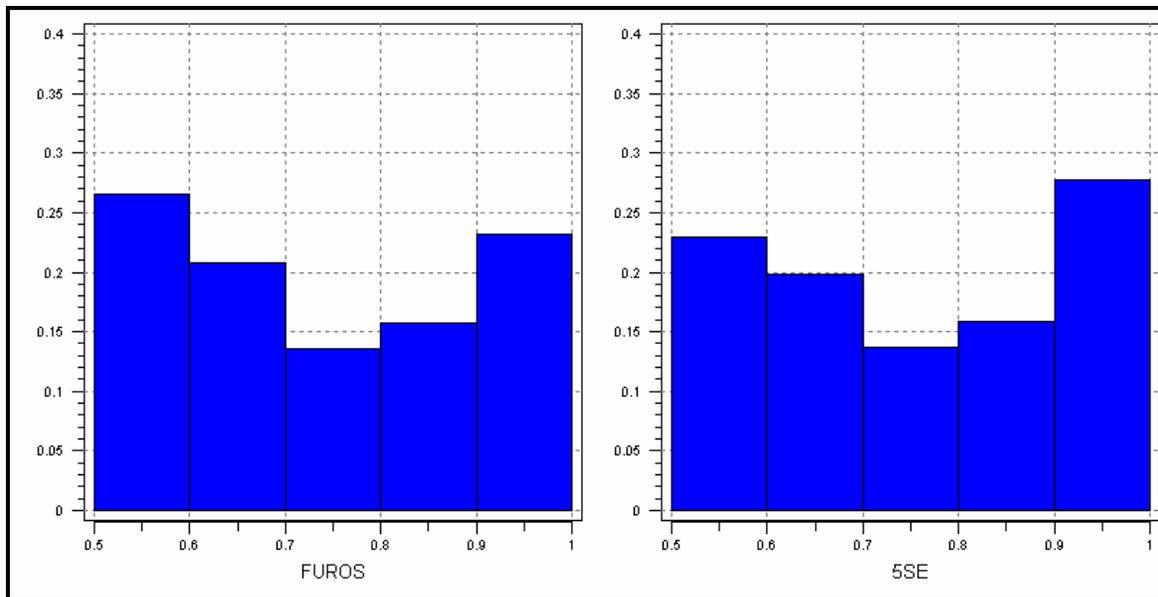


**Figura 4.17** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela krigagem a partir do banco de dados 13SE.

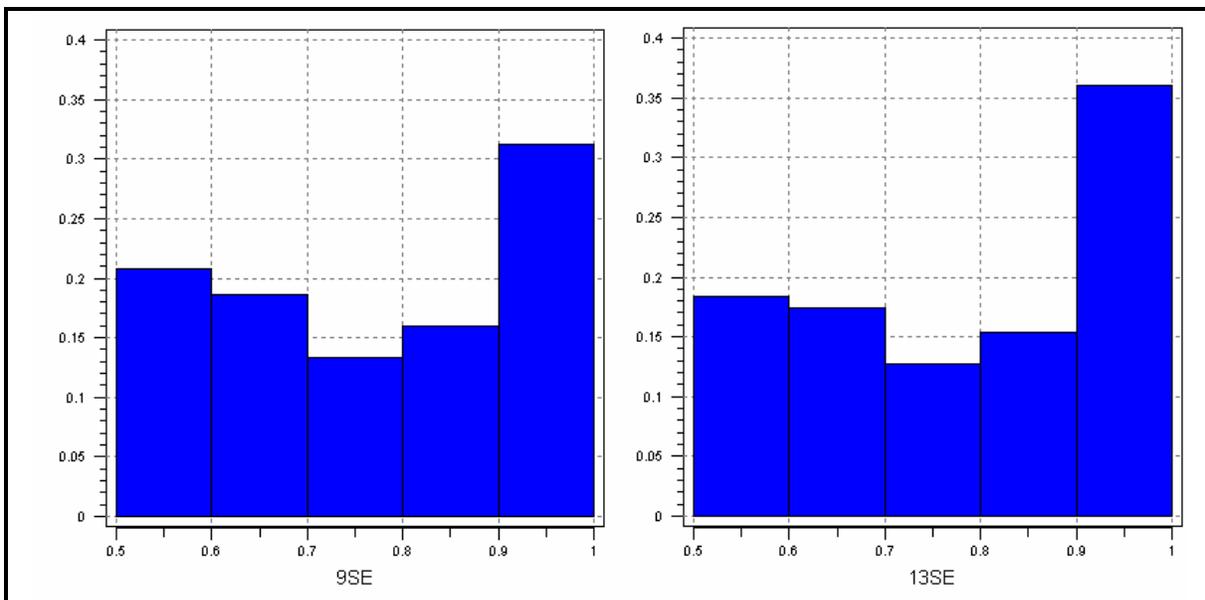
Claramente, nos quatro histogramas, é visível a grande concentração de dados estimados cujos valores se encontram nas classes 1 e 2, representadas pelos intervalos  $(0;0,1)$  e  $(0,1;0,2)$ , respectivamente. Assim, pode-se afirmar que na grande maioria dos pontos do grid, a probabilidade de ocorrência de hematita é igual ou inferior a 20%. Ainda com relação a estas duas classes iniciais (classes 1 e 2), numa análise mais próxima, é possível verificar uma tendência de inversão das proporções com a adição de dados interpretados. No histograma dos dados estimados a partir do banco de dados FUIROS (Figura 4.14), as classes 1 e 2 possuem proporções bem distintas. No entanto, nos histogramas seguintes (Figuras 4.15 a 4.17), ocorre um aumento gradual da proporção da classe 1, acompanhado de uma redução gradual da proporção da classe 2.

Com relação às demais classes, pouco se pode verificar devido ao reduzido valor de suas proporções em relação às classes 1 e 2. Para melhor visualizar o comportamento das proporções das classes superiores, são gerados histogramas de distribuição de frequência para o intervalo  $(0,5;1)$ , cortando os valores pertencentes às demais classes de teores. Este intervalo, de valores iguais ou superiores a 50% de probabilidade de ocorrência de hematita, é o intervalo de maior importância neste estudo, já que é nele que se encontram os pontos de maior interesse.

Os histogramas correspondentes ao intervalo de classes entre 50 e 100% de probabilidade são mostrados nas Figuras 4.18 e 4.19.



**Figura 4.18** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%), estimadas pela krigagem dos indicadores a partir dos bancos de dados FUIROS (a esquerda) e 5SE (a direita).



**Figura 4.19** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%), estimadas pela krigagem dos indicadores a partir dos bancos de dados 9SE (a esquerda) e 13SE (a direita).

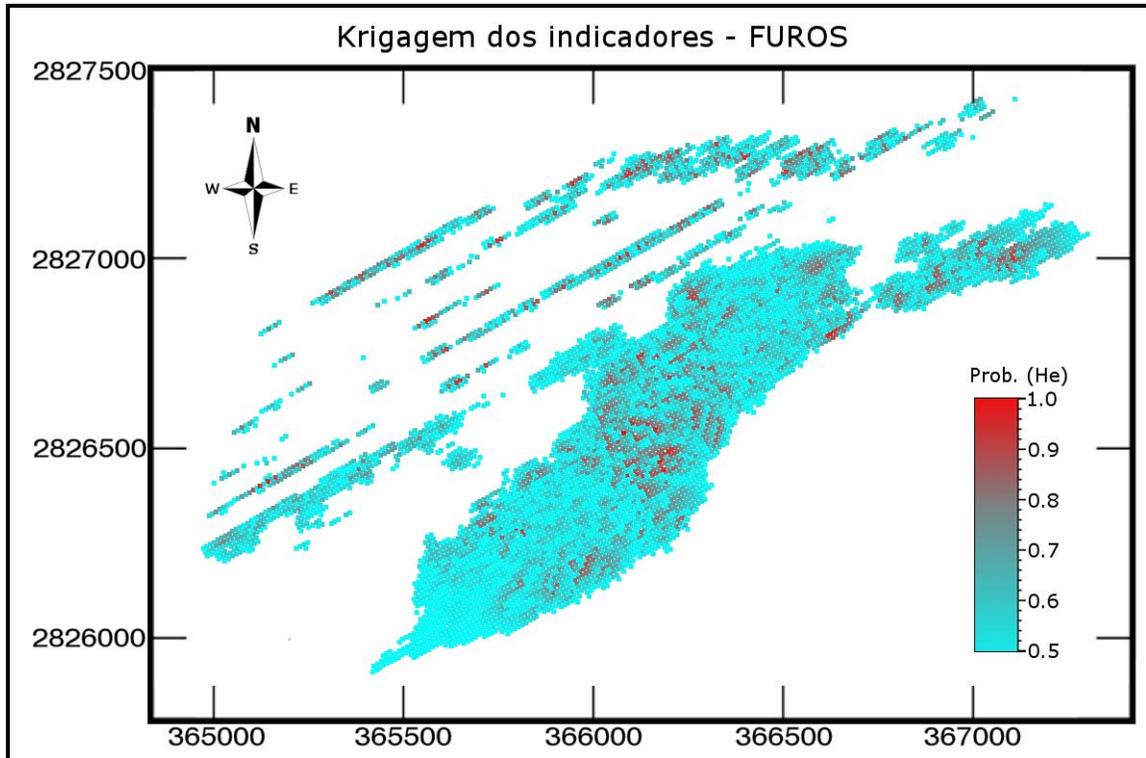
Da mesma forma como verificado nas classes 1 e 2, as classes da metade superior da distribuição também sofrem alterações em suas proporções na medida em que dados interpretados são adicionados ao banco de dados. As alterações mais significativas são as que ocorrem na classe correspondente ao intervalo (0,5;0,6) e ao intervalo (0,9;1). Nestas duas classes, ocorre o mesmo tipo de inversão verificada nas classes 1 e 2. A classe 6, correspondente ao intervalo (0,5;0,6), tem sua proporção reduzida significativamente com a adição dos dados interpretados. Em contrapartida, a classe 10, correspondente ao intervalo (0,9;1), sofre um aumento importante em sua proporção. A classe 7, correspondente ao intervalo (0,6;0,7), também tem sua proporção reduzida com a adição de dados interpretados, embora essa redução seja menos significativa.

Estas verificações, de ordem estatística, podem ser contempladas visualmente através de mapas de krigagem. Tais mapas são projeções planas dos pontos do *grid*, onde cada ponto é indicado por uma cor correspondente ao seu valor. As projeções verticais são denominadas de perfis verticais.

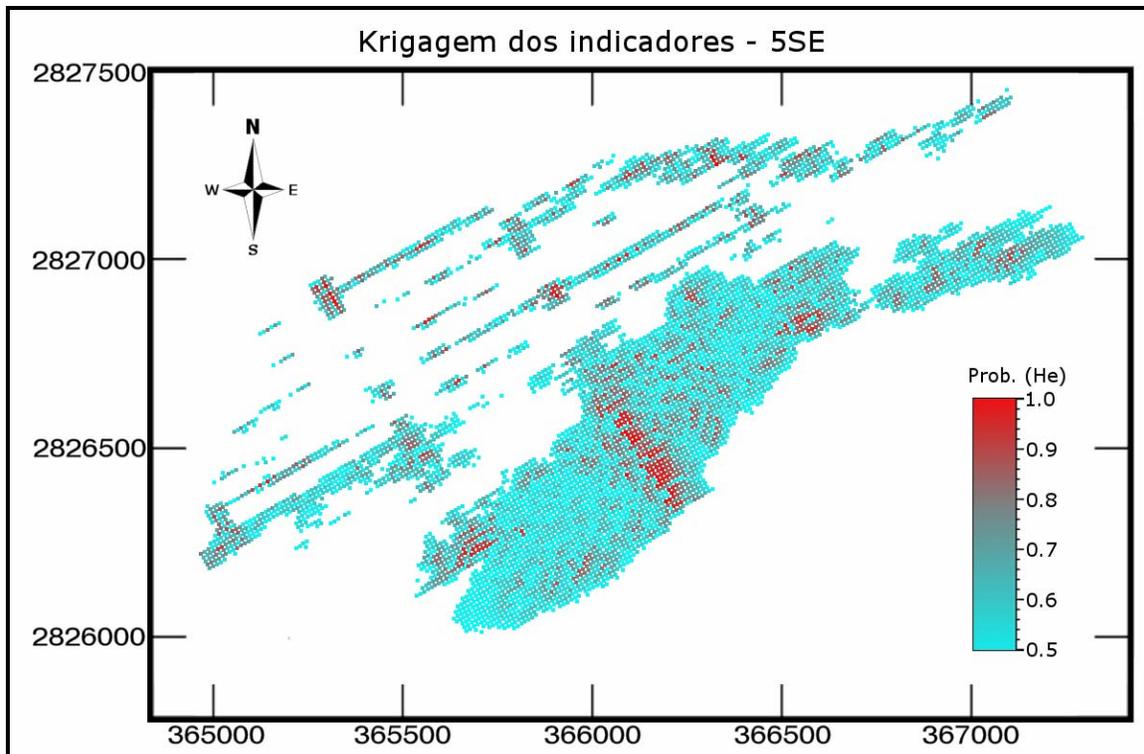
Por serem tridimensionais, os *grids* têm seus diversos níveis acumulados na projeção plana.

Nas Figuras que seguem, são apresentados os mapas e os perfis verticais dos mapas de krigagem, ou distribuição de probabilidades, onde são visíveis apenas os pontos do *grid* cujo valor estimado é igual ou superior a 0,5. Isto significa, que apenas são mostrados os pontos considerados como indicador 1, ou possíveis locais de presença de hematititos.

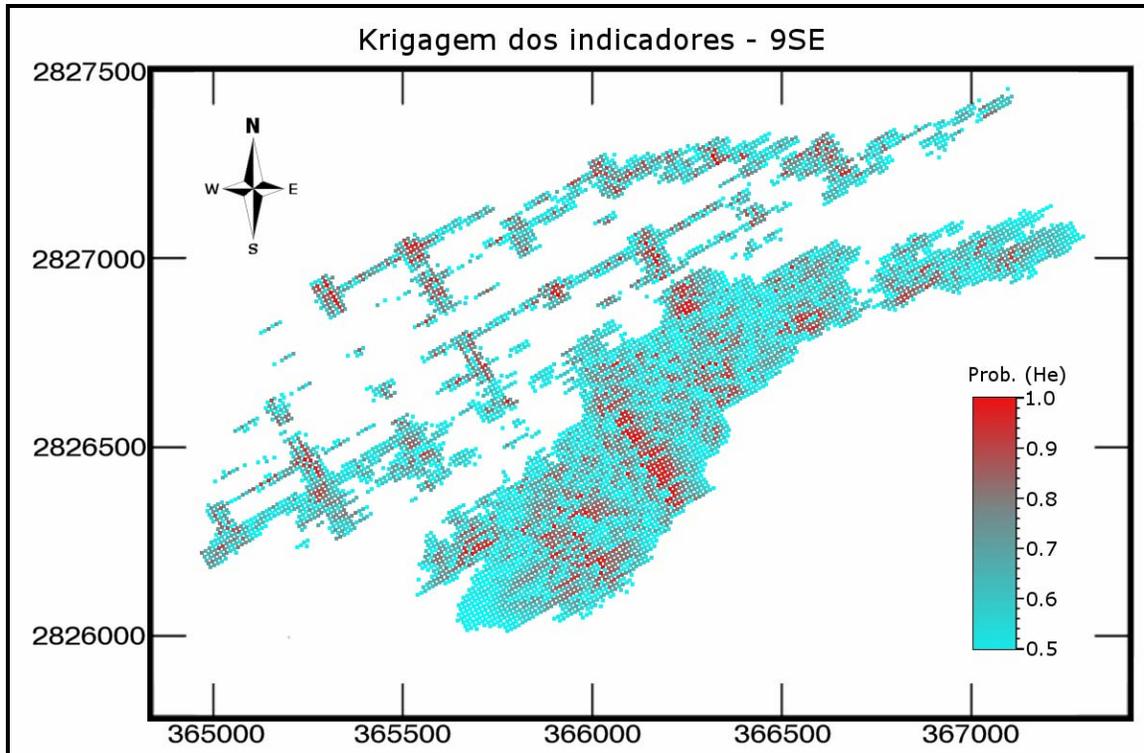
As Figuras abaixo apresentam os mapas de krigagem para cada um dos bancos de dados: FUIROS (Figura 4.20), 5SE (Figura 4.21), 9SE (Figura 4.22) e 13SE (Figura 4.23).



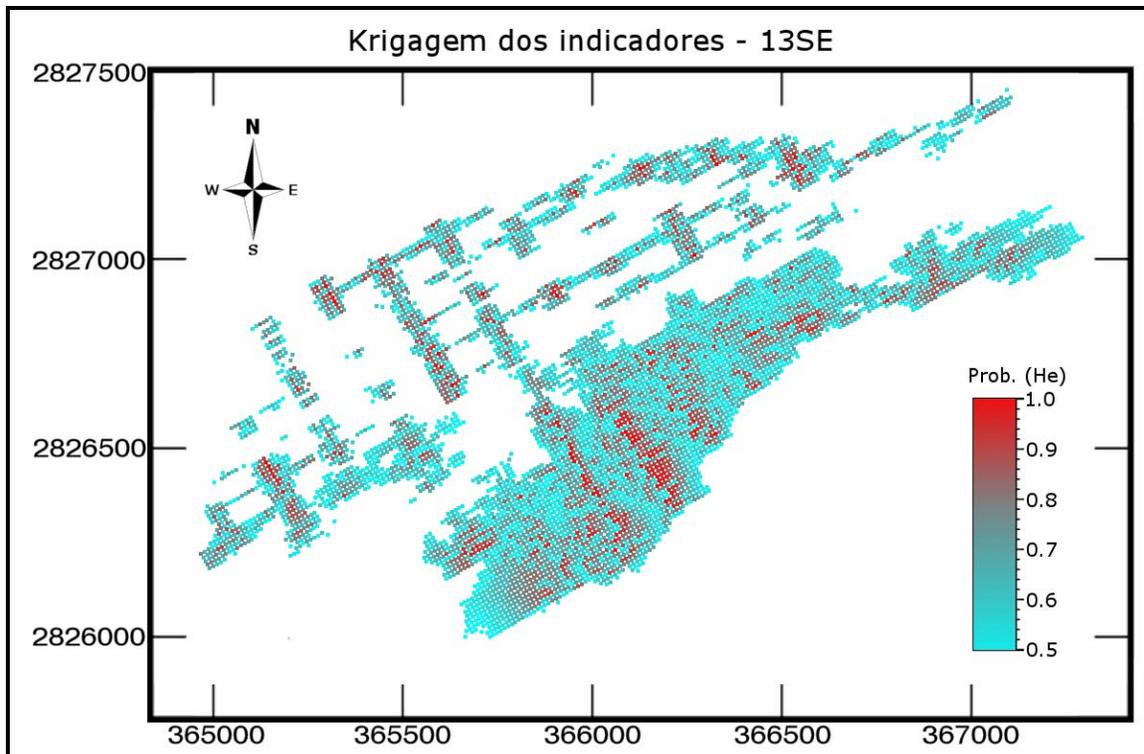
**Figura 4.20** – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS.



**Figura 4.21** – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.

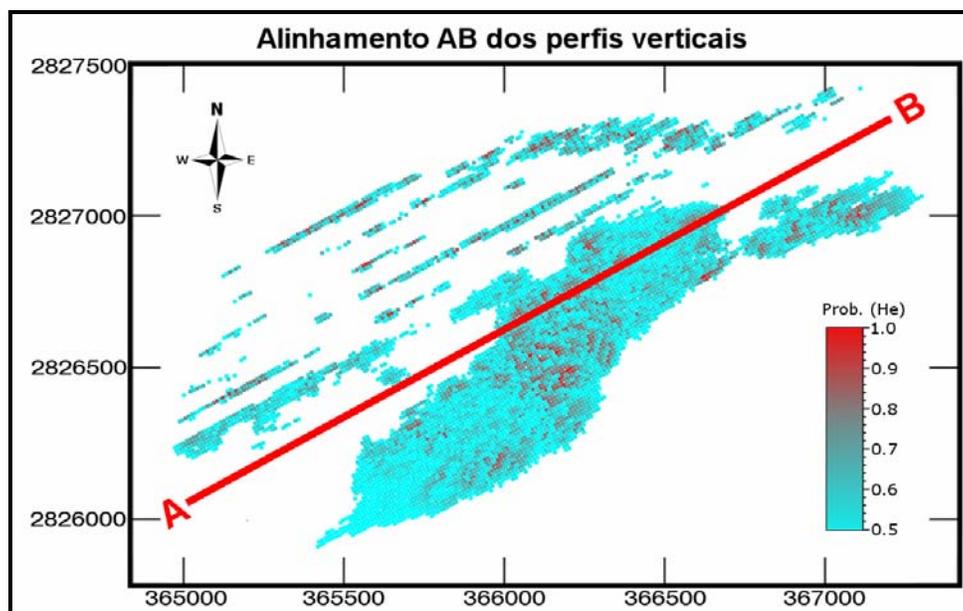


**Figura 4.22** – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.



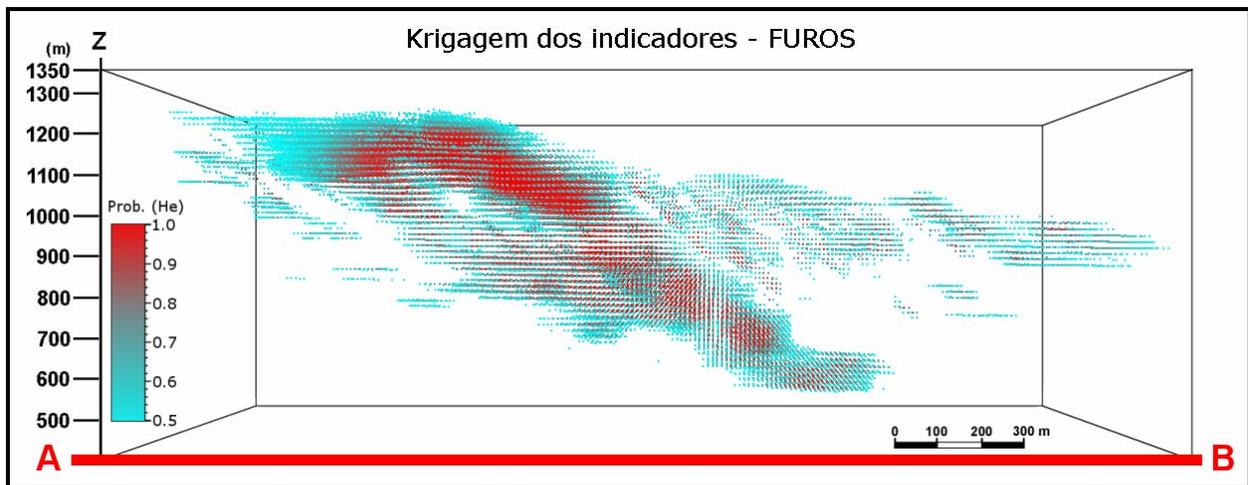
**Figura 4.23** – Mapa de distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.

As Figuras contendo os perfis verticais foram produzidas na forma de projeção acumulada em perspectiva, de acordo com o alinhamento AB mostrado na Figura 4.24.

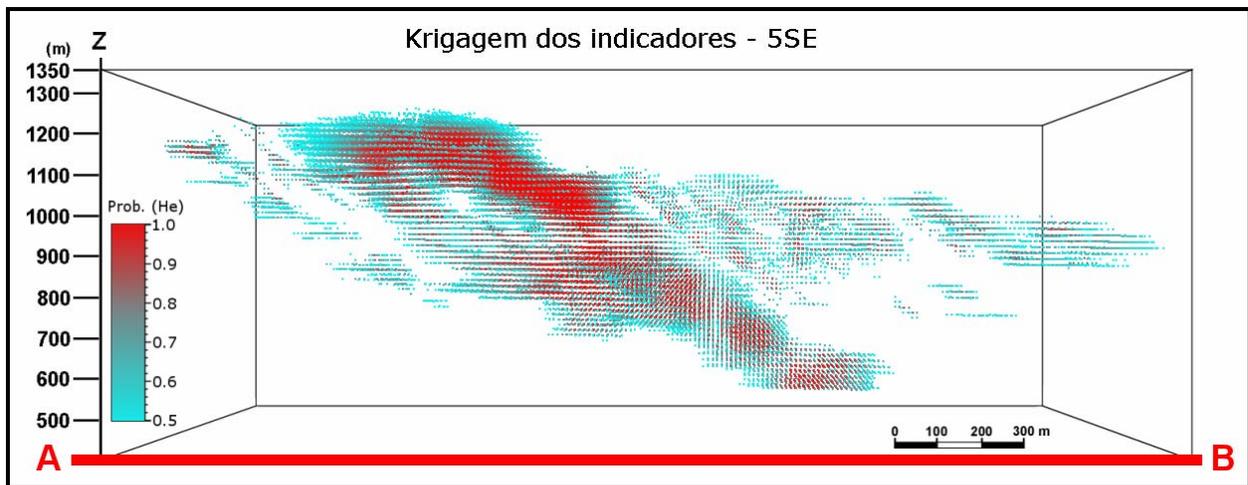


**Figura 4.24** – Vista em planta do alinhamento AB (linha vermelha) correspondente aos perfis verticais.

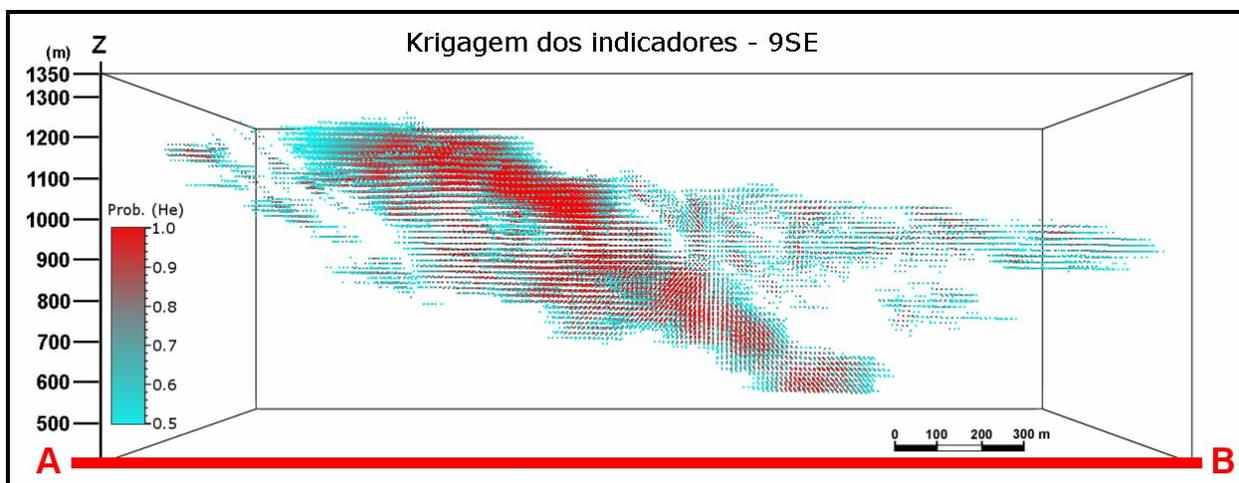
Os perfis verticais são mostrados também para cada um dos bancos de dados: FUROS (Figura 4.25), 5SE (Figura 4.26), 9SE (Figura 4.27) e 13SE (Figura 4.28).



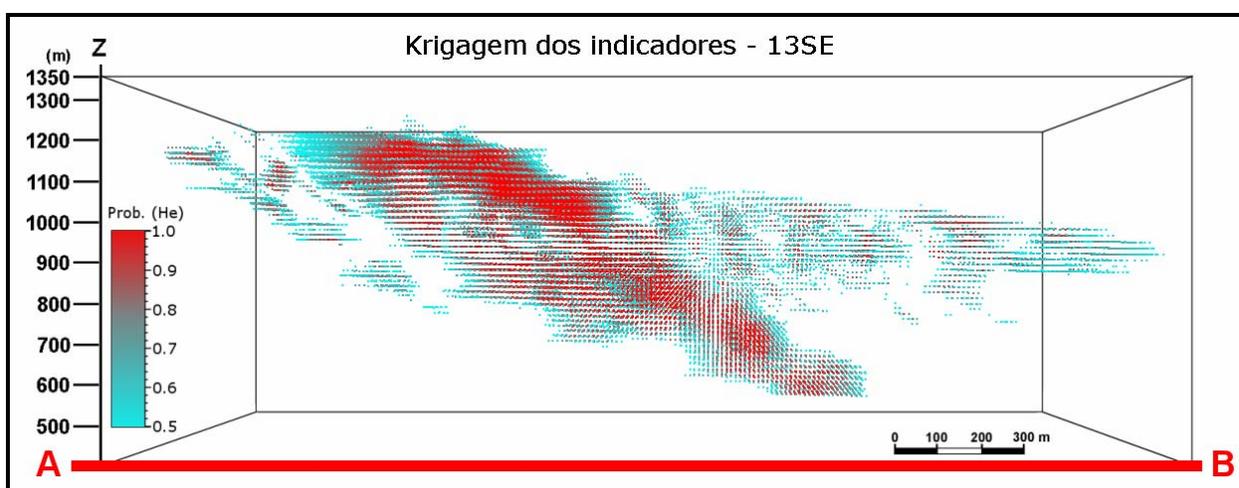
**Figura 4.25** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados FUROS.



**Figura 4.26** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.



**Figura 4.27** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.



**Figura 4.28** – Perfil vertical da distribuição das probabilidades estimadas pela krigagem dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.

Os mapas e as vistas laterais de distribuição de probabilidades apresentados nas Figuras 4.20 a 4.23, e 4.25 a 4.28, mostram o que já foi constatado nos histogramas de frequência apresentados anteriormente. É nítida a migração dos valores de probabilidade em direção ao valor 1. Isso é visível pelo aumento gradativo de pontos com valores próximos de 1, diferenciados no mapa pela cor vermelha. Este aumento é mais significativo na medida em que se visualiza os mapas

resultantes da krigagem utilizando dados a partir de um maior número de seções interpretadas.

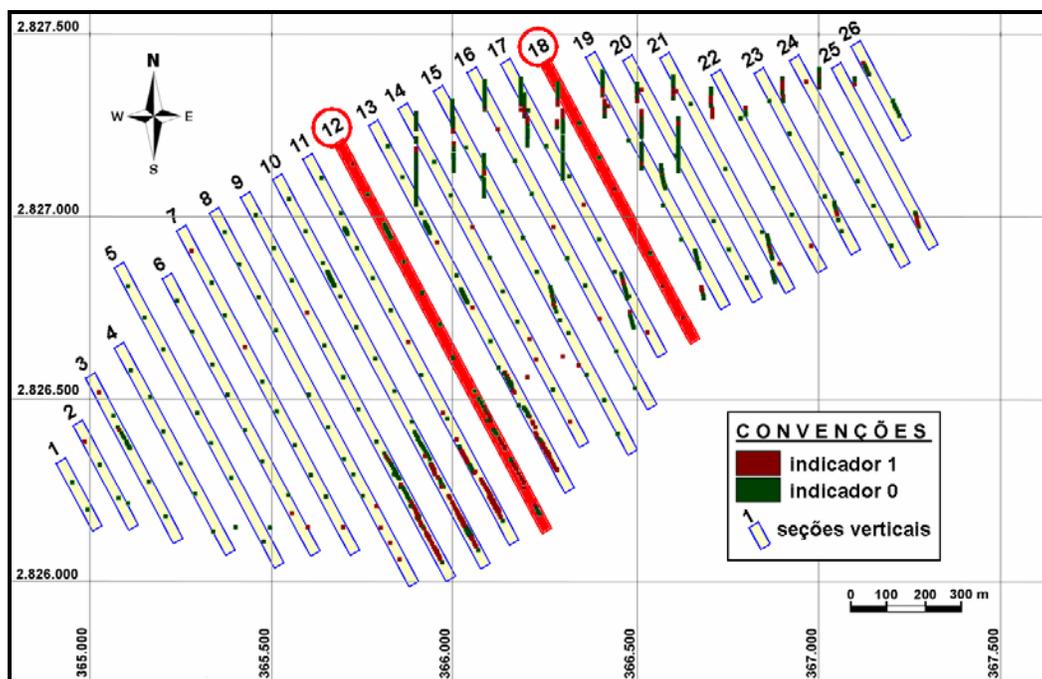
Outro fato muito evidente nos mapas, é a contribuição dos dados das seções interpretadas. Estas estão bem demarcadas nos mapas, por fortes concentrações de pontos com valores estimados altos, em locais onde a krigagem com apenas os dados de sondagem apresenta pontos não estimados. Percebe-se um artefato nos mapas com a presença de lineamentos NW (orientação das seções) causado pelo alto condicionamento usado para a krigagem nestes setores.

Estes mapas já dão uma perfeita noção de como está distribuído o depósito mineral. Como já esperado, o principal corpo de hematita se encontra na porção sul do depósito. Esta porção é representada basicamente por um único corpo de grande volume, e cuja extensão abrange todo o depósito. Nos quatro mapas este corpo já aparece bem definido. Diferente da porção sul, a porção norte é formada por inúmeros pequenos corpos de hematita. Tais corpos são evidenciados com a adição dos dados interpretados. Também é claro o mergulho dos corpos mineralizados.

Para avaliar mais adequadamente a adição de dados interpretados, foram selecionadas duas seções verticais interpretadas que foram omitidas do banco de dados. Estas seções fazem parte do conjunto de 26 seções verticais que correspondem às interpretações geológicas dos furos de sondagem. Na ocasião da adição destas interpretações ao banco de dados original, nem todas as 26 seções foram utilizadas.

Obviamente, a comparação de uma seção do *grid* interpolado com a seção geológica interpretada correspondente só tem significado,

se esta seção geológica não for adicionada como dado interpretado. Desta forma, são selecionadas as seções geológicas de número 12 e 18 (Figura 4.29), por não terem sido utilizadas em nenhum dos quatro bancos de dados. Estas duas seções selecionadas têm seus valores usados para comparar com os valores estimados.

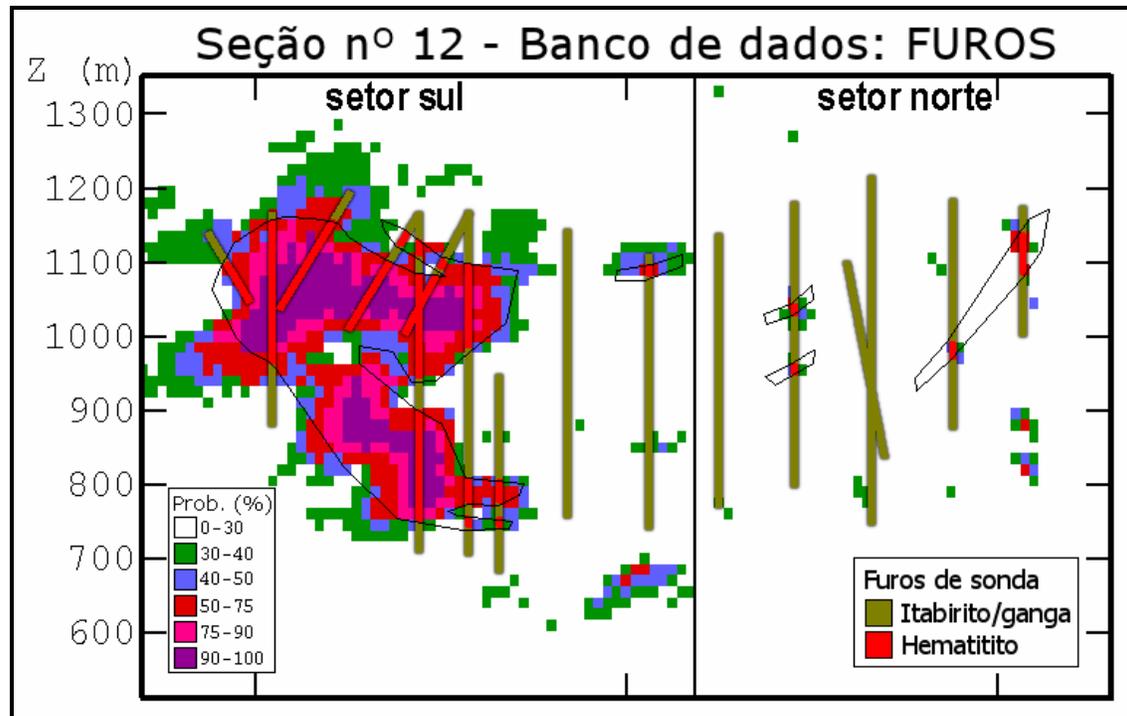


**Figura 4.29** – Representação das seções geológicas, com as duas seções escolhidas como modelo de comparação destacadas em vermelho.

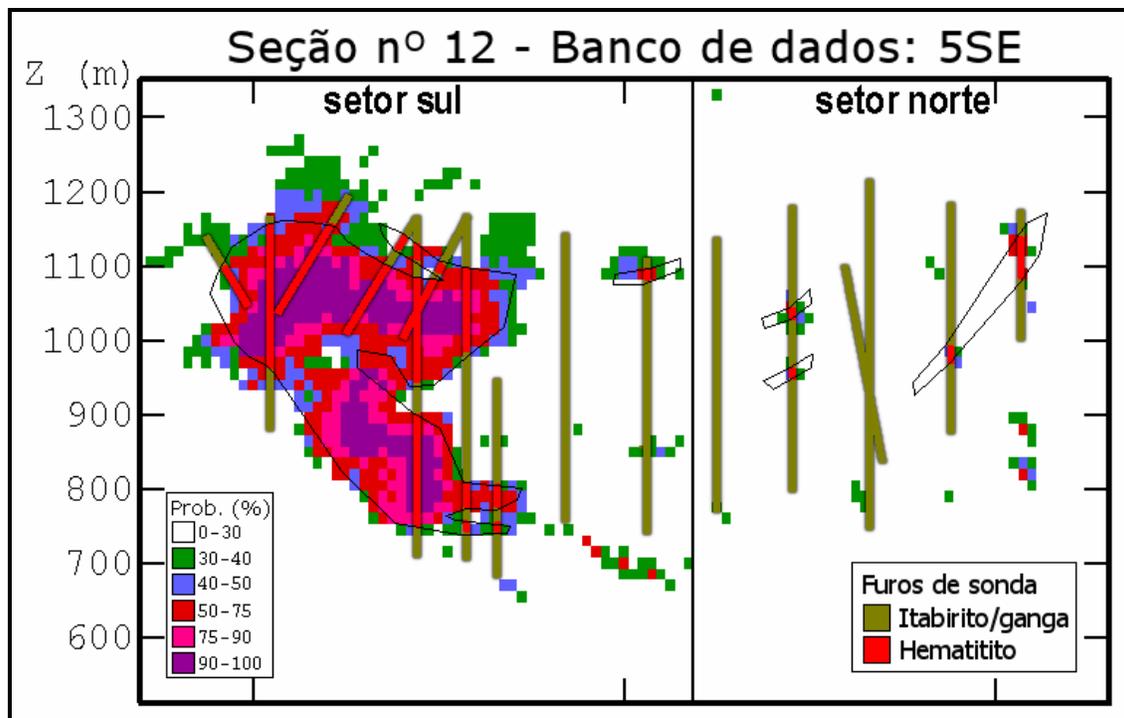
A comparação de seções do *grid* de krigagem com seções geológicas, tem por finalidade avaliar a eficiência do método. De certa forma, está se verificando, o quanto o método de krigagem dos indicadores consegue se aproximar da interpretação do avaliador do depósito.

A sequência de Figuras a seguir apresenta a seção geológica de número 12 sobreposta às seções correspondentes nos grids de krigagem para os bancos de dados FUIROS (Figura 4.30), 5SE (Figura 4.31), 9SE (Figura 4.32) e 13SE (Figura 4.33), e a seção geológica de número 18,

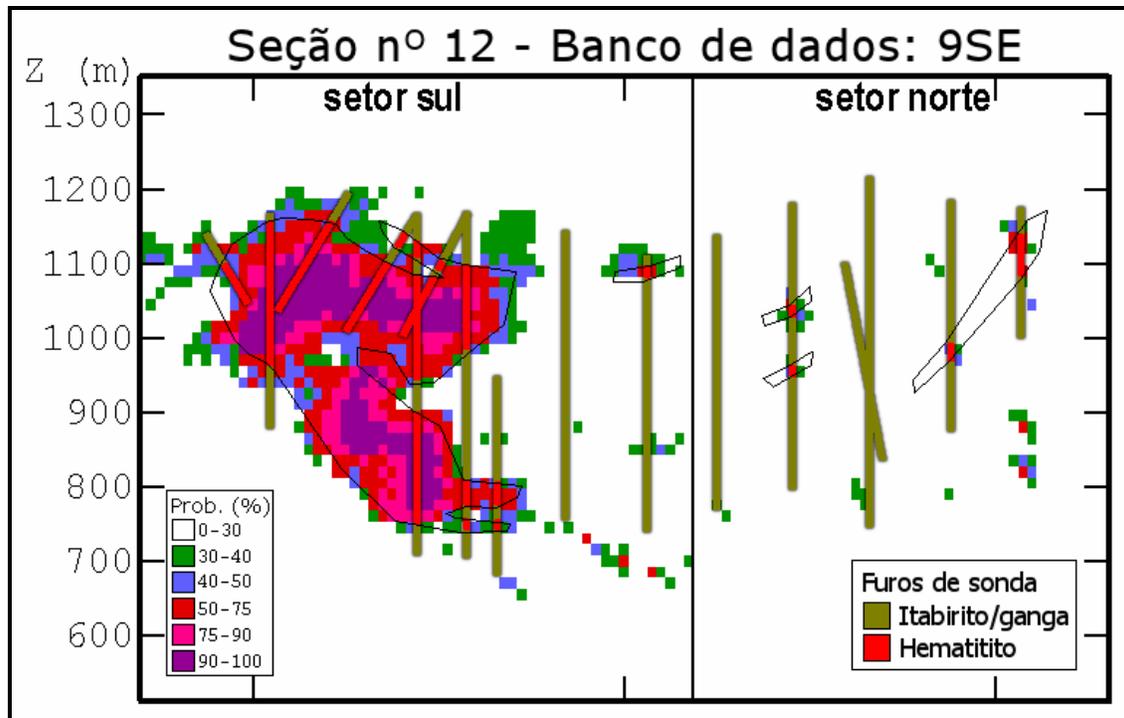
sobreposta às seções correspondentes para os bancos de dados FUROS (Figura 4.34), 5SE (Figura 4.35), 9SE (Figura 4.36) e 13SE (Figura 4.37).



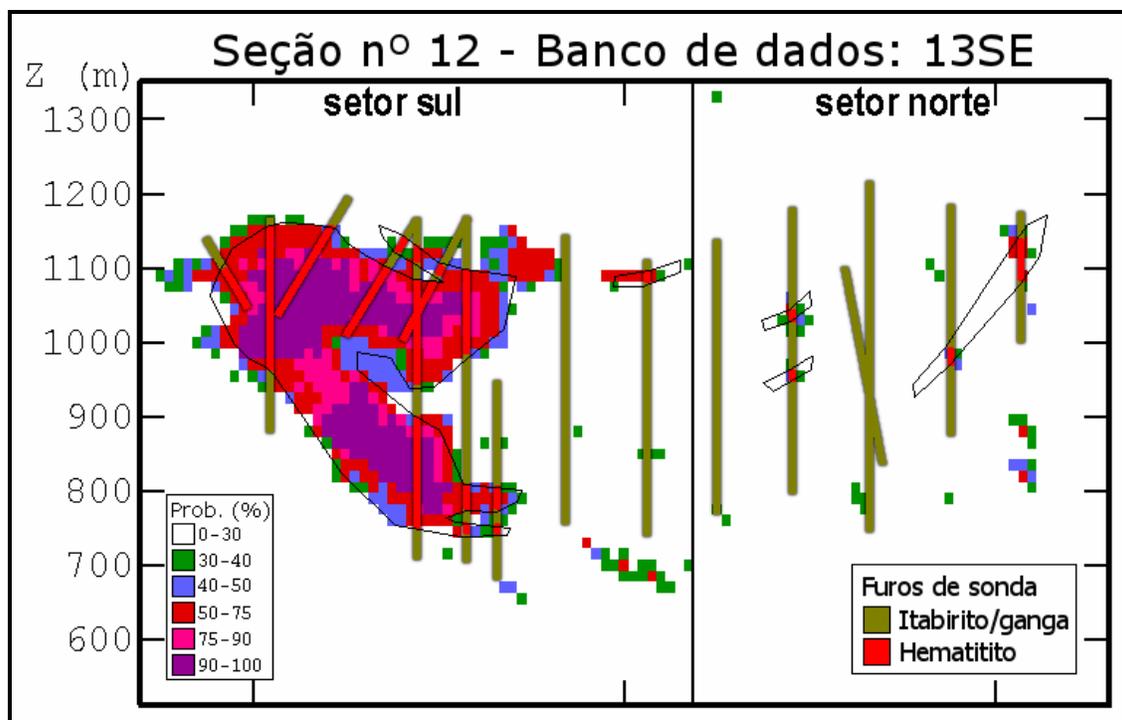
**Figura 4.30**– Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados FUROS.



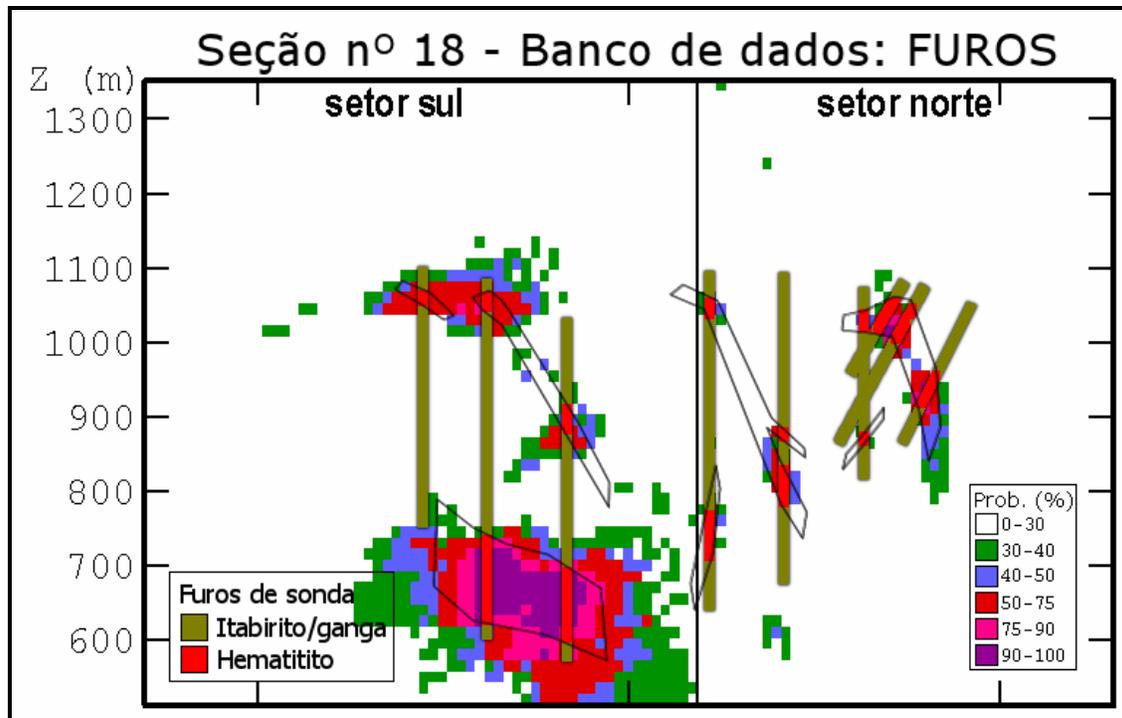
**Figura 4.31** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 5SE.



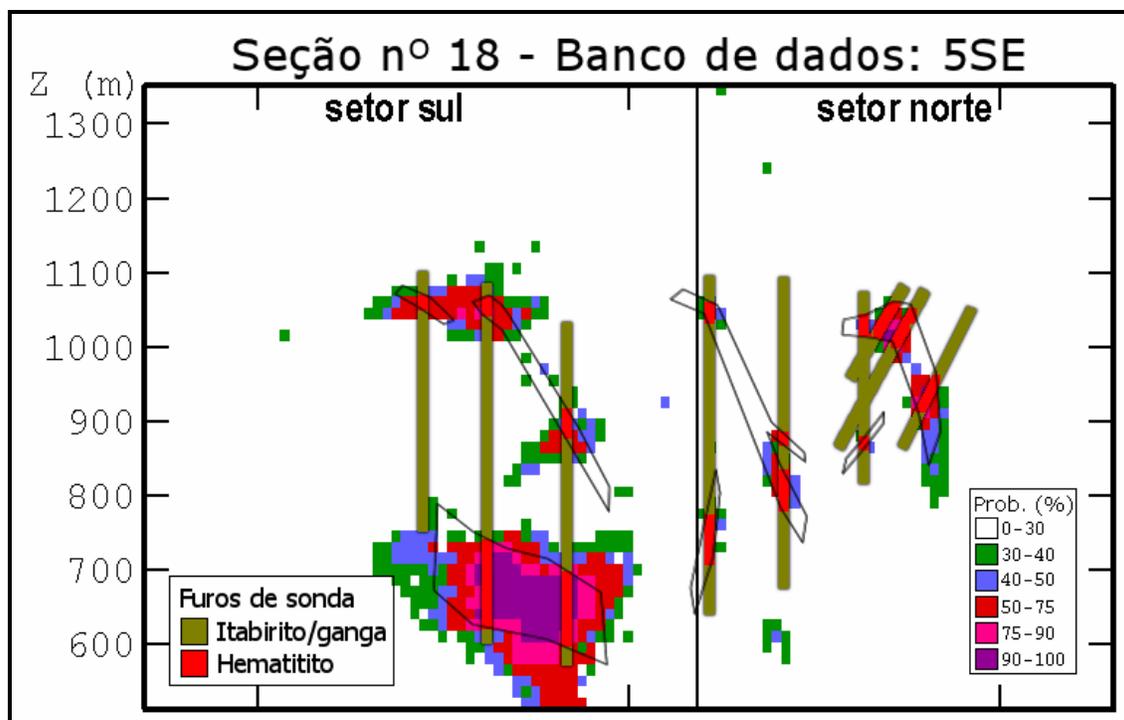
**Figura 4.32** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 9SE.



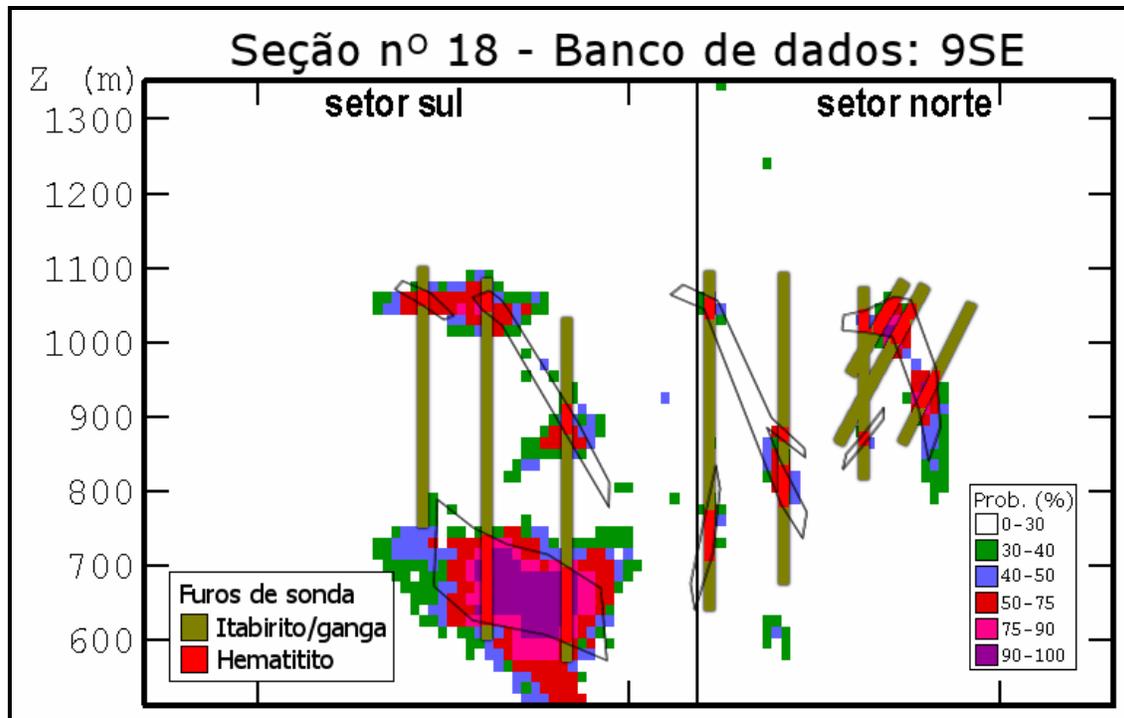
**Figura 4.33** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 13SE.



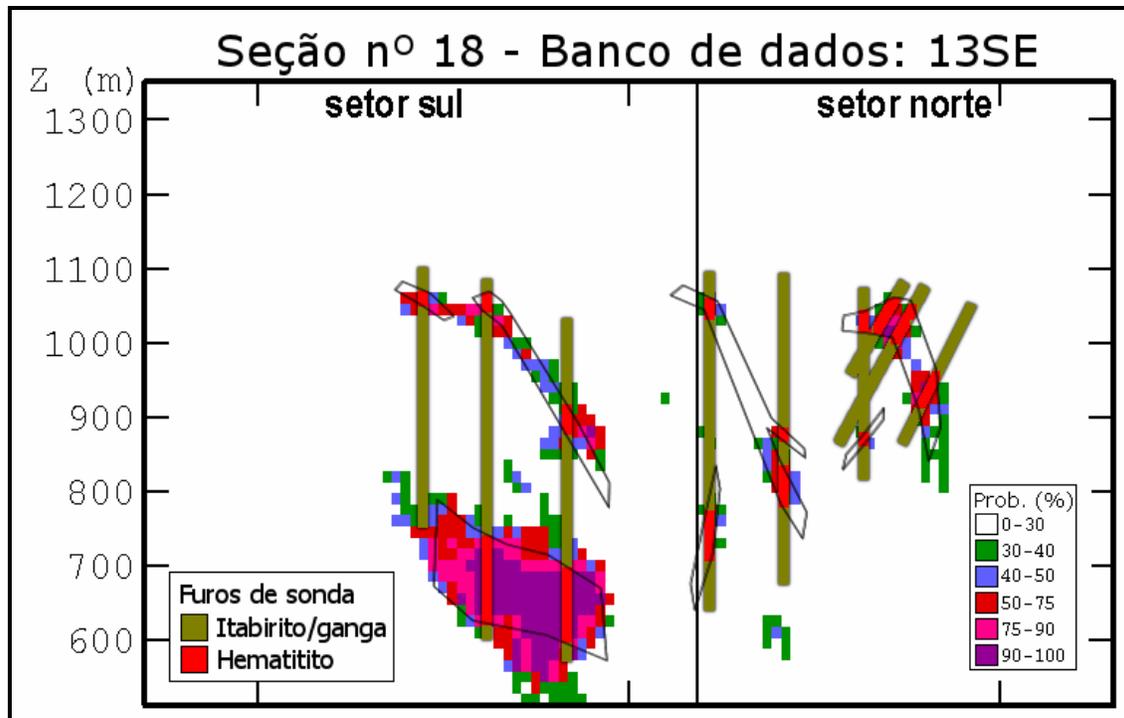
**Figura 4.34** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados FUIROS.



**Figura 4.35** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 5SE.



**Figura 4.36** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 9SE.

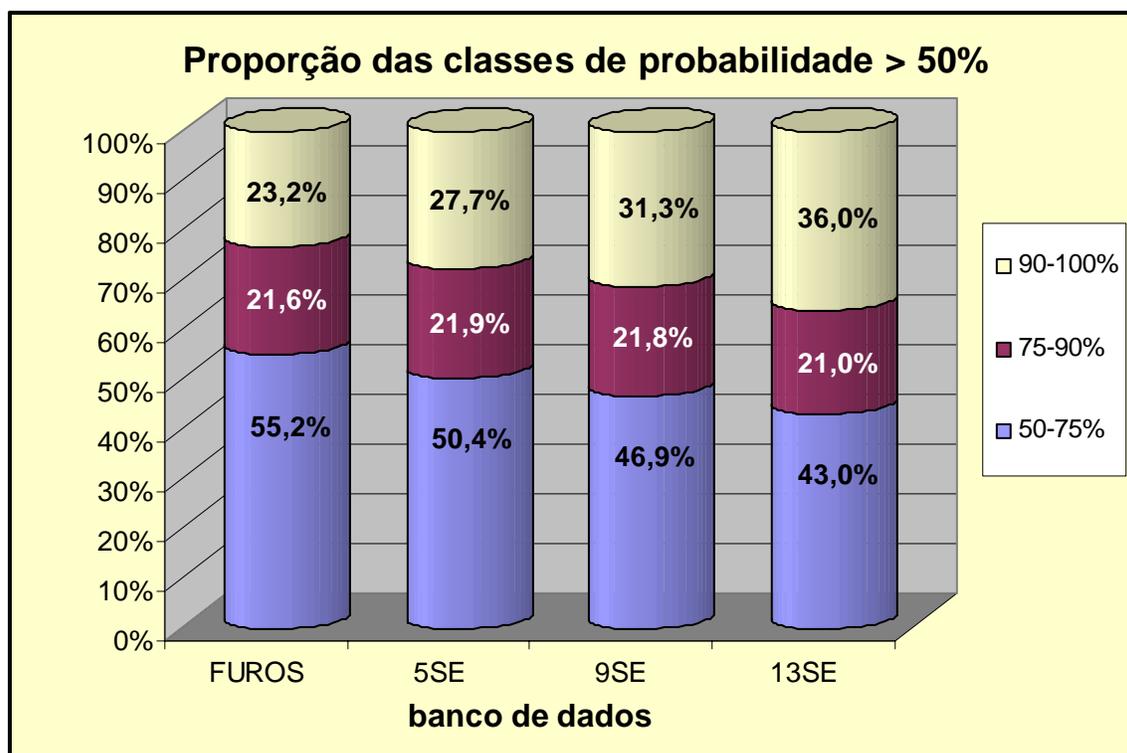


**Figura 4.37** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* krigado, para o banco de dados 13SE.

Em uma visão geral, para ambas as seções de número 12 e 18, o fato mais significativo é a melhoria na definição dos corpos, na medida em que mais dados interpretados são adicionados. Isto ocorre, principalmente, na porção sul, visto que, na porção norte, são pouco visíveis as alterações sofridas com a adição de dados interpretados.

Para a krigagem realizada apenas com os dados de sondagem (FUROS), a definição dos corpos é muito suavizada, com pontos transitando entre valores baixos e altos. Este fato é visível nas grandes quantidades de pontos com valores entre 30 e 50% de probabilidade, que aparecem nas bordas dos corpos. Com a adição dos dados interpretados, estes pontos de menor valor vão gradativamente desaparecendo do entorno dos corpos, e estes vão sendo cada vez mais definidos por pontos de valores superiores a 75% de probabilidade.

A adição das seções geológicas como dados interpretados, ocasiona um certo confinamento (maior condicionamento) dos pontos estimados, tendo como limite as envoltórias interpretadas. Também, promove a migração dos valores para as classes nos extremos do intervalo de probabilidades. Atente para o gráfico da Figura 4.38, em concordância com os histogramas das Figuras 4.18 e 4.19.



**Figura 4.38** – Gráfico de distribuição das proporções das classes de probabilidade acima de 50%.

## 5 SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES

Nesse capítulo, é apresentada a metodologia de simulação sequencial dos indicadores e seus resultados. Sua aplicação é feita com os bancos de dados já utilizados no capítulo 4 (FUROS, 5SE, 9SE e 13SE). Na simulação seqüencial dos indicadores foi utilizado o software Isatis da empresa Geovariance.

### 5.1 METODOLOGIA

Os métodos de simulação geram, por meio de uma função randômica, vários cenários diferentes e igualmente prováveis de um atributo qualquer (categórico ou contínuo) em uma área de estudo. Com um determinado número de cenários ou realizações, é possível se avaliar a incerteza associada a uma estimativa.

O uso de simulação para estimar variáveis categóricas tem como principal e mais utilizado o método de simulação sequencial dos indicadores. O método de simulação sequencial dos indicadores, proposto por ALABERT (1987) e JOURNEL AND ALABERT (1989), utiliza o conceito de krigagem simples para simular os indicadores. Por ser um método de simulação sequencial, o processo consiste em estimar o valor indicador em cada ponto, por meio de krigagem simples, utilizando para isso os dados e os pontos previamente simulados, dentro da região de busca. Porém, a sequência na qual os pontos são simulados é definida por uma função aleatória, assim, para cada realização, é obtido um cenário diferente (CHILÈS AND DELFINER, 1999).

O resultado de uma realização da simulação sequencial de indicadores é um *grid* onde, para cada ponto, são sorteados valores zero

ou um, não existindo um valor intermediário. Assim, uma realização do algoritmo de simulação dos indicadores em um nó de *grid* qualquer, diferentemente da krigagem dos indicadores, não fornece uma probabilidade intermediária (entre 0 e 1), e sim diretamente a categoria na qual o ponto foi classificado. Para se obter a probabilidade em cada ponto simulado, é necessária a realização de um número suficiente de realizações. Com um certo número de realizações, onde cada uma destas apresenta um cenário diferente compartilhando os mesmos semi-variogramas e histogramas da função randômica, é calculada a distribuição de freqüências. Desta forma, obtém-se a probabilidade de aquele ponto simulado pertencer à uma dada categoria de estudo.

## **5.2 APLICAÇÃO DA SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES**

A aplicação do método de simulação sequencial dos indicadores se dá inicialmente de forma similar ao método de krigagem dos indicadores. Na aplicação do método de simulação, são utilizados os mesmo bancos de dados utilizados anteriormente na aplicação da krigagem dos indicadores (FUROS, 5SE, 9SE e 13SE). Da mesma forma, também são utilizados os mesmos parâmetros do modelo variográfico utilizados na krigagem, pois o processo de simulação é baseado no processo de krigagem simples dos indicadores. Desta forma, fica dispensado um novo modelamento variográfico exclusivo para a aplicação da simulação sequencial dos indicadores.

O *grid* de pontos para a simulação é exatamente o mesmo utilizado no capítulo anterior, na aplicação da krigagem dos indicadores. Para possibilitar a comparação entre os resultados obtidos através das duas metodologias, é imprescindível que os *grids* utilizados em ambas sejam idênticos.

Outro item mantido idêntico ao utilizado no método de krigagem são as definições do elipsóide de busca. Tais definições foram mantidas pelas mesmas razões que as apresentadas no uso do modelo variográfico. Entretanto, embora os parâmetros de busca sejam os mesmo, no processo de simulação surge um outro parâmetro, que também deve ser definido na estratégia de busca. Tal parâmetro refere-se ao número máximo de pontos simulados a serem reutilizados na simulação dos próximos pontos. Como já mencionado no início deste capítulo, no processo de simulação sequencial, além dos dados, também são utilizados pontos já simulados para simular outros pontos. Assim, na estratégia de busca, da mesma forma que se limita o uso de um número máximo de dados, na simulação também se deve limitar o uso do número máximo de pontos simulados previamente.

A Tabela 5.1 apresenta os parâmetros de busca utilizados na simulação sequencial dos indicadores, da mesma forma como mostrado no capítulo anterior, porém com a adição do parâmetro de número máximo de pontos previamente simulados como restrição.

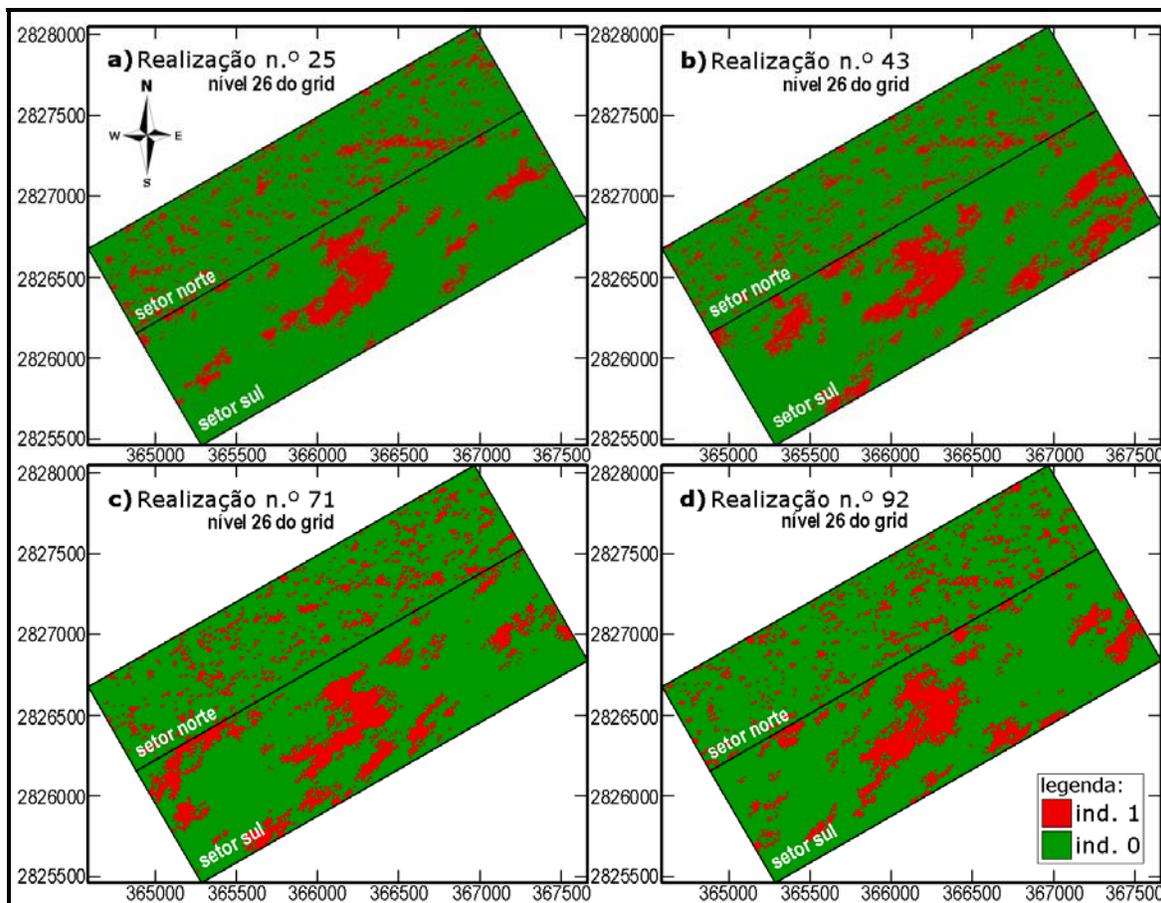
**Tabela 5.1:** Parâmetros de busca para os setores norte e sul, e os parâmetros de restrição de dados dentro do elipsóide.

Setor Norte		Setor Sul		Restrição: uso de octantes		
Direção	Alcance (m)	Direção	Alcance (m)	n.º de dados	Octante	Total
U'	500	U'	500	Mínimo	1	8
V'	90	V'	200	Máximo	3	24
W'	30	W'	150	Máximo de Pontos Simulados Previamente		12

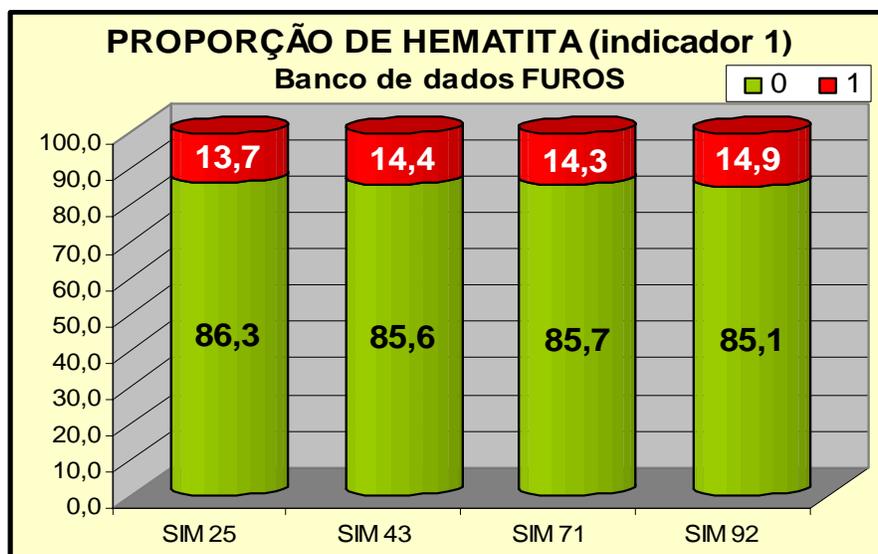
As semelhanças com a krigagem dos indicadores se limitam aos parâmetros de variografia, estratégia de busca e *grid* de pontos. Embora o processo de simulação sequencial dos indicadores seja baseado na krigagem simples, o grande diferencial está em como este processo é realizado. Ao contrário da krigagem, na simulação, o processo não é

realizado apenas uma única vez, e sim várias vezes. Em cada realização deste processo, o *grid* de pontos é preenchido de forma diferente sempre honrando o semi-variograma e histograma dos indicadores, e assim, atenuando o efeito da suavização intrínseco a krigagem. Esse valores distintos gerados pela simulação decorrem da maneira aleatória, como a visitação dos nós do *grid* é feita, alternando a sequência de pontos percorridos a cada realização.

Como já mencionado, para se obter um valor de probabilidade em cada ponto, é necessário um número suficiente de realizações. Neste trabalho, se optou pelo número de 100 realizações, de forma a simplificar a obtenção do valor de probabilidade, que no caso, resume-se a própria frequência de ocorrência do indicador 1 no mesmo ponto. Outro fator determinante na escolha do número de realizações é esforço computacional que isto demanda. Isto significa que, embora um número maior de realizações possa ser mais adequado, isto pode tornar o processo tão lento a ponto de inviabilizá-lo. Entretanto, com o contínuo e acelerado avanço do poder de processamento dos computadores, este é um fato cada vez menos significativo. Na Figura 5.1, são apresentados os mapas de quatro realizações de simulação sequencial dos indicadores, sendo suas proporções para os indicadores 0 e 1 apresentadas no gráfico da Figura 5.2.



**Figura 5.1** – Mapa de simulação sequencial dos indicadores, em seção horizontal representando o nível 26 do *grid*, para as realizações de n.º a) 25; b) 43; c) 71 e d) 92.



**Figura 5.2** – Gráfico de proporções para os indicador 0 e 1 em cada uma das quatro realizações selecionadas.

Observando-se os mapas da Figura 5.1, é possível visualizar uma tendência de probabilidade alta apenas em alguns pontos específicos, sendo de maneira geral, os valores simulados em um dado nó do grid variam de uma realização para a outra. No entanto, de acordo com o gráfico de proporções da Figura 5.2, as quatro realizações, certamente assim como as demais, mantêm o mesmo padrão de proporção para os indicadores 0 e 1. É importante ressaltar, que estas proporções não são comparáveis com as proporções dos indicadores nos dados originais, já que neste caso, as proporções são calculadas sobre o *grid* de pontos completo.

### 5.2.1 Transformação dos valores estimados

O processo de simulação sequencial dos indicadores é executado de forma separada para cada um dos oito bancos de dados: bancos FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE do setor norte; e bancos FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE do setor sul, da mesma forma como na krigagem dos indicadores. Ao final do processo, para cada banco de dados, as metades do *grid*, correspondentes a cada setor (norte e sul) são unidas.

Como são executadas 100 realizações, o que resulta ao final do processo de simulação dos indicadores, é na verdade um conjunto de 100 *grids* distintos de pontos, preenchidos com os valores indicadores 0 e 1. Para transformar esses 100 *grids* com indicadores, em apenas um único *grid* de pontos com probabilidades, é contado em cada ponto, a frequência com que o mesmo recebe como valor o indicador 1 combinando todas as realizações. O *grid* resultante é agora um *grid* de probabilidades, similar ao *grid* estimado pela krigagem dos indicadores. Tal processo de transformação é aplicado aos *grids* simulados a partir dos quatro bancos de dados.

Embora o *grid* simulado agora seja preenchido com valores de probabilidade, tal como o *grid* estimado pela krigagem, ainda se faz necessária uma segunda transformação, pois ambos não possuem a mesma quantidade de pontos simulados e estimados. Os pontos do *grid* que se encontram muito distantes dos dados, acabam por não receberem valor estimado durante o processo de krigagem dos indicadores, pois na estimativa do mesmo, não é encontrado nenhum dado dentro de seu elipsóide de busca. Entretanto, na simulação, nenhum ponto do *grid* fica sem ter um valor simulado, mesmo que não hajam dados amostrais próximos a ele, existirão pontos previamente simulados durante o processo.

Desta forma, o *grid* tem todos os seus pontos preenchidos com valores durante a simulação. Para possibilitar a comparação direta entre o *grid* simulado e o *grid* estimado pela krigagem, ambos devem possuir valor estimado apenas nos mesmos pontos. Para isso, a solução é retirar do *grid* simulado, aqueles pontos, em cujos correspondentes no *grid* estimado pela krigagem, não exista estimativa por não ter sido atendido o número mínimo de dados na vizinhança. Assim, fica garantido que ambos os *grids* serão idênticos quanto aos nós preenchidos com estimativas e ou simulação.

Este novo *grid* "recortado", no entanto será apenas utilizado na comparação direta com o *grid* resultante da krigagem. Tal comparação é discutida no capítulo seguinte. Nos resultados da aplicação da simulação sequencial dos indicadores, apresentados neste capítulo, são utilizados os *grids* simulados em sua totalidade, sem descartar nenhum ponto.

Na Tabela 5.2, são apresentadas a quantidade de pontos simulados para cada banco de dados, e a distribuição das proporções de cada classe de probabilidade, como fração do total de pontos estimados.

**Tabela 5.2:** Número de pontos simulados e distribuição das proporções, para os resultados das simulações dos bancos de dados FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE.

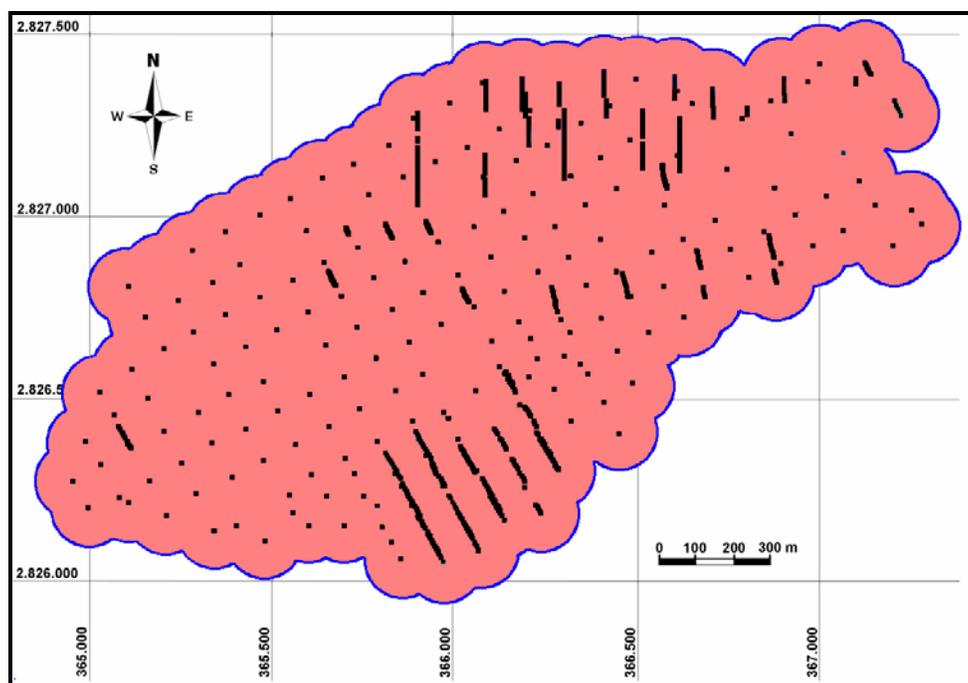
BANCO	N.º DE PONTOS SIMULADOS			FRAÇÃO DO TOTAL	
	TOTAL	Prob. 0-49%	Prob. 50-100%	Prob. 0-49%	Prob. 50-100%
FUIROS	1.379.840	1.336.153	43.687	96,8%	3,2%
5SE	1.379.840	1.339.092	40.748	97,0%	3,0%
9SE	1.379.840	1.339.085	40.755	97,0%	3,0%
13SE	1.379.840	1.339.355	40.485	97,1%	2,9%

Diferente da krigagem dos indicadores, a simulação sequencial dos indicadores preenche o *grid* apenas com valores 0 e 1, em cada uma das 100 realizações. Porém, como já apresentado, um *grid* final é construído a partir da distribuição de frequências dos indicadores 0 e 1 em cada nó a partir dos valores das 100 realizações. O *grid* final, da mesma forma como na krigagem, apresenta uma distribuição contínua entre os valores 0 e 1. Assim, para uma comparação com os dados utilizados, os valores de probabilidade de cada ponto do *grid* final são novamente categorizados. Seguindo a mesma metodologia aplicada no capítulo anterior, todos os pontos cujas probabilidades são menores que 49% são representados pelo indicador 0 (zero), enquanto que os pontos cujas probabilidades são iguais ou superiores a 50%, são representados pelo indicador 1.

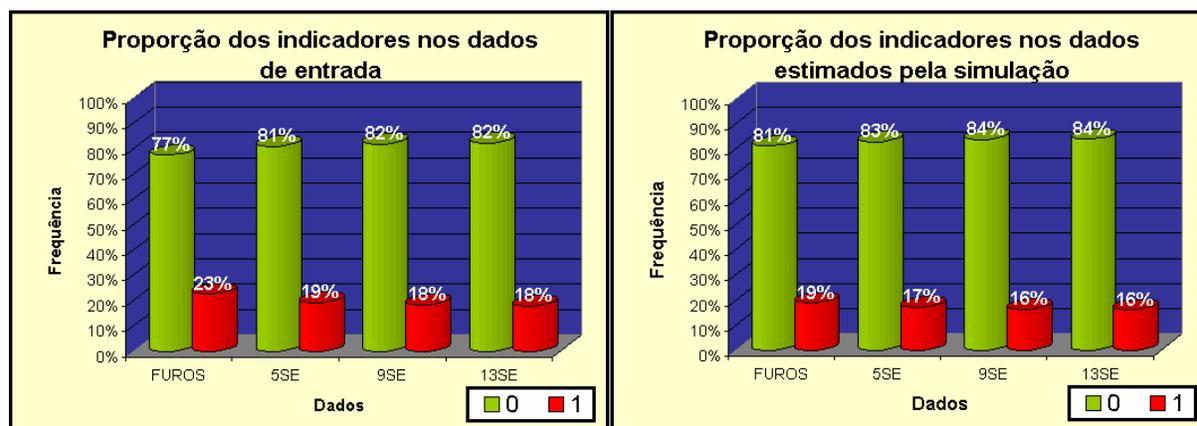
Além da categorização dos pontos do *grid* final, ainda seguindo a metodologia já aplicada aos resultados da krigagem dos indicadores, são utilizados na comparação apenas os pontos que se encontram dentro da zona dos dados originais (Figura 5.3).

A Figura 5.4 mostra dois gráficos, onde são representadas as proporções para os indicadores 0 e 1. Cada gráfico apresenta as proporções correspondentes a cada banco de dados (FUIROS, 5SE, 9SE e 13SE). Sendo um gráfico correspondente aos bancos de dados na

condição de dados de entrada, e o outro gráfico correspondente aos bancos de dados na condição de dados estimados.



**Figura 5.3** – Mapa de localização dos furos de sondagem, mostrando a zona de influência dos dados.



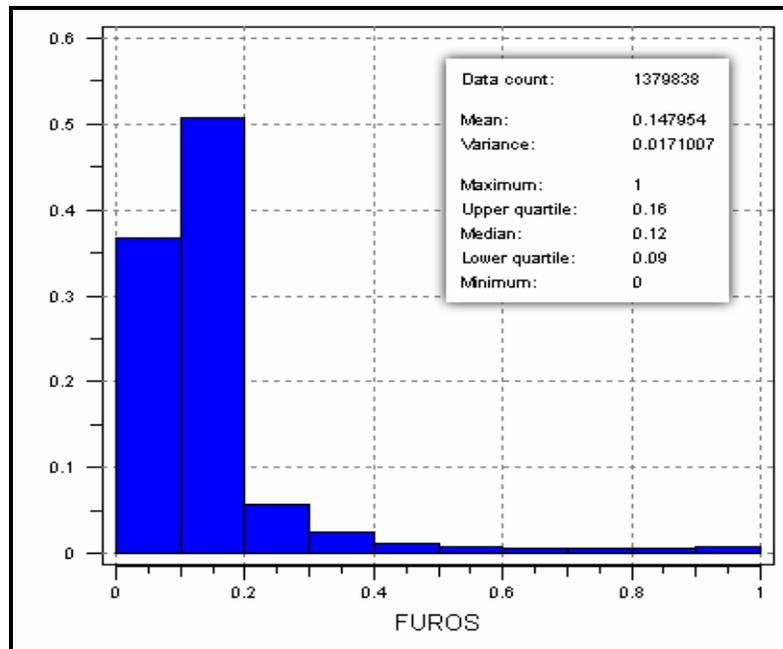
**Figura 5.4** – Gráficos de distribuição das proporções dos indicadores (0 e 1) para os bancos de dados FUROS, 5SE, 9SE e 13SE (a esquerda), e para os valores de probabilidade ( $\geq 50\%$ , categoria 1;  $< 50\%$ , categoria 0) obtidos pela simulação sequencial dos indicadores contidos na região dos dados (a direita).

A comparação dos dois gráficos da Figura 5.4 mostra que a simulação sequencial dos indicadores reproduz aproximadamente as

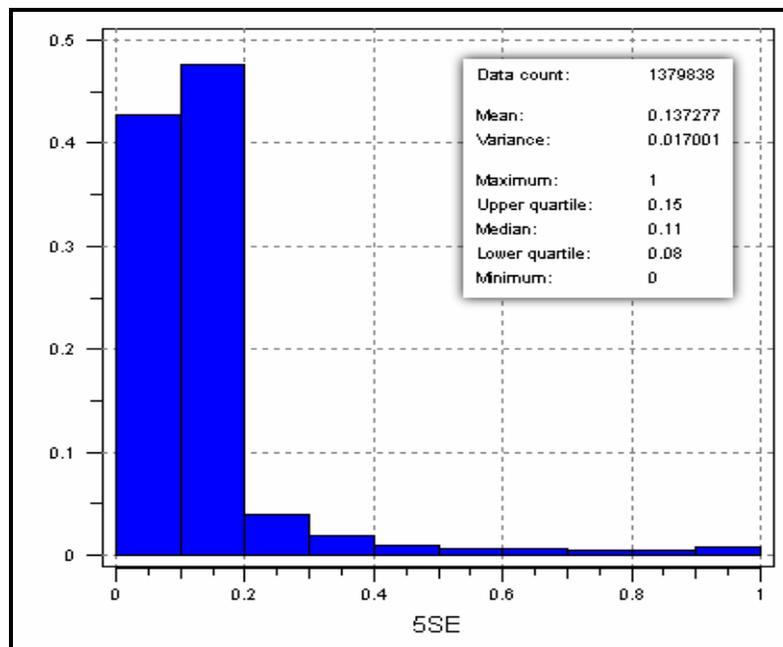
proporções dos dados de entrada em média. Apesar de apresentarem diferenças entre as proporções para os quatro bancos de dados, estas diferenças não são muito significativas. É importante salientar que estas proporções são baseadas na comparação dos dados de entrada com os pontos selecionados dentro de uma região do *grid* ("recortado"). Isto significa que tal seleção de pontos pode ser responsável pelas pequenas diferenças entre as proporções. De maneira, que qualquer alteração na quantidade de pontos selecionados, pode ocasionar um aumento ou até mesmo uma redução das diferenças nas proporções.

### 5.2.2 Distribuição de probabilidade

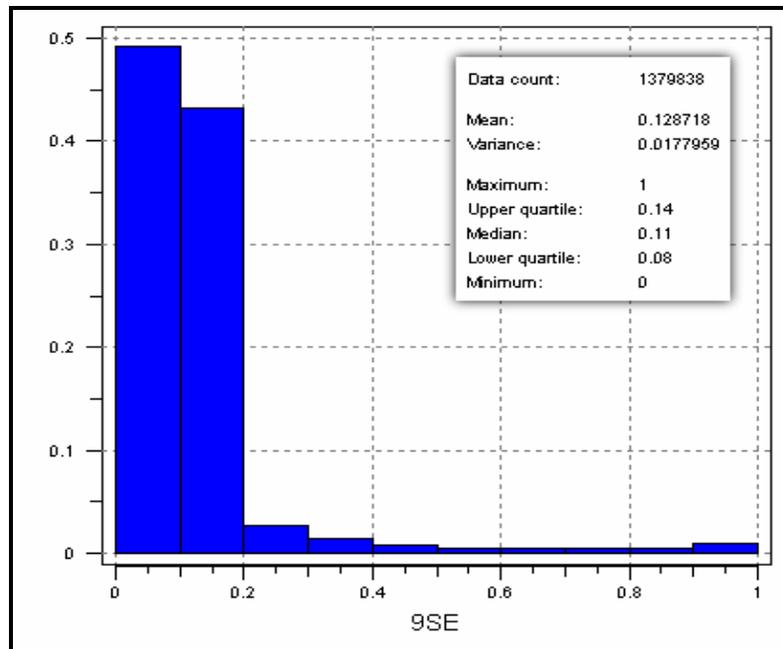
Até agora, os resultados da simulação sequencial dos indicadores têm sido tratados como valores categóricos, ou seja, indicadores. Porém, como já dito anteriormente, o *grid* final, resultado da compilação das 100 realizações, contém valores contínuos no intervalo (0;1), e não mais os valores indicadores 0 e 1. Com isso, a distribuição de probabilidades é melhor representada por gráficos de distribuição de freqüências, ou histogramas de freqüência. Nestes histogramas de freqüência, os valores contínuos são divididos em classes, e para cada uma dessas classes é calculada a sua freqüência ou proporção em relação ao número total de amostras. Nas Figuras que seguem, são apresentados os histogramas de distribuição de freqüência para as probabilidades estimados a partir dos bancos de dados FUIROS (Figura 5.5), 5SE (Figura 5.6), 9SE (Figura 5.7) e 13SE (Figura 5.8).



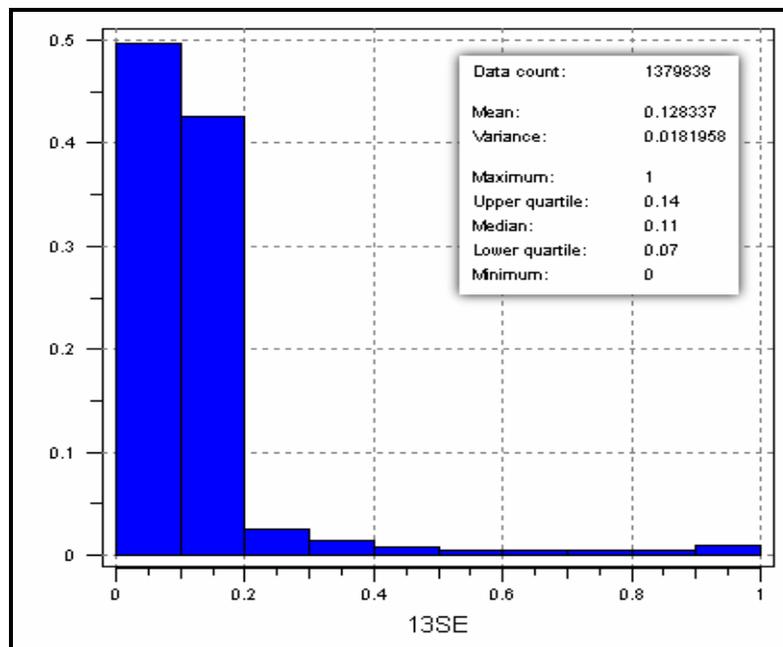
**Figura 5.5** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS.



**Figura 5.6** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.



**Figura 5.7** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.

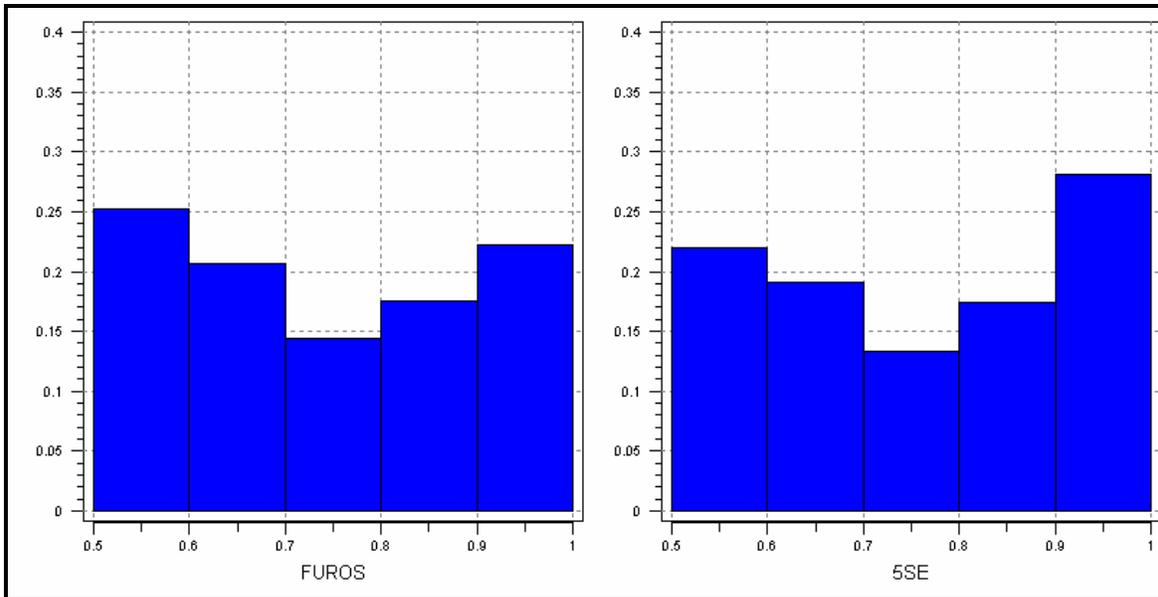


**Figura 5.8** – Histograma de frequência para as probabilidades estimadas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.

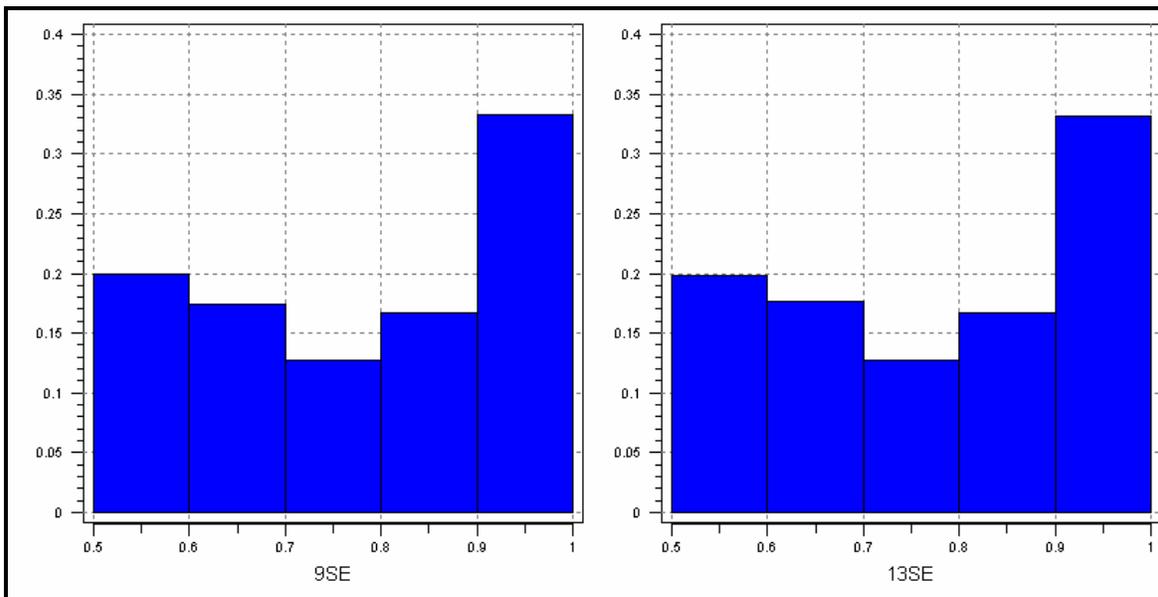
Nos histogramas, os valores de probabilidade estão agrupados em dez classes de frequência. Para simplificar, tais classes são numeradas de 1 a 10, onde a classe 1 representa os valores de probabilidade entre 0,0 e 0,1, a classe 2 representa os valores de probabilidade entre 0,1 e 0,2, e assim por diante até a classe 10, a qual representa os valores de probabilidade entre 0,9 e 1,0.

Novamente, a exemplo do que ocorre na krigagem dos indicadores, na simulação, há uma grande concentração de valores simulados nas classes 1 e 2. Estas duas classes correspondem a mais de 90% do total de valores simulados a partir dos bancos de dados com seções. Apenas, nos pontos simulados a partir do banco de dados FUIROS, é que a soma das classes 1 e 2 é inferior a 90%, porém, sendo superior a 85% do total de amostras.

Para permitir uma visualização melhor da distribuição de frequências das classes de probabilidade acima de 50%, são gerados histogramas de distribuição de frequência para os nós de *grid* cuja probabilidade é igual ou superior a 50%. Os demais nós de *grid* são ignorados no cálculo destas frequências. Os histogramas correspondentes ao intervalo de classes entre 50 e 100% de probabilidade são mostrados nas Figuras 5.9 e 5.10.



**Figura 5.9** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%) gerados pela simulação sequencial dos indicadores a partir dos bancos de dados FUROS (a esquerda) e 5SE (a direita).



**Figura 5.10** – Histogramas de frequência para os nós de *grid* com probabilidades iguais ou superiores a 0,5 (50%) gerados pela simulação sequencial dos indicadores a partir dos bancos de dados 9SE (a esquerda) e 13SE (a direita).

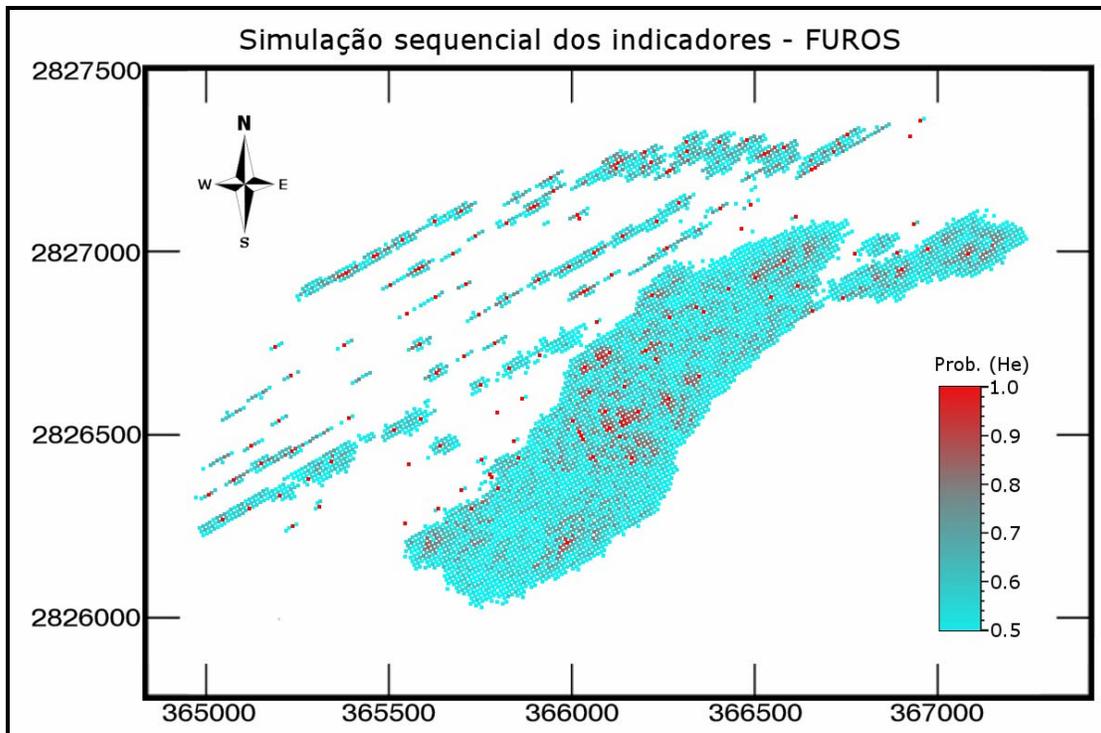
Os histogramas das amostras com valor nas classes de 6 a 10, apresentam o mesmo comportamento já verificado nos histogramas das

mesmas classes nos resultados da krigagem dos indicadores. Novamente, com a adição de dados interpretados, ocorre a redução nas freqüências das classes 6, 7 e 8. A classe 9, aparentemente, sofre uma redução muito pequena, mas ainda perceptível. Em contrapartida, a classe 10 tem sua freqüência aumentada significativamente, já na primeira adição de dados interpretados. Entretanto, esse aumento não ocorre de maneira significativa, na medida em que mais dados interpretados são adicionados aos dados de sondagem.

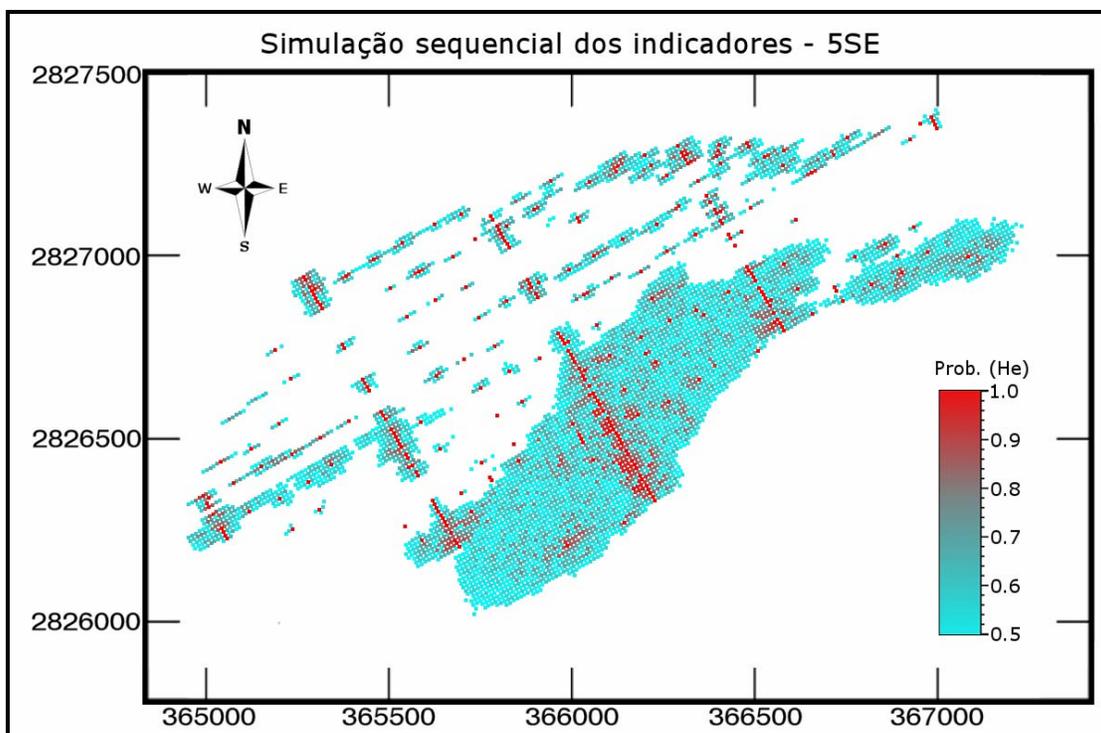
Além da análise da distribuição das freqüências para cada classe de probabilidade, uma apreciação dos resultados pode também ser feita visualmente, por meio de mapas de distribuição das probabilidades. A importância da análise visual, é contemplar a distribuição espacial dos valores. Tais mapas, são as projeções horizontais dos *grids* gerados pela simulação sequencial dos indicadores. As projeções verticais aqui são denominadas de perfis verticais.

Nas Figuras que seguem, são apresentados os mapas e os perfis verticais de distribuição de probabilidades, onde são visíveis apenas os pontos do *grid* cuja probabilidade é igual ou superior a 0,5. Isto significa que apenas são mostrados os pontos considerados como indicador 1, ou possíveis hematititos.

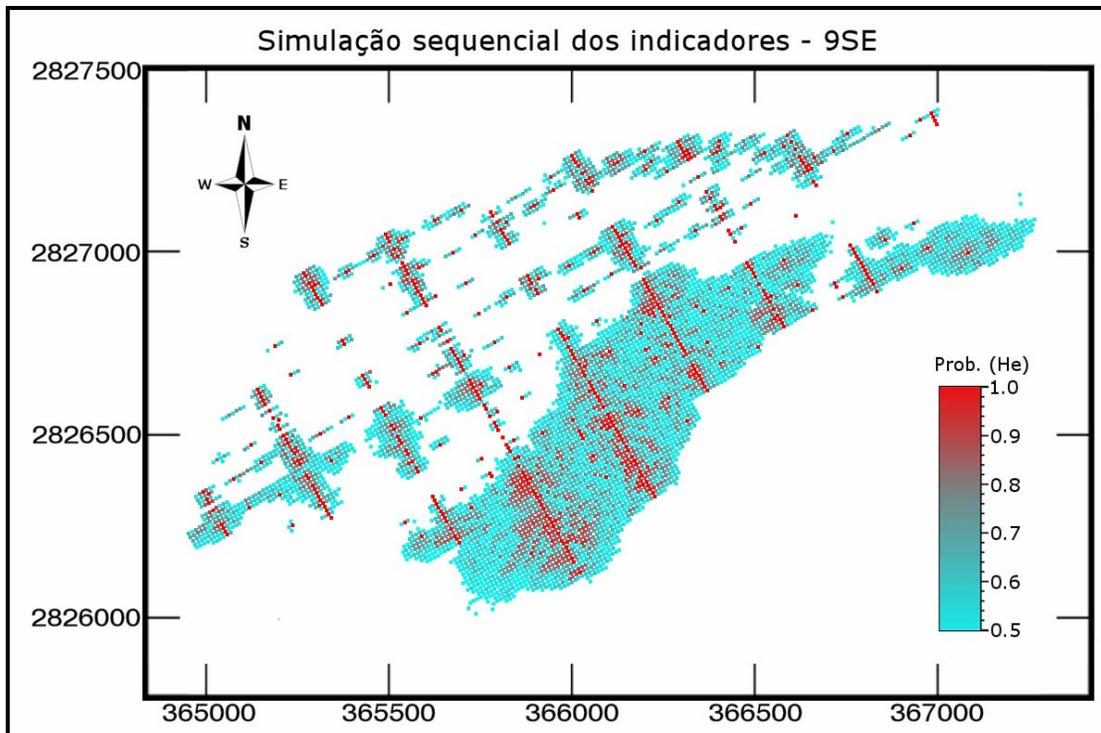
As Figuras apresentam os mapas horizontais para cada um dos bancos de dados: FUIROS (Figura 5.11), 5SE (Figura 5.12), 9SE (Figura 5.13) e 13SE (Figura 5.14).



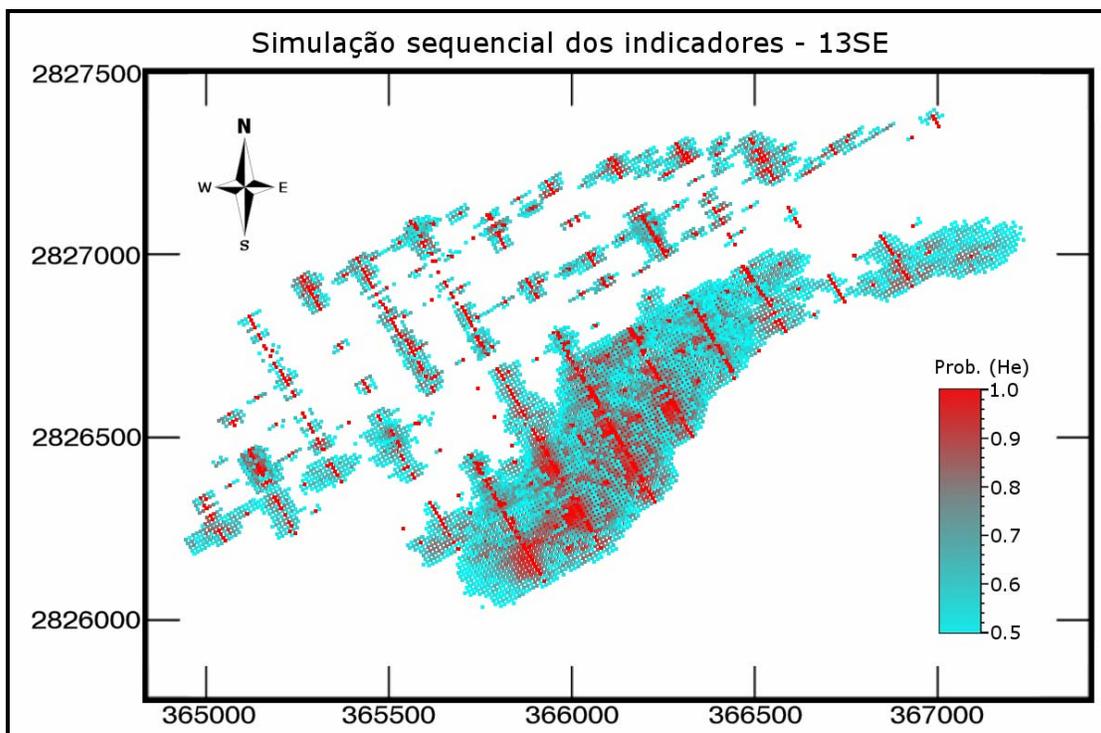
**Figura 5.11** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUROS.



**Figura 5.12** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.

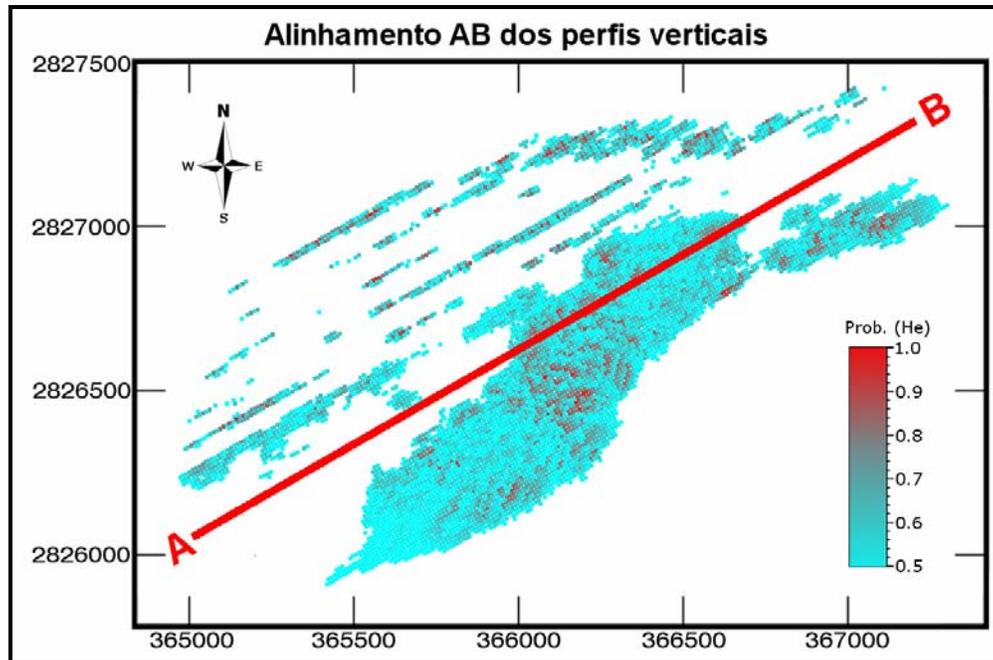


**Figura 5.13** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.



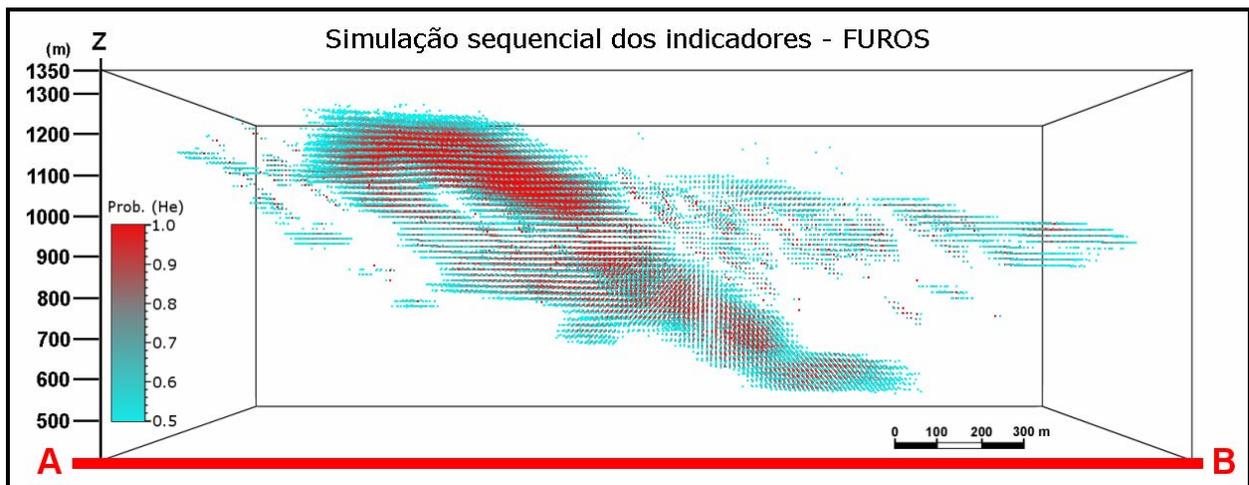
**Figura 5.14** – Mapa de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.

As Figuras contendo os perfis verticais, foram produzidas na forma de projeção acumulada em perspectiva, de acordo com o alinhamento AB mostrado na Figura 5.15.

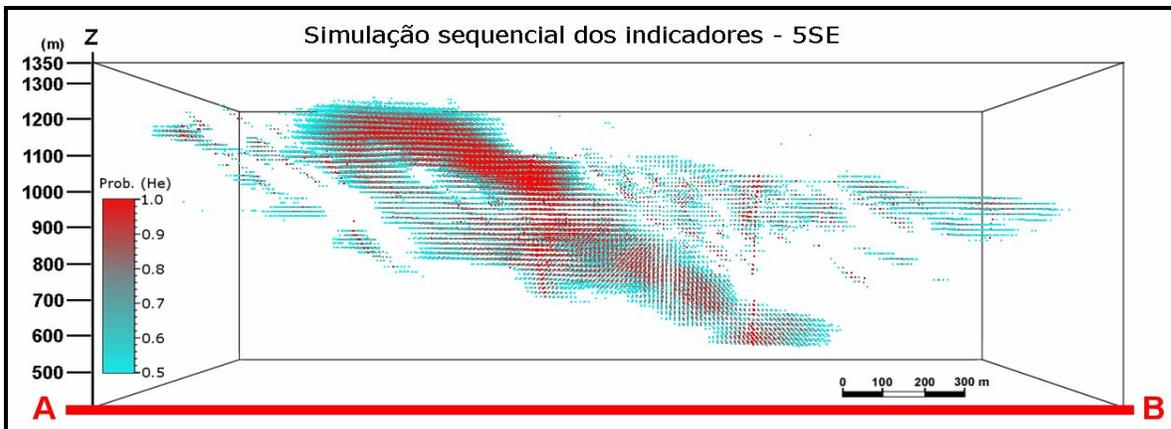


**Figura 5.15** – Vista em planta do alinhamento AB (linha vermelha) correspondente aos perfis verticais.

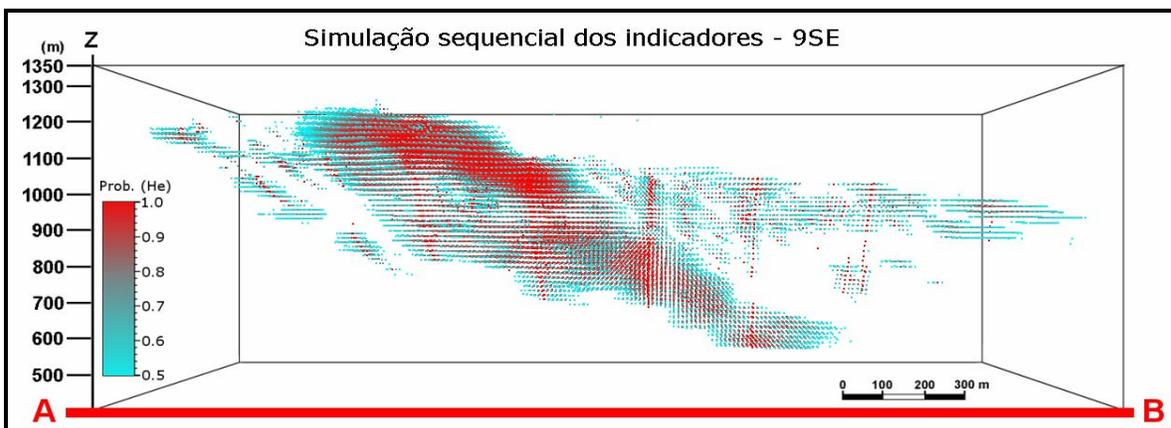
Os perfis verticais são mostrados também para cada um dos bancos de dados: FUIROS (Figura 5.16), 5SE (Figura 5.17), 9SE (Figura 5.18) e 13SE (Figura 5.19).



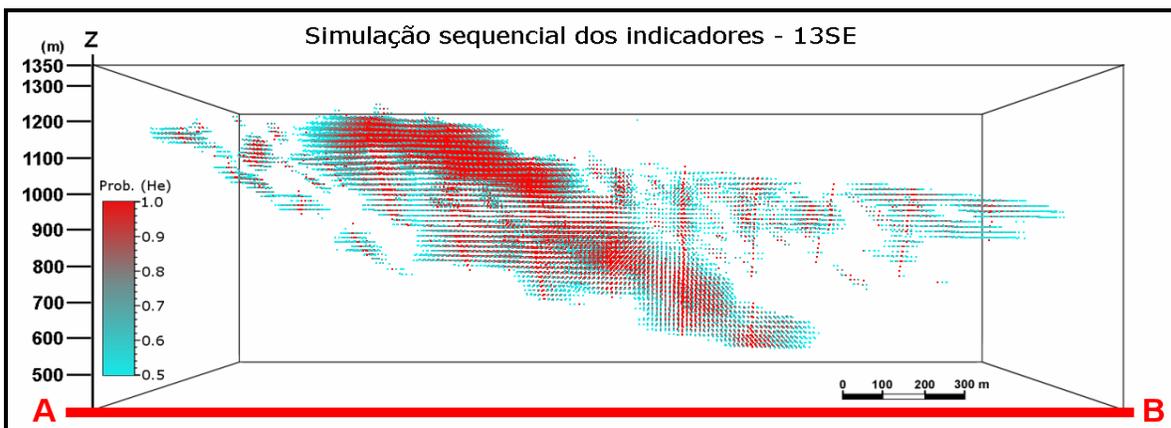
**Figura 5.16** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados FUIROS.



**Figura 5.17** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 5SE.



**Figura 5.18** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 9SE.



**Figura 5.19** – Perfil vertical de distribuição das probabilidades obtidas pela simulação sequencial dos indicadores a partir do banco de dados 13SE.

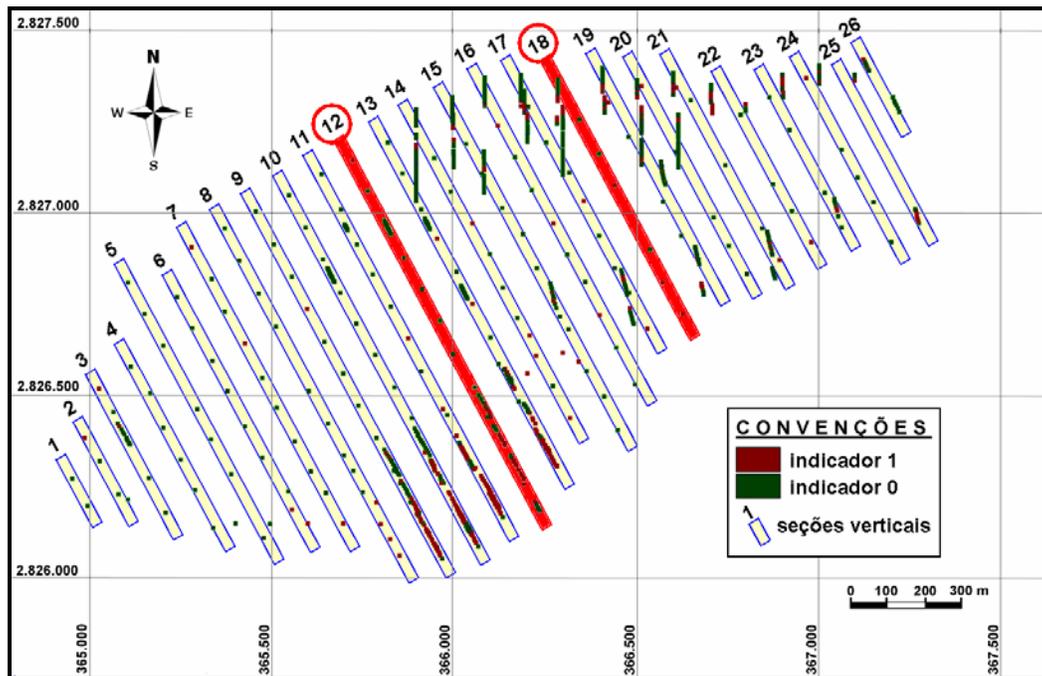
Os mapas de distribuição de probabilidades apresentados nas Figuras 5.11 a 5.14, e 5.16 a 5.19, mostram um apreciável aumento nos volumes dos corpos de hematititos. Tanto os mapas horizontais (Figuras 5.11 a 5.14), quanto os perfis verticais (Figuras 5.16a 5.19), confirmam visualmente os resultados obtidos nos histogramas de frequência (Figuras 5.9 e 5.10). O fato mais evidente com a adição de dados interpretados, é o acréscimo de pontos com probabilidade próxima de 1.

Nos mapas e perfis, é evidenciado o efeito na distribuição espacial das probabilidades, em decorrência da contribuição dos dados das seções interpretadas. Tal efeito reflete na concentração crescente de pontos com valores de probabilidades altos (próximos de 1), em locais onde a simulação, com apenas os dados de sondagem, não gera valores altos. Percebe-se a presença de lineamentos NW, tanto nos mapas como nos perfis, causados pelo alto condicionamento da simulação nestes setores.

Estes mapas e perfis dos resultados da simulação sequencial dos indicadores, apresentam basicamente a mesma distribuição do depósito mineral já mostrada nos mapas e perfis da krigagem. Novamente, mostra o principal corpo hematitítico na porção sul do depósito. Mostra, também, pequenos corpos na porção norte, os quais são cada vez mais evidenciados a medida que adicionamos mais dados interpretados. Ainda, na visualização das Figuras dos mapas e perfis, estão claros os mergulhos dos corpos mineralizados.

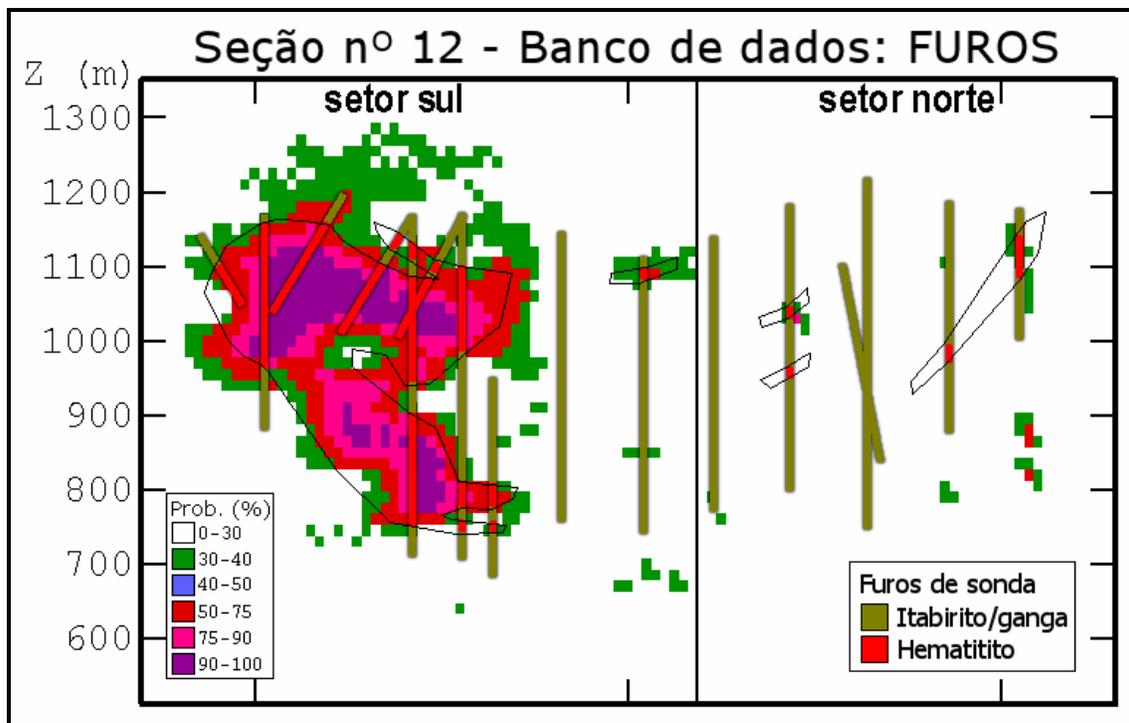
A análise da semelhança da geometria simulada com a geometria dos corpos geradas por meio das seções interpretadas, é novamente realizada por comparação direta das seções geológicas 12 e 18 (Figura 5.20), com as seções correspondentes nos *grids* obtidos por

simulação. Lembrando que, como mostrado no capítulo anterior, as seções interpretadas 12 e 18 não foram adicionadas em nenhum dos bancos de dados. Isto significa que seus dados interpretados não foram utilizados para condicionar as simulações.

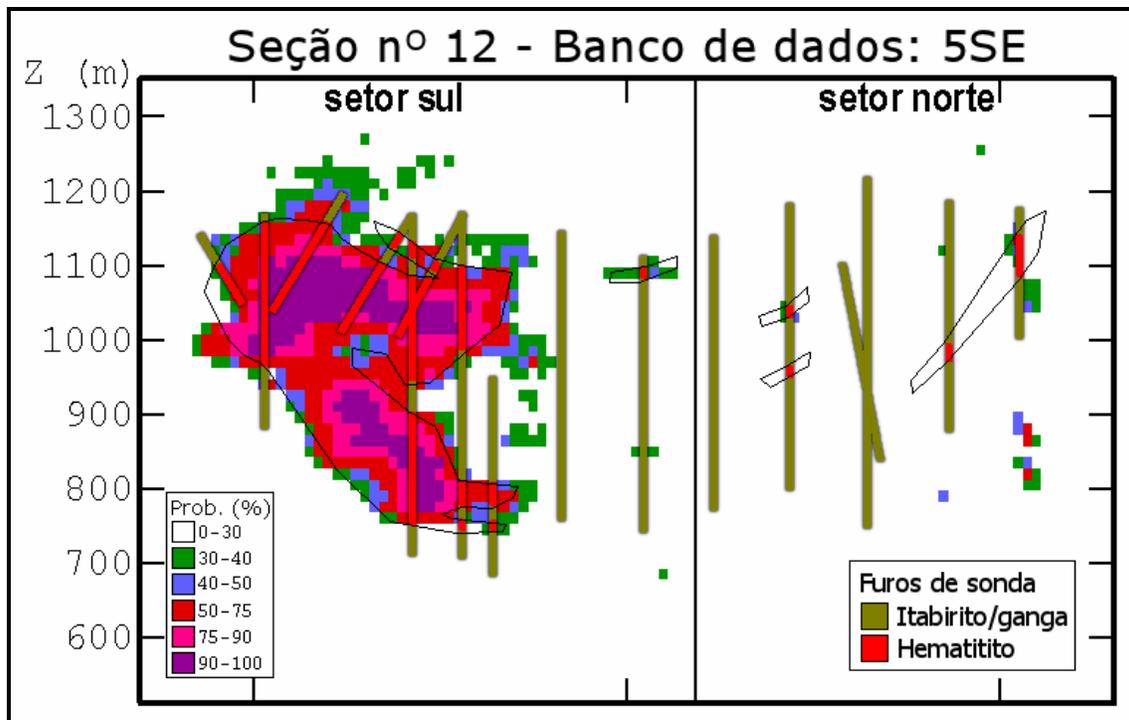


**Figura 5.20** – Vista superior das seções geológicas, com as duas seções escolhidas para comparação destacadas em vermelho.

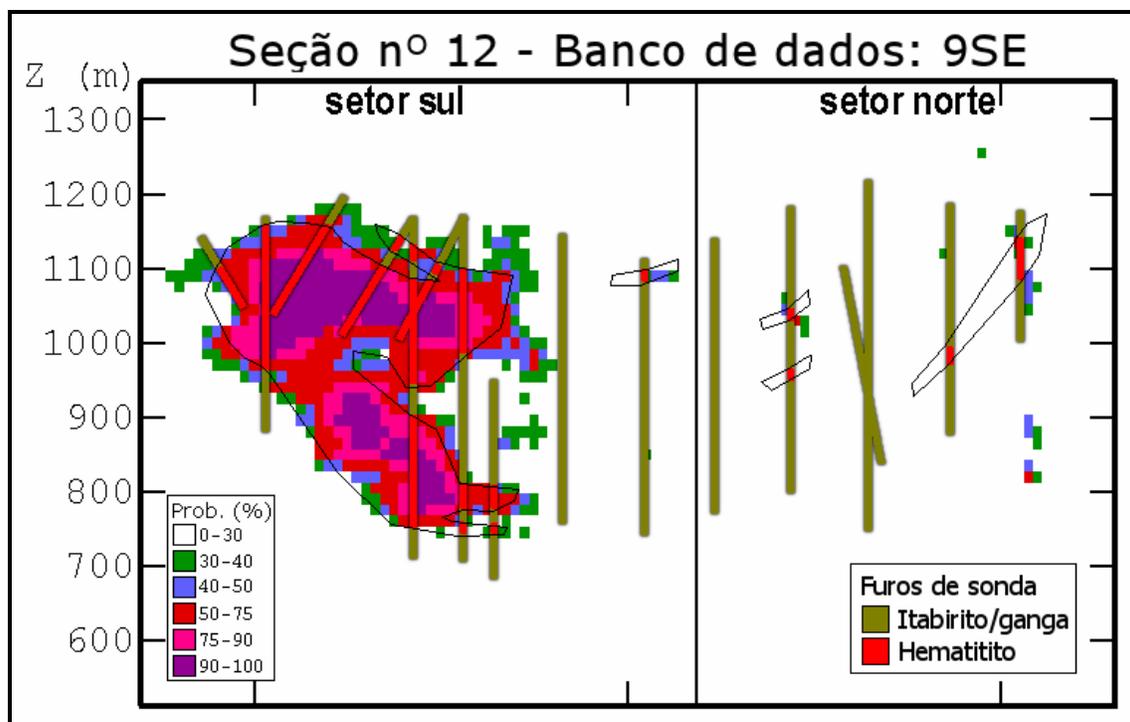
A sequência de Figuras a seguir apresenta a seção geológica de número 12 sobreposta às seções correspondentes nos grids de simulação para os bancos de dados FUIROS (Figura 5.21), 5SE (Figura 5.22), 9SE (Figura 5.23) e 13SE (Figura 5.24), e a seção geológica de número 18 sobreposta às seções correspondentes para os bancos de dados FUIROS (Figura 5.25), 5SE (Figura 5.26), 9SE (Figura 5.27) e 13SE (Figura 5.28).



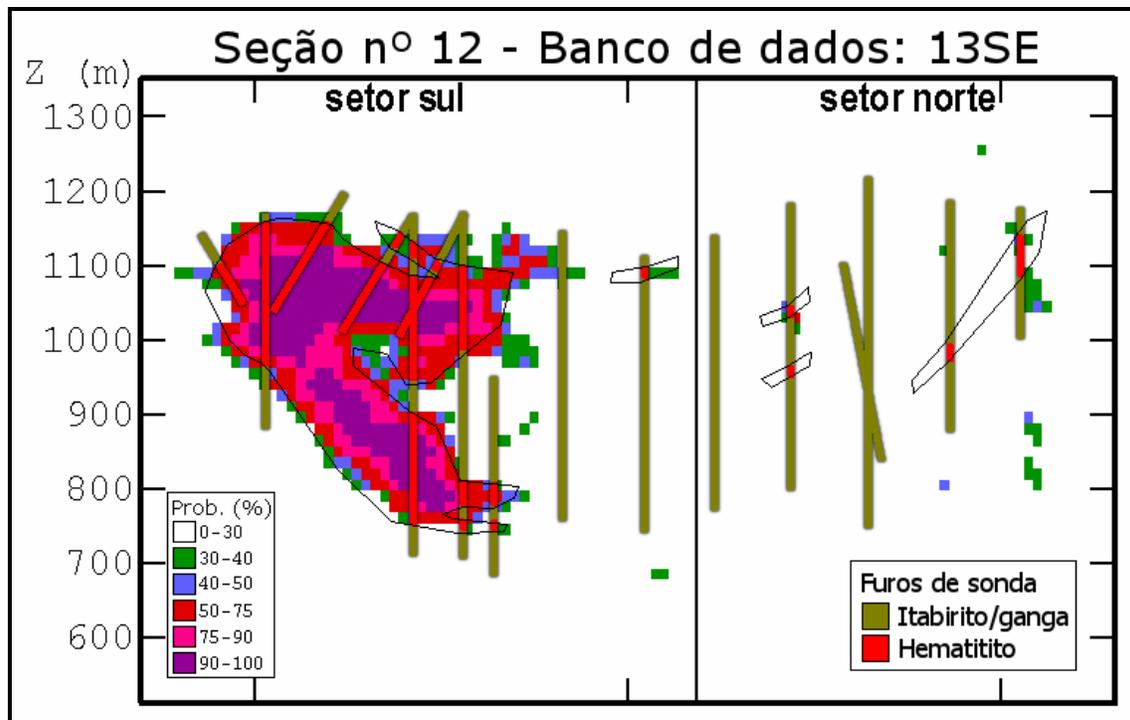
**Figura 5.21**– Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados FUIROS.



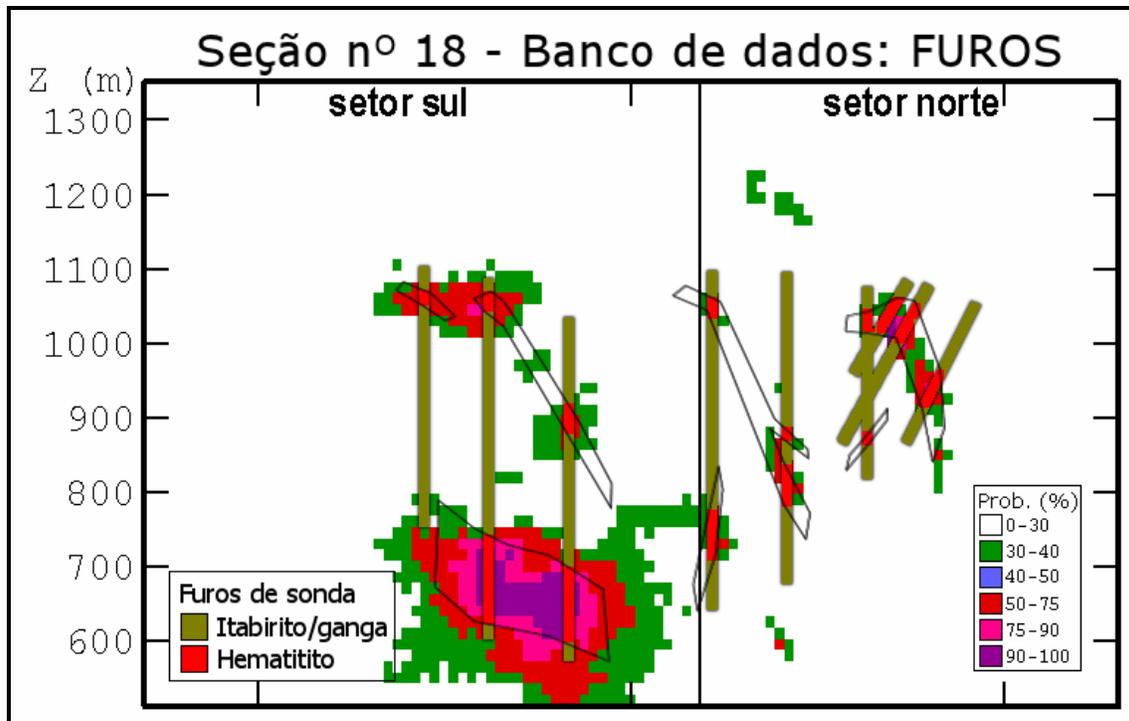
**Figura 5.22** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 5SE.



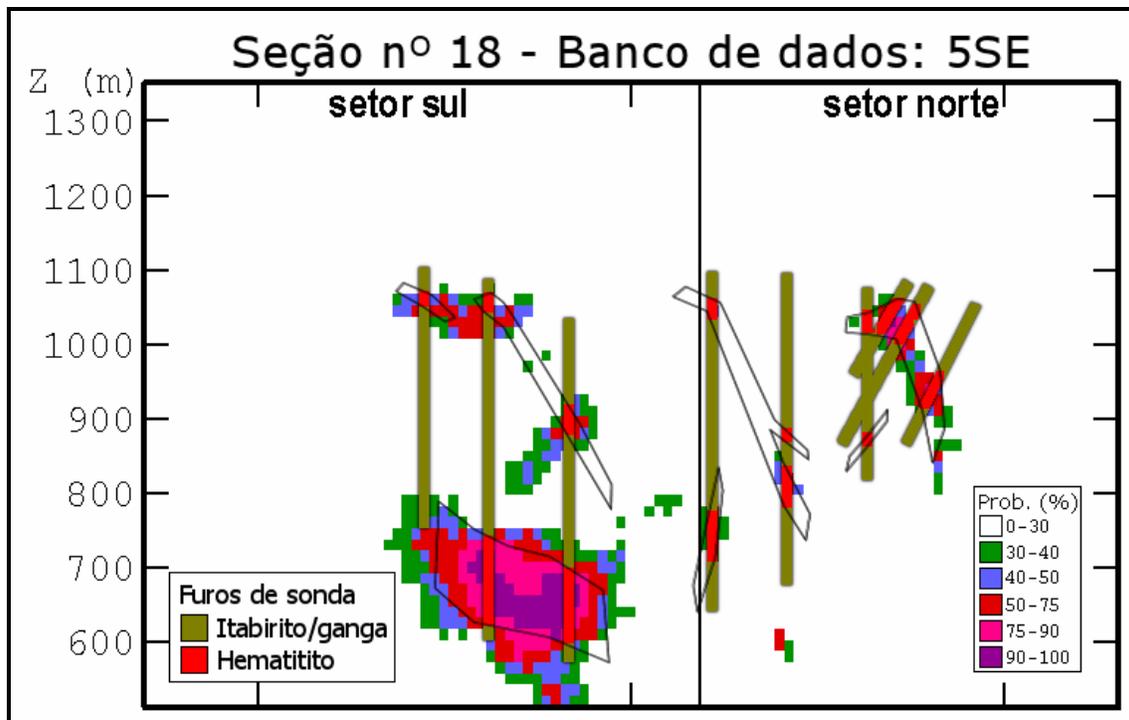
**Figura 5.23** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 9SE.



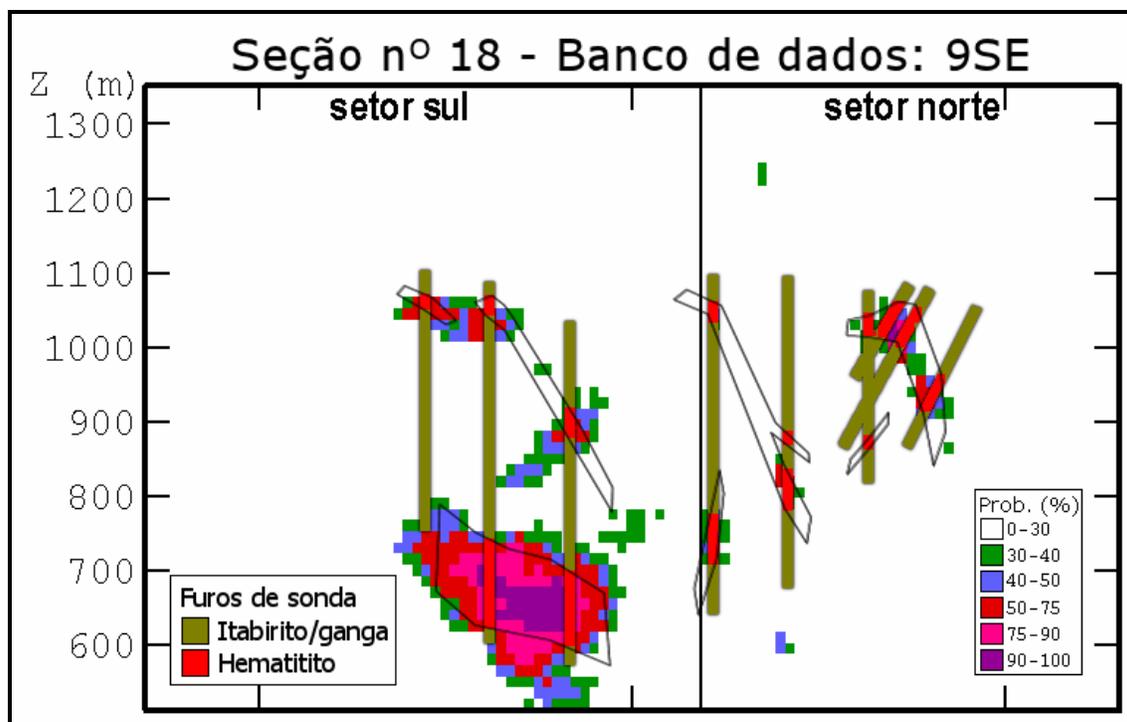
**Figura 5.24** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 12) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 13SE.



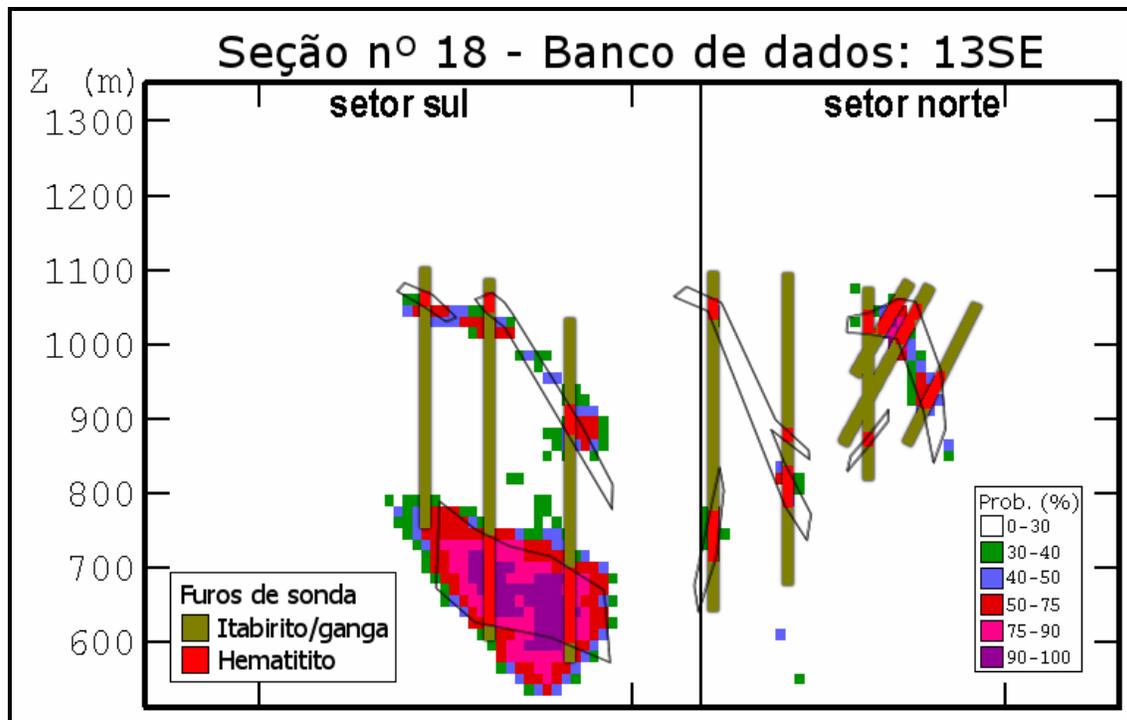
**Figura 5.25** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados FUROS.



**Figura 5.26** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 5SE.



**Figura 5.27** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 9SE.

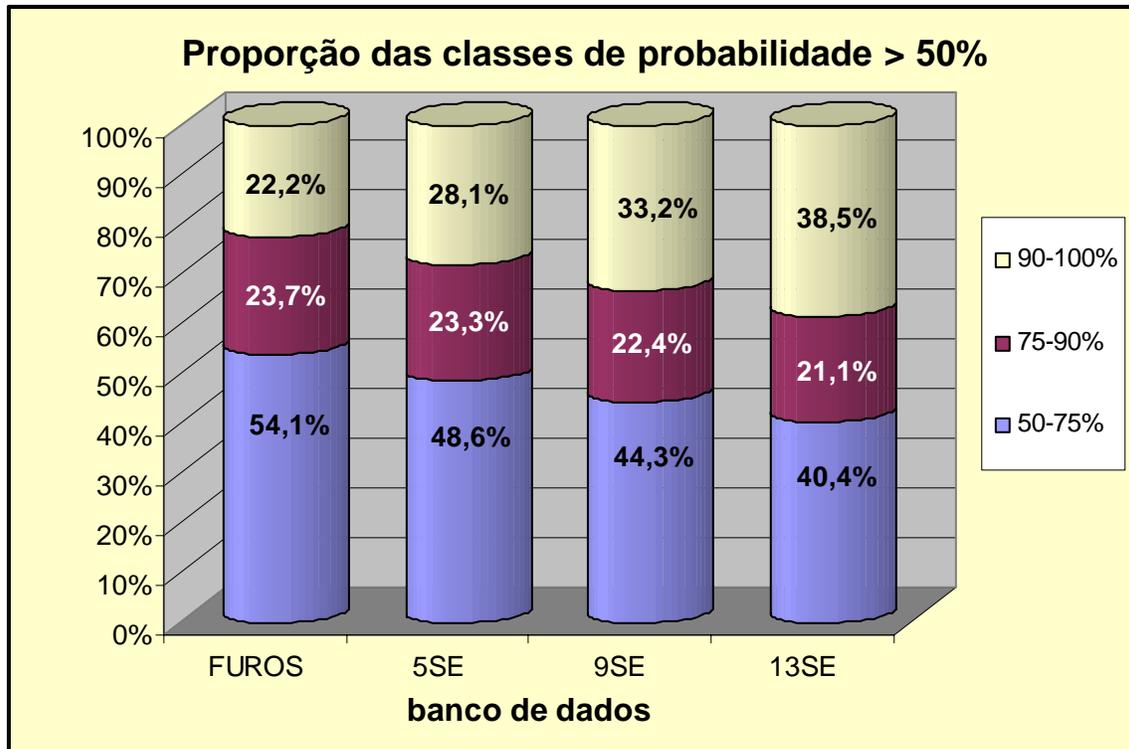


**Figura 5.28** – Linhas de contorno da seção geológica interpretada (seção 18) sobreposta à seção equivalente no *grid* simulado, para o banco de dados 13SE.

O primeiro fato que se observa nas Sequências de Figuras para as seções 12 e 18, é que existe um maior espalhamento de valores (probabilidades), em outras palavras, os corpos são pouco definidos na estimativa apenas com os dados de sondagem (FUROS). Este espalhamento é reduzido com a adição dos dados interpretados.

A melhoria na definição dos corpos, principalmente no corpo da porção sul, se dá pela alteração nas probabilidades simuladas, em decorrência da adição dos dados interpretados. Para a simulação do banco de dados FUROS, no entorno dos corpos, existe uma grande quantidade de pontos com valores entre 30 e 40% de probabilidade. Com adição dos dados interpretados, tais pontos têm seus valores migrados para as classes inferiores de probabilidade (0 a 30%). Da mesma forma, ocorre um aumento na quantidade de pontos com valores entre 90 e 100% de probabilidade.

A adição dos dados interpretados, condiciona a simulação, de forma a confinar os valores de probabilidades mais elevados dentro dos limites das envoltórias interpretadas. Visualmente, nas Figuras comparativas das seções (Figuras 5.21 a 5.28), pode-se contemplar os resultados obtidos nos histogramas de frequência (Figuras 5.5 a 5.10), compilados no gráfico da Figura 5.29. Tais resultados, indicam a tendência de migração dos valores para as classes nos extremos do intervalo de probabilidades. Ou seja, diminuindo, com a adição de dados interpretados, a incerteza associada a decisão de associar o local a uma certa categoria. Valores estimados nas classes intermediárias, geram uma incerteza na definição da categoria ou indicador ao qual tal ponto pertence. Já, que um ponto com 50% de probabilidade, têm a mesma probabilidade de pertencer tanto a categoria representada pelo indicador 0, como a categoria representada pelo indicador 1.



**Figura 5.29** – Gráfico de distribuição das proporções das classes de probabilidade acima de 50%.

## 6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo, são discutidos os resultados obtidos na aplicação dos métodos geoestatísticos probabilísticos, sendo eles, a krigagem dos indicadores e a simulação sequencial dos indicadores, apresentados nos capítulos 4 e 5, respectivamente. Além da análise e interpretação dos resultados obtidos, também é feita uma comparação entre os dois métodos utilizados.

### 6.1 KRIGAGEM DOS INDICADORES

No capítulo 4, foi aplicada a metodologia de krigagem dos indicadores nos quatro bancos de dados discutidos no capítulo 3. Basicamente, o resultado da krigagem dos indicadores é um *grid* de pontos preenchido com valores de probabilidade. A análise de tais valores de probabilidade, sob diversos aspectos, gera uma variedade de resultados e conclusões a respeito da aplicação do método.

Visivelmente, a krigagem dos indicadores conseguiu delinear satisfatoriamente os contornos, ou a forma, dos dois principais corpos de hematita. Sendo o principal, o corpo de maior volume no setor sul, e o outro corpo, de menor volume, no setor norte. Esse delineamento foi notadamente melhorado, na medida em que mais dados interpretados eram adicionados no processo de estimativa. Nos mapas de krigagem, é possível visualizar os efeitos da adição de dados interpretados, que além da melhoria no delineamento dos corpos principais, também possibilita a estimativa de corpos menores. A presença de grandes concentrações de dados com indicador 1, possibilita que a krigagem estime os pequenos corpos de hematita. Estes pequenos corpos são predominantes no setor norte, o que dificultou muito a estimativa. Para a estimativa com base

apenas nos dados de sondagem, os pequenos corpos de hematita são pouco representados. Neste setor, a quantidade de dados com indicador 0, que envolvem os pontos com indicador 1, é muito significativa. Assim, para uma estimativa com longos alcances de semi-variograma, os dados com indicador 0 acabam por dominar o resultado final de um nó de grid, reduzindo a probabilidade que o mesmo nó seja classificado como um corpo de hematita (indicador 1).

A representação dos principais corpos nos setores norte e sul está condizente com o modelo variográfico, e principalmente com a geologia descrita no capítulo 3. Os mergulhos distintos em ambos os setores, estão bem reproduzidos nos quatro *grids* estimados pela krigagem dos indicadores. Independentemente da forma, o posicionamento dos corpos estimados reproduz os principais corpos de hematita do depósito de Conceição, mesmo na estimativa apenas com os dados de sondagem.

A krigagem dos indicadores apresentou resultados consistentes, tanto com a utilização de dados de sondagem, como com a introdução de dados oriundos de seções interpretadas, utilizando um número bem maior de informação. O método se mostrou eficiente como ferramenta de auxílio à modelagem geológica, gerando resultados consistentes e modelos cada vez mais refinados com o acréscimo de informação.

## **6.2 SIMULAÇÃO SEQUENCIAL DOS INDICADORES**

Seguindo a proposta de utilização de métodos probabilísticos na modelagem geológica, foi estudada no capítulo 5, a utilização de simulação sequencial dos indicadores. Como descrito no capítulo anterior, todos os processos realizados no estudo da metodologia de krigagem dos indicadores, foram repetidos na aplicação de simulação

sequencial dos indicadores. Desta forma, os resultados da simulação são avaliados de forma similar aos resultados da krigagem.

O primeiro resultado que se obtém na simulação sequencial dos indicadores é um conjunto de realizações contendo diferentes cenários para o mesmo *grid* de pontos. Num total de 100 realizações, estas apresentam grandes variações na distribuição espacial dos pontos, com valor simulado igual a zero ou um em cada nó de *grid*. Embora, mesmo utilizando dos mesmos dados de entrada, devido à sua componente aleatória, cada realização é única e ligeiramente diferente das demais. Porém, mesmo com esta variação na distribuição dos valores, as proporções dos indicadores 0 e 1 se mantêm praticamente idênticas ao longo das 100 realizações. Este fato, de certa forma, assegura uma certa coerência nos resultados, apesar de toda a variabilidade gerada pela função randômica.

Com as 100 realizações de valores obtidas em cada nó do *grid* de pontos, pode-se calcular o valor da probabilidade de ocorrência de corpos de hematita naquele local. Desta forma, pode-se avaliar os resultados da simulação com relação à distribuição de probabilidades locais.

A análise dos valores contidos apenas dentro da região formada pela envoltória dos dados, mostra uma coerência nas proporções dos indicadores 0 e 1. Para os resultados da simulação dos quatro bancos de dados, os valores de proporção dos indicadores simulados são próximos dos valores das proporções dos indicadores em cada banco de dados. Entretanto, um fato que chama a atenção, ao se observar as proporções, é a maior diferença entre as mesmas, para os valores simulados a partir do banco de dados FUIROS. Nas demais simulações, as proporções são mais compatíveis com as proporções dos dados de

entrada. Isto ocorre devido ao efeito informação, pois a medida que mais dados condicionantes são incluídos no processo de simulação, menores passam a ser as flutuações ergódicas.

As distribuições de probabilidades, mostradas nos histogramas de frequência, apresentam um comportamento similar ao constatado nos resultados da krigagem dos indicadores. Principalmente, a respeito da adição de dados interpretados, os quais ocasionam um incremento nas probabilidades simuladas devido ao aumento de dados condicionantes. Esse incremento nas probabilidades acontece devido à redução significativa do número de pontos simulados com valores intermediários de probabilidade. Desta forma, os histogramas de frequência mostram uma migração dos valores de probabilidade, para as classes mais extremas, ou seja, onde as probabilidades apontam com maior certeza para o indicador 0 ou 1. Esse efeito na distribuição das probabilidades também é constatado de forma visual nos mapas e perfis de simulação. Embora a simulação, a partir apenas dos dados de sondagem (FUROS), já caracterize os principais corpos mineralizados do depósito, com a adição dos dados interpretados, a definição e a confiança acerca da forma ou contorno dos corpos melhoram significativamente.

Mais uma vez, a exemplo da krigagem dos indicadores, surge a dificuldade de definição de corpos pequenos em regiões com poucos dados, como ocorre no setor norte. E de forma análoga, essa dificuldade é amenizada pelo acréscimo de informação, por meio da adição dos dados interpretados.

Mesmo com as dificuldades em relação aos pequenos corpos, os corpos principais de maior volume, estão bem representados nos *grids* simulados. Os resultados são condizentes com o esperado, em termos

de forma e distribuição no espaço. Desta forma, a simulação sequencial dos indicadores mostra-se útil na interpretação de seções geológicas.

### **6.3 ADIÇÃO DE DADOS INTERPRETADOS**

São visíveis os benefícios associados à adição de dados interpretados ao banco de dados original. Esse aumento de informação condicionou de forma extremamente positiva ambos os métodos, i.e. krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores. A adição destes dados, diminui a incerteza associada à distribuição de probabilidades. Adicionalmente, proporciona maior segurança para interpretar o *grid* krigado ou simulado. Assim, passa-se a ter maior confiança em determinar que, em cada ponto do *grid*, existe ou não a chance de ocorrência de hematitita.

Além da melhoria na definição da forma, por meio da diminuição da incerteza, a adição de dados interpretados possibilitou ainda, a delimitação de corpos de pequeno volume. Os corpos mineralizados no setor norte do depósito, na grande maioria, se tornaram um desafio para os métodos aplicados, devido aos seus tamanhos reduzidos. Todavia, com a adição dos dados interpretados nessa região, foi possível que ambos os métodos conseguissem melhores resultados no delineamento desses pequenos corpos. O efeito mais visível disso, além da melhor definição dos pequenos corpos, é o aparecimento de lineamentos marcados pela grande concentração de pontos com valores altos de probabilidade. Tais lineamentos demarcam bem a posição dos dados interpretados, adicionados ao banco de dados original.

De certa forma, a adição dos dados interpretados permite que a modelagem seja realizada de forma interativa e sequencial. Inicialmente, o modelo criado por meio da simulação ou krigagem dos

dados de sondagem, auxilia na interpretação de um primeiro conjunto de seções geológicas. Adicionando esses dados interpretados aos dados de sondagem, é possível ir melhorando os resultados, tanto da simulação sequencial dos indicadores, como da krigagem dos indicadores. Esta sequência de gerar o *grid* de pontos, interpretar as seções geológicas, e realimentar o banco de dados com mais informação, faz com que o modelo geológico se torne cada vez mais refinado.

#### **6.4 COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS**

Os resultados obtidos neste estudo, com a utilização de krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores, foram próximos. Ambos os métodos mostraram relações semelhantes com os dados de entrada. Como já discutido nos capítulos anteriores, a atribuição da classe de indicador para cada ponto krigado ou simulado é feita da mesma forma. O ponto receberá o indicador 0 (zero) quando o seu valor de probabilidade for inferior a 0,5 (50%), e receberá o indicador 1 (hematita) quando o seu valor de probabilidade for igual ou superior a 0,5. Embora os resultados sejam semelhantes, a forma como cada método atribui um valor a um determinado ponto é distinta, gerando diferenças nos resultados. A krigagem dos indicadores prioriza minimização da variância de estimativa, resultando em uma distribuição de probabilidades suavizada. A simulação sequencial dos indicadores, mesmo utilizando a própria krigagem como algoritmo de cálculo, consegue manter a variabilidade espacial dos dados, graças à sua componente aleatória. A Tabela 6.1 reúne os valores das proporções dos indicadores em cada um dos bancos de dados utilizados, bem como nos resultados obtidos em cada método.

**Tabela 6.1:** Proporção dos indicadores 0 e 1 para os dados de entrada, estimados e simulados.

Proporção dos indicadores 0 e 1								
Dados	FUROS		5SE		9SE		13SE	
	0	1	0	1	0	1	0	1
Entrada	77,5%	22,5%	80,8%	19,2%	81,9%	18,1%	82,1%	17,9%
Krigagem	81,0%	19,0%	82,6%	17,4%	83,6%	16,4%	84,6%	15,4%
Simulação	81,2%	18,8%	82,8%	17,2%	83,8%	16,2%	83,9%	16,1%

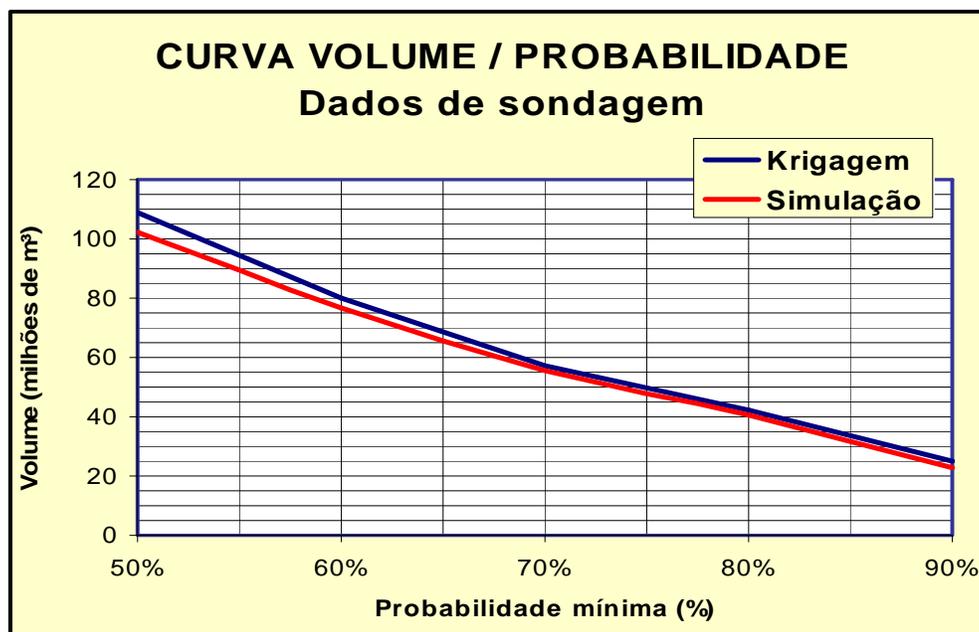
Com relação à distribuição das proporções dos indicadores, ambos os métodos apresentaram comportamento semelhante. Nos números mostrados na Tabela 6.1, é possível verificar a semelhança entre os resultados dos dois métodos, a qual é até mais significativa que a semelhança com relação aos próprios dados de entrada.

Embora as proporções dos indicadores em cada método sejam semelhantes, as distribuições de frequência nas classes de probabilidade possuem alguma diferença. Essa diferença é nítida nas duas primeiras classes de probabilidade, aquelas que compreendem os valores de 0 a 0,1 e de 0,1 a 0,2 de probabilidade. Mesmo que, para os dois métodos, estas duas classes somem em torno de 90% dos valores, a relação entre a primeira classe e a segunda é diferente. Para os valores estimados pela krigagem, a frequência da primeira classe é bem inferior à frequência da segunda classe, mantendo-se assim mesmo com a adição de dados interpretados (efeito suavização da krigagem). Com os valores simulados, ocorre uma inversão nas frequências. Para os valores simulados apenas com os dados de sondagem, a primeira classe possui frequência menor que a segunda classe, do mesmo modo como nos valores estimados pela krigagem. Porém, a diferença entre as frequências destas duas classes, não é tão significativa quanto ocorre na krigagem. Além disso, na medida em que os dados interpretados vão sendo adicionados, os valores da segunda classe vão migrando para a primeira classe, de modo que a primeira classe passa a possuir uma

frequência maior que a segunda classe. Nas distribuições de frequência das classes acima de 50% de probabilidade, os dois métodos apresentaram histogramas muito parecidos. Inclusive demonstrando o mesmo tipo de alteração sofrida nas frequências de cada classe em decorrência da adição de dados interpretados.

De certa forma, ambos os métodos concordam na localização dos corpos mineralizados (corpos de hematita). Além disso, os dois métodos descrevem de maneira muito parecida, a forma destes corpos. Apenas o lineamento gerado pela adição dos dados interpretados, é mais aparente nos mapas da simulação.

Na Figura 6.1, são mostradas duas curvas, que representam o volume em milhões de metros cúbicos de hematita, correspondente aos pontos estimados ou simulados, cujos valores são iguais ou superiores a uma determinada probabilidade.

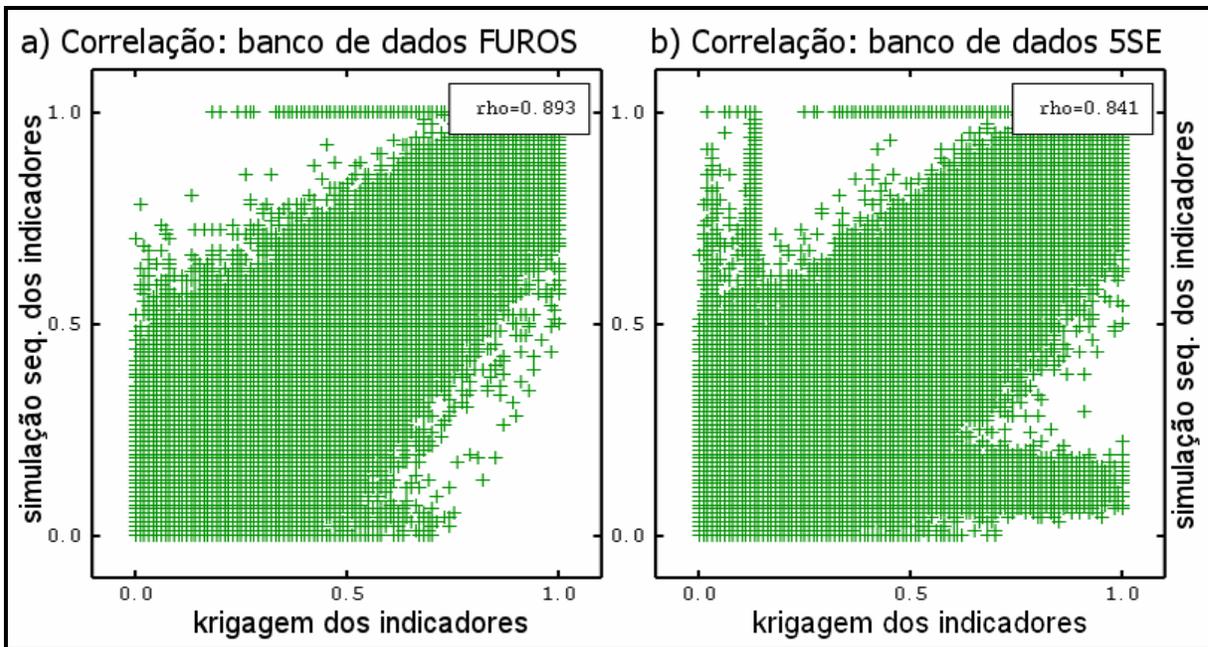


**Figura 6.1** – Gráfico comparativo para as curvas volume/probabilidade dos valores estimados e simulados para os corpos de hematita a partir do banco de dados FUIROS.

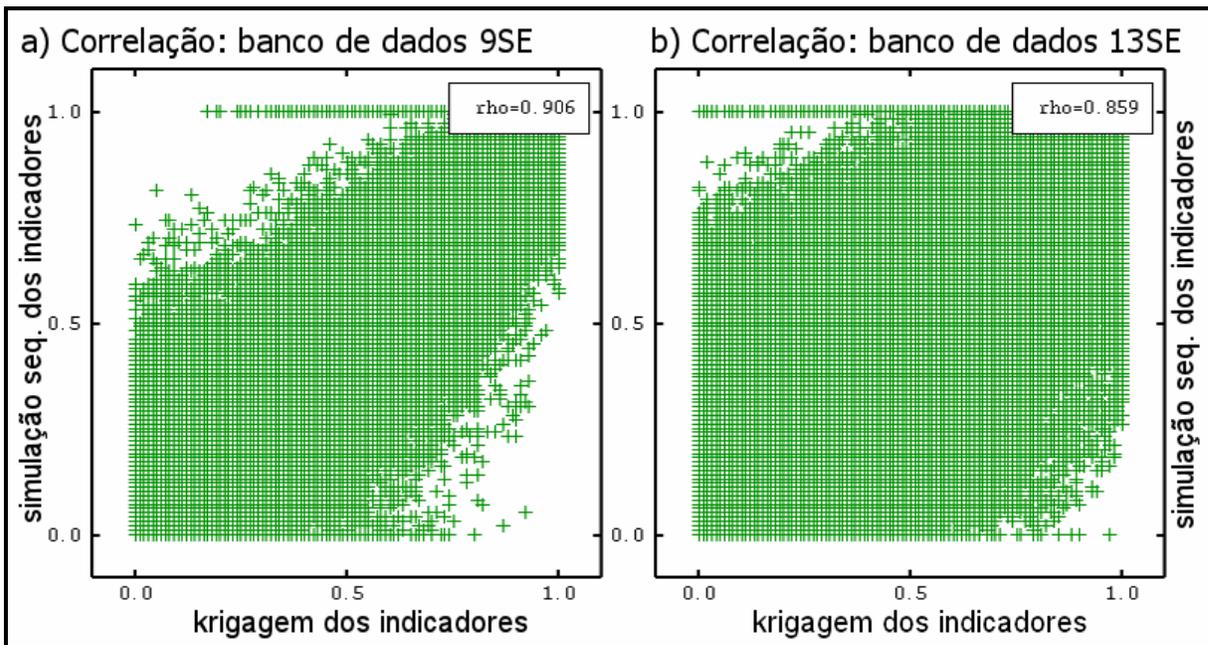
Imaginando que cada ponto do *grid* representa um volume no espaço, correspondente à um bloco de dimensões 12,5 x 12,5 x 15 m, pode-se avaliar o volume de hematita, estimado ou simulado. A primeira informação que o gráfico da Figura 6.1 fornece é o fato de os volumes serem distintos para valores abaixo de 70% de probabilidade. O volume correspondente aos valores iguais ou superiores a 50%, estimados pela krigagem, é aproximadamente 7% superior ao volume correspondente calculado a partir dos nós simulados com a mesma probabilidade.

Isto significa, que a krigagem dos indicadores estimou mais pontos pertencentes à categoria do indicador 1, em comparação com os pontos simulados pela simulação sequencial dos indicadores pertencentes à mesma categoria (considerando 50 % para ser classificado como hematita usando krigagem dos indicadores). Esta diferença, porém, só ocorre se forem levados em conta todos os pontos com valores acima de 50% de probabilidade. Para os pontos, cujos valores sejam iguais ou superiores a 70% de probabilidade, as duas curvas têm um comportamento praticamente idêntico. Diminuindo gradativamente o volume em ambos os modelos, a medida em que se aumenta o nível confiança.

A comparação direta dos resultados vem da correlação entre os valores estimados e simulados, confrontando os mesmos para cada ponto, nos *grids* resultantes da krigagem e da simulação. As Figuras 6.2 e 6.3 mostram os gráficos de correlação para os valores estimados e simulados, a partir dos bancos de dados FUIROS e 5SE, e 9SE e 13SE respectivamente.



**Figura 6.2** - Gráficos de correlação para as probabilidades estimadas por krigagem dos indicadores e por simulação dos indicadores em cada bloco, utilizando os dados a)FUROS e; b)5SE.

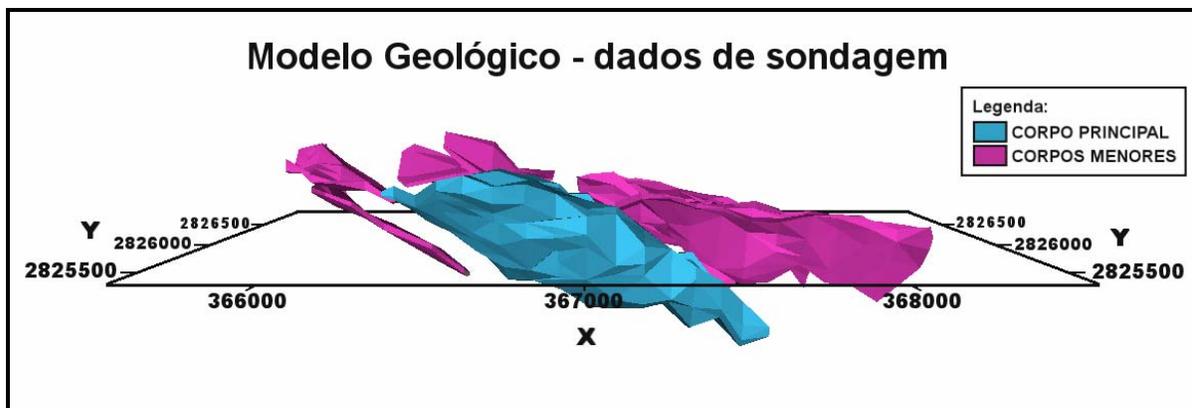


**Figura 6.3** - Gráficos de correlação para as probabilidades estimadas por krigagem dos indicadores e por simulação dos indicadores em cada bloco, utilizando os dados a)9SE e; b)13SE.

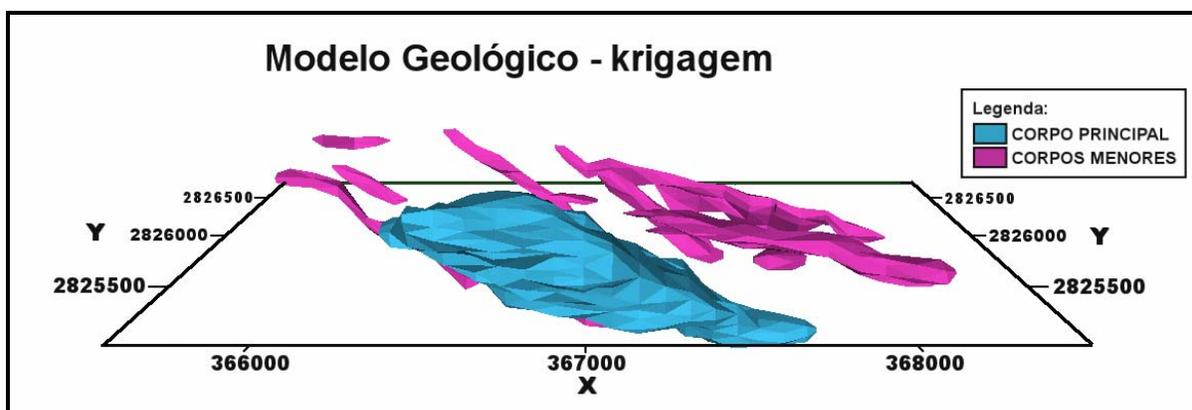
Todas as semelhanças apontadas nas análises anteriores, já não se repetem nesta comparação direta dos valores. Embora os resultados

de ambos os métodos possuam um coeficiente de correlação considerado alto, os gráficos mostram um grande espalhamento dos valores. Esse espalhamento reflete as diferenças ponto-a-ponto. Nesta análise, em nível de detalhe, é possível determinar que, embora os dois métodos apresentem corpos com formas e volumes semelhantes, para cada ponto em particular, cada método define uma probabilidade diferente. E estas diferenças, aparentemente aumentam com a adição de dados interpretados. Assim, para determinados pontos em que o método de krigagem dos indicadores define uma probabilidade alta de ocorrência de um hematitito, o método de simulação sequencial dos indicadores pode definir uma probabilidade não tão alta. Esta aparente diferença entre os métodos, ocorre principalmente nas zonas de contorno (limites) dos corpos, onde pontos com valores altos se encontram próximos de pontos com valores baixos.

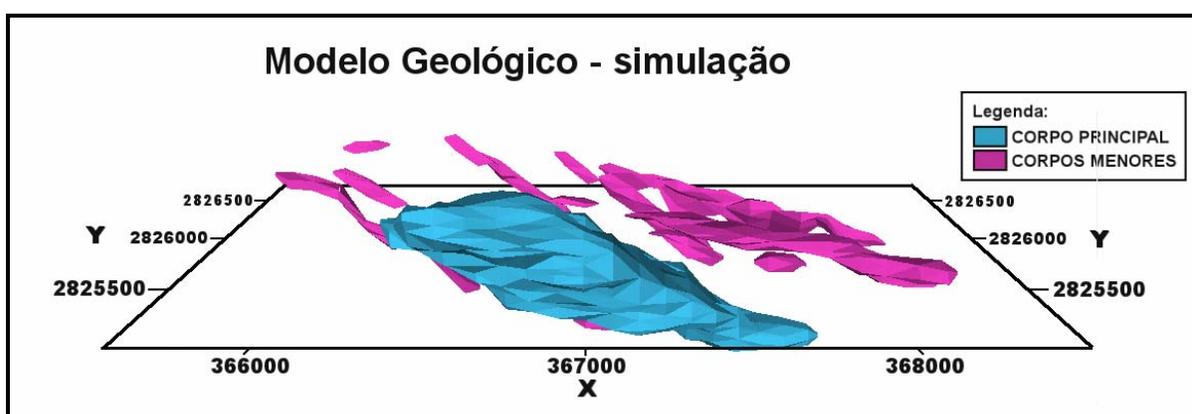
Como última análise, é feita a comparação entre os modelos sólidos, gerados a partir de interpretações baseadas em seções verticais, obtidas dos dados de sondagem, dos grids krigados e dos modelos simulados. Sendo os grids krigados e modelos simulados obtidos a partir do banco de dados FUIROS. Tais modelos foram criados pela união de seções verticais, espaçadas em 100 m, e cujas linhas de contorno representam os pontos com valores de probabilidade igual ou superior a 50%. Desta união, surgem as envoltórias correspondentes aos corpos mineralizados (Figuras 6.4; 6.5; 6.6)



**Figura 6.4** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir dos dados de sondagem.



**Figura 6.5** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir do *grid* krigado.



**Figura 6.6** – Modelo tridimensional dos corpos mineralizados (hematititos) interpretados a partir do *grid* simulado.

Os modelos gerados a partir dos *grids* krigados e modelos simulados apresentam uma semelhança bastante significativa, corroborando todas as comparações de resultados vistas até agora. Com relação ao modelo gerado com os dados de sondagem, é visível a diferença em relação aos modelos resultantes da krigagem e da simulação. A diferença é mais significativa nos corpos menores, na grade maioria situados na porção norte do depósito. O corpo principal, situado na porção sul, se apresenta com um incremento volumétrico nos modelos gerados pela krigagem e pela simulação, em comparação com o modelo interpretado diretamente com os dados de sondagem. Este aumento do volume é melhor descrito na Tabela 6.2.

**Tabela 6.2:** Volumes dos modelos sólidos correspondentes ao corpo principal, derivado da interpretação dos dados de sondagem, dos *grids* krigados e dos modelos simulados.

<b>Informação Volume (Mm<sup>3</sup>)</b>	
Sondagem	72,5
Krigagem	101,0
Simulação	100,1

A Tabela 6.2 mostra uma forte equivalência entre os volumes dos modelos krigado e simulado, e em contrapartida destaca ainda mais a diferença entre estes modelos e o modelo dos dados de sondagem.

Este incremento no volume dos corpos gerados pela krigagem e pela simulação, se deve ao maior preenchimento do espaço por pontos cujos valores representem o indicador 1. Em outras palavras, o modelo gerado a partir dos dados de sondagem, possui em seu interior muitos espaços vazios, que na verdade correspondem a mineralizações de outras litologias. E, no processo modelagem dos corpos utilizando informações de krigagem e simulação, tais espaços ou pontos no grid, podem receber valores que correspondem ao indicador 1. Além disso, as próprias interpretações das seções verticais destes modelos geram

envoltórias baseadas nas principais mineralizações de corpos de hematita, envolvendo assim, as pequenas mineralizações de outras litologias.

Independentemente das diferenças encontradas na comparação de detalhe, é fato, que para esse depósito, ambos os métodos apresentaram resultados equivalentes. De maneira que, para obtenção de um modelo prévio que sirva de guia para uma modelagem geológica final, qualquer um dos dois métodos é capaz de fornecer resultados igualmente satisfatórios.

## **7 CONCLUSÕES**

Este capítulo expõe as conclusões fundamentadas nos resultados apresentados e discutidos nos capítulos anteriores. Apresenta também, uma avaliação geral do desenvolvimento do trabalho, com base no cumprimento das metas e objetivos propostos no capítulo 1.

### **7.1 APLICAÇÃO DOS MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS**

As metodologias geoestatísticas, krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores, mostraram-se totalmente aplicáveis na modelagem geológica deste estilo de depósito. A utilização de ambos os métodos, como ferramenta auxiliar na elaboração de um protótipo do modelo geológico, mostrou resultados que garantem essa aplicabilidade. Apesar de cada método possuir suas características próprias, os resultados obtidos, mostram que ambos os métodos são capazes de produzir resultados igualmente satisfatórios.

Independentemente da escolha do método geoestatístico a ser utilizado, a metodologia proposta neste trabalho demonstra a aplicabilidade dos métodos geoestatísticos no auxílio à modelagem e interpretação geológica de um depósito mineral. Esta metodologia pode ser usada como auxílio à metodologia clássica ou manual de interpretação geológica. Com essa metodologia há um ganho de tempo e de confiabilidade nas interpretações geológicas.

De forma interativa, com o auxílio de informação numérica (probabilística) gerada computacionalmente por meio de um dos métodos geoestatísticos, o profissional que realiza a interpretação dos dados amostrais, além do conhecimento de campo, passa a ter como

guia de interpretação essas informações probabilísticas. A interatividade da metodologia permite o contínuo e crescente refinamento da modelagem, com a re-interpretação de dados amostrais somados a dados previamente interpretados, e novamente estimados por krigagem dos indicadores ou simulados por simulação sequencial dos indicadores. Segue-se essa sequência de krigagem ou simulação dos dados amostrais, interpretação com base nos resultados probabilísticos, realimentação dos dados com as interpretações e novamente aplicação de krigagem ou simulação, até a obtenção de um modelo geológico com o nível de confiança desejado.

## **7.2 METAS E OBJETIVOS ALCANÇADOS**

Partindo de um banco de dados, contendo dados amostrais provenientes de sondagens em um depósito de minério de ferro, este estudo se propôs a avaliar a aplicabilidade de métodos geoestatísticos como ferramenta auxiliar na modelagem geológica. Essa avaliação envolveu o cumprimento de diversos objetivos, listados no capítulo inicial deste estudo.

Cada um dos objetivos foi realizado e estudado em seus capítulos correspondentes. Os objetivos foram desenvolvidos com uma sequência de procedimentos, onde cada um é pré-requisito para a realização do próximo. Desta maneira, a execução e cumprimento de cada objetivo, estava atrelada ao cumprimento dos demais. Na medida em que o estudo foi avançando, cada um dos objetivos foi sendo desenvolvido e cumprido. Assim, cada objetivo proposto no primeiro capítulo deste trabalho, foi cumprido de forma integral e satisfatória, como é indicado abaixo:

**Objetivo 1** - Avaliar a krigagem dos indicadores como método para gerar um mapa com a probabilidade de cada ponto pertencer à litologia definida e ser usado no auxílio à modelagem de corpos minerais;

Por meio de krigagem dos indicadores foi criado um modelo de distribuição de probabilidades para o litotipo hematítico.

**Objetivo 2** - Avaliar a simulação sequencial dos indicadores como método para gerar um mapa com estimativas da probabilidade de cada ponto pertencer à litologia definida, bem como a incerteza desta estimativa e usar esta informação no auxílio à modelagem de corpos minerais;

Foram feitas 100 realizações de simulação sequencial dos indicadores, para se obter valores de probabilidade de cada ponto conter o litotipo hematítico.

**Objetivo 3** - Avaliar os resultados da construção de modelos geológicos a partir dos pré-modelos gerados em (i) e (ii) e comparar com os modelos gerados convencionalmente por interpretação geológica.

Foram construídos modelos geológicos a partir de seções verticais obtidas por interpretação geológica dos dados de sondagem, do *grid* estimado pela krigagem dos indicadores e do *grid* simulado pela simulação sequencial dos indicadores.

Conseqüentemente, com a execução e cumprimento dos objetivos propostos, o estudo foi concluído, tendo como resultado final, uma proposta metodológica para aplicação na modelagem geológica. Proposta esta, que, como descrita no início deste capítulo, baseia-se no uso de métodos geoestatísticos como ferramenta auxiliar na modelagem geológica.

### 7.3 PROPOSTA PARA ESTUDOS FUTUROS

Embora a metodologia esteja concluída e apresentada, ainda existem outros aspectos e possibilidades relativos a este assunto que podem e devem ser estudados e discutidos. Dentro do uso de métodos geoestatísticos, existe a possibilidade de utilização de outro método geoestatístico, em substituição aos métodos de krigagem dos indicadores e simulação sequencial dos indicadores. Os métodos de simulação plurigaussiana truncada e multi-ponto, são métodos que permitem um maior controle ou condicionamento do processo, permitindo a modelagem de formas geológicas mais complexas. Assim, o estudo da aplicação desses dois métodos geoestatísticos, dentro da metodologia de auxílio à modelagem geológica, pode trazer resultados ainda melhores. É relevante também um estudo mais aprofundado na questão da adição de dados interpretados. Verificando a real contribuição conseguida com a adição de mais informação.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALABERT, F. **Stochastic Imaging of Spatial Distributions Using Hard and Soft Information**. Thesis - Stanford University, Stanford, California, 1987. 197p.

CHILÈS, J. P.; DELFINER, P. **Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty**. John Wiley & Sons, New York, 1999. 695p.

DEUTSCH, C. V. **Geostatistical Reservoir Modeling**. Oxford University Press, New York, 2002. 376p.

DNPM; CVRD, (DEPARTAMENTO NACIONAL DE PRODUÇÃO MINERAL; COMPANHIA VALE DO RIO DOCE). **Principais Depósitos Minerais do Brasil**. Brasília, 1986, V. II. 501p.

ERICKSON JR, A.J. **Geologic Interpretation, Modeling and Representation**. SME Mining Engineering Handbook, Section 5, H. Hartman and D.E. Ranta, eds. AIME, New York, 2<sup>a</sup> ed. 1992. 333 p.

FREITAS, J. C. F. **Métodos Clássicos de Cálculo de Reserva e Geoestatística. Métodos e Técnicas de Pesquisa Mineral**. Departamento Nacional da Produção Mineral. Brasília, 1985, cap. 7, 355 p.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford University Press, New York, 1997. 483 p.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística Operacional**. Departamento Nacional da Produção Mineral. Brasília, 1988. 145p.

HERZ, N. Gnaissic and Igneous Rocks of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. **U.S Geological Survey**. Professional Paper, 641-B, 58 p, 1970.

JONES, I. A case study using indicator kriging – the Mount Morgan gold-copper deposit, Queensland. In: **symposium: Beyond Ordinary Kriging**, Geostatistical Association of Australasia, Perth, Australia, 1998. p.76-87.

JOURNEL, A. G. The indicator approach to estimation of spatial distributions. In: **Proceedings of the 17th APCOM**, SME-AIME, Golden, Colorado, USA, 1982. p. 793-806.

JOURNEL, A. G. Non parametric estimation of spatial distributions. **Journal of International Association for Mathematical Geology**, v.15, n.3, p. 445-468, 1983.

JOURNEL, A. G.; ALABERT, F. Non-Gaussian Data Expansion in the Earth Sciences. **Terra Nova**, v.1, n.2, p. 123-134, 1989.

LANDIM, P. M. B.; STURARO, J.R. **Krigagem indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de riscos**. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatématica, Texto Didático 06, 2002.19 p.

LEMON, A. M.; JONES, N. L. Building solid models from boreholes and user-defined cross-sections. **Computers & Geosciences**, v.29, Issue 5, p. 547-555, Jun. 2003.

MATHERON, G. Principles of Geostatistics. **Economic Geology**, Littleton, v. 58, n. 8, p. 1246-1266. 1963.

MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its applications.** Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathematique de Fontainebleau, Paris, 1971. 211 p.

NOBLE, A. C. **Ore Reserve/Resource Estimation.** SME Mining Engineering Handbook, Section 5, H. Hartman and D.E. Ranta, eds., AIME, New York, 2<sup>a</sup> ed. 1992. 344 p.

OLEA, R. A. **Geostatistics for engineers and earth scientists.** Kluwer Academic, Boston, 1999. 303p.

RANTA, D. E. **Project and Mining Geology.** SME Mining Engineering Handbook, Sec. 5, H. Hartman and D.E. Ranta, eds., AIME, New York, 2<sup>a</sup> ed. 1992. 281 p.

SINCLAIR, A. J.; BLACKWELL, G. H. **Applied Mineral Inventory Estimation.** Cambridge University Press, Cambridge, 2002. 381 p.

TIPPER, J.C. Reconstructing three-dimensional geological systems: 1. The topology and geometry of horizons in the subsurface. In: **29<sup>th</sup> International Geological Congress, Recent Advances in Geomathematics and Geoinformatics**, 1993, Kyoto, Japan. Vol. 4, n<sup>o</sup>. 3, p. 199-207.