

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas,
Metalúrgica e de Materiais (PPGEM)

**ESTIMATIVA DE INCERTEZAS E SUA APLICAÇÃO NA
CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS**

LUIS EDUARDO DE SOUZA

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO
TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA

Porto Alegre, RS
2002

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas,
Metalúrgica e de Materiais (PPGEM)

**ESTIMATIVA DE INCERTEZAS E SUA APLICAÇÃO NA
CLASSIFICAÇÃO DE RECURSOS MINERAIS**

LUIS EDUARDO DE SOUZA
ENGENHEIRO DE MINAS

Dissertação realizada no Laboratório de Pesquisa Mineral e Planejamento Mineiro 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: Metalurgia Extrativa e Tecnologia Mineral

Porto Alegre, RS
2002

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia, área de concentração de Metalurgia Extrativa e Tecnologia Mineral 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. Jair Carlos Koppe

Dr. José Leonardo Andriotti

Dr. Paulo Salvadorette

Prof. Dr. Jair Carlos Koppe
Coordenador do PPGEM

“Se eu pudesse deixar algum presente a você, deixaria aceso o sentimento de amar a vida dos seres humanos. A consciência de aprender tudo o que foi ensinado pelo tempo a fora. Lembraria dos erros que foram cometidos para que não mais se repetissem. A capacidade de escolher novos rumos. Deixaria para você se pudesse, o respeito àquilo que é indispensável: além do pão, o trabalho. Além do trabalho, a ação. E, quando tudo mais faltasse, um segredo: o de buscar no interior de si mesmo a resposta e a força para encontrar a saída.”

Mahatma Ghandi

À minha querida Angela, pela
confiança, dedicação e amor.

AGRADECIMENTO

Ao Prof. Dr. João Felipe C.L. Costa, pela orientação na elaboração desse trabalho, pelos ensinamentos práticos, oportunidades de crescimento e experiência profissional e, sobretudo, pelo seu interesse em meu aperfeiçoamento técnico.

Ao Prof. Dr. Jair Carlos Koppe, pela colaboração, idéias e correções na elaboração de artigos técnicos.

À UFRGS e à Escola de Engenharia por propiciarem condições para o desenvolvimento de trabalhos de pesquisa.

Ao Laboratório de Pesquisa Mineral e Planejamento Mineiro (LPM), pelo aprendizado e prática em métodos computacionais aplicados em geologia e mineração e pela oportunidade de aplicar os conhecimentos adquiridos. Ao pessoal do LPM pelo companheirismo e bons momentos no trabalho diário.

À Carbonífera Metropolitana S.A. que disponibilizou o banco de dados, colaborando de forma decisiva para a realização dessa dissertação.

Aos professores do Departamento de Engenharia de Minas (DEMIN) e do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM).

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela bolsa concedida.

SUMÁRIO

Lista de figuras.....	x
Lista de tabelas	xv
Resumo.....	xvii
Abstract	xix

Capítulo 1

Introdução.....	1
1.1 Estado-da-arte	3
1.2 Meta	8
1.3 Objetivos específicos.....	8
1.4 Metodologia	8
1.5 Organização dessa dissertação	10

Capítulo 2

Sistemas de classificação de recursos e reservas minerais	11
2.1 Sistemas e critérios de classificação de recursos e reservas	11
2.1.1 Métodos tradicionais	12
2.1.2 Métodos geoestatísticos.....	17
2.2 Histórico de desenvolvimento de padrões internacionais.....	25
2.2.1 O sistema de classificação brasileiro.....	30

Capítulo 3

Apresentação da área de estudo e análise do banco de dados	32
3.1 Área de estudo.....	32
3.2 Geologia regional.....	33
3.3 Geologia local.....	34

3.4 Formação Rio Bonito	37
3.5 Camada Bonito.....	41
3.6 Metodologia de amostragem.....	42
3.7 Localização dos furos de sondagem e definição dos limites das categorias de carvão in situ e recursos medidos, indicados e inferidos pelos critérios geométricos	44
3.8 Medidas de estatística descritiva das variáveis de trabalho.....	48

Capítulo 4

Estimativa de incerteza por técnicas de krigagem.....	54
4.1 Conceitos básicos	54
4.2 Continuidade espacial.....	56
4.3 Validação dos modelos	58
4.4 Estimativa	60
4.4.1 Modelos de blocos	63
4.4.2 Definição dos intervalos de confiança para a média global a partir dos histogramas dos dados desagrupados.....	66
4.4.3 Definição do erro da estimativa bloco a bloco	68
4.4.4 Quantidade de carvão nas categorias de carvão in situ, recursos e reservas.....	71

Capítulo 5

Estimativa de incerteza por simulação geoestatística	74
5.1 Conceitos básicos	75
5.1.1 Estimativa versus simulação	76
5.1.2 Espaço de incerteza	77
5.2 Estudo de caso	79
5.3 Simulação seqüencial gaussiana	81
5.3.1 Normalização dos dados	82
5.3.2 Continuidade espacial	85
5.3.3 Geração dos modelos simulados	86

5.3.4 Validação das simulações	88
5.3.5 Pós-simulação.....	90
5.4 Simulação seqüencial de indicadores	92
5.4.1 Escolha dos limites de classes	95
5.4.2 Continuidade espacial	99
5.4.3 Geração dos modelos simulados	101
5.4.4 Validação das simulações	103
5.4.5 Pós-simulação.....	105
5.5 Comparativo dos resultados	107
Capítulo 6	
Conclusões	111
6.1 Sumário dos resultados obtidos	111
6.2 Proposta metodológica	114
6.3 Recomendações	115
Referências Bibliográficas	116
Apêndices.....	128
Apêndice A – Normas para avaliação e apresentação de recursos e reservas de carvão pelo código JORC	
Apêndice B – Banco de dados	
Apêndice C – Breve descrição e código dos <i>scripts</i> utilizados	
Apêndice D – Principais aspectos do sistema brasileiro de classificação de recursos e reservas	
Apêndice E – Arquivos de parâmetros das rotinas de simulação	
Apêndice F – Publicações associadas à essa dissertação	

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1. Seqüência metodológica adotada	9
Figura 2.1. Métodos geométricos de estimativa de recursos: (a) blocos regulares, (b) blocos irregulares, (c) poligonal, (d) bissecção angular, (e) triangulação, (f) seções paralelas	15
Figura 2.2. Sistemática de cálculo com o método de isolinhas	15
Figura 2.3. Metodologia de cubagem e classificação de recursos minerais por área de influência	16
Figura 2.4. Curva de freqüências para variância de krigagem (Annels, 1991)	18
Figura 2.5. Regressão de valores verdadeiros versus estimados, (a) condicionalmente não-tendenciosos e (b) condicionalmente tendenciosos.....	21
Figura 2.6. Metodologia para classificação de recursos via simulação estocástica.....	24
Figura 2.7. Metodologia de classificação sugerida por Annels (1996).	25
Figura 2.8. Relações entre as informações de exploração, recursos minerais e reservas minerais.	29
Figura 2.9. Classificação de recursos/reservas segundo Machado et al. (1992).	31
Figura 3.1. Mapa geológico do sul do Brasil com a localização da bacia carbonífera Sul-catarinense	33
Figura 3.2. Geologia local (Müller et al., 1987).....	34
Figura 3.3. Isópacas da Formação Rio Bonito (modificado de Caye, 1975).....	39
Figura 3.4. Perfil estratigráfico típico da Formação Rio Bonito (modificado de Caye, 1975).....	40
Figura 3.5. Perfil estratigráfico típico da camada Bonito.....	41
Figura 3.6. Foto do testemunho de um furo de sonda mostrando teto, camada de carvão e lapa da camada	42

Figura 3.7. Índice de eficiência de perfuração dos furos de sonda	43
Figura 3.8. (a) Mapa com localização dos 471 furos. A linha azul define a concessão para mineração do projeto. Os limites definidos pelo código JORC para as categorias medida (marrom), indicada (verde) e inferida (vermelho) são apresentados, bem como a evolução dos respectivos raios de extrapolação.....	45
Figura 3.9. Limites finais definidos para as categorias de carvão in situ. Os círculos representam os furos de sonda com dados de espessura de carvão utilizados (em azul) e descartados (em vermelho).....	46
Figura 3.10. Limites finais definidos para as categorias de recursos de carvão	47
Figura 3.11. Duas técnicas de desagrupamento de dados: (a) método dos polígonos e (b) método das células móveis.....	50
Figura 3.12. Polígonos de influência para a variável espessura de carvão (escala de valores em metros)	50
Figura 3.13. Medidas de estatística descritiva dos dados desagrupados para a variável espessura de carvão.....	51
Figura 3.14. Gráfico de correlação de densidade (t/m^3) versus conteúdo de enxofre (%). Notar a ausência de correlação	52
Figura 3.15. Localização dos furos onde há dados de densidade com suas respectivas áreas de influência (escala de valores em t/m^3)	53
Figura 3.16. Medidas de estatística descritiva dos dados desagrupados para a variável densidade	53
Figura 4.1. Modelo de variograma (linha sólida) e variograma experimental (pontos).....	55
Figura 4.2. Variograma onidirecional de espessura (a), variogramas para a maior (b) e menor (c) direção de anisotropia, respectivamente a N-S e E-W.....	57
Figura 4.3. Variogramas para densidade. Onidirecional (a), eixo maior a N45W (b) e eixo menor a N45E (c).....	58
Figura 4.4. Resultados da validação para espessura (a) e para densidade (b), demonstrando a não-tendenciosidade nas estimativas (erro com média zero)	59

Figura 4.5. Mapa para espessura de carvão (m). Blocos de 350 x 350 m	64
Figura 4.6. Mapa para densidade (t/m^3). Blocos de 350 x 350 m	65
Figura 4.7. Mapa de acumulação de carvão (t/m^2) para o modelo de carvão in situ. Blocos de 350 x 350 m	66
Figura 4.8. Mapa dos níveis de incerteza das estimativas. Blocos de 350 x 350 m	69
Figura 4.9. Mapa de acumulação de carvão (t/m^2) para o modelo de recursos de carvão. Blocos de 350 x 350 m	72
Figura 5.1. Flutuações ergódicas nos variogramas (a) e histogramas (b) resultantes de 12 realizações obtidas por simulação seqüencial (linhas azuis) em torno do modelo (linhas pretas).....	76
Figura 5.2. Efeito da suavização na reprodução dos modelos de histograma e variograma por estimativa por krigagem (azul) e por simulação (laranja).....	77
Figura 5.3. Mapa de localização das amostras disponíveis de espessura, após mudança de suporte para blocos de 35 x 35 metros	79
Figura 5.4. Mapa de localização das amostras disponíveis de densidade, após mudança de suporte para blocos de 35 x 35 metros	80
Figura 5.5. Histograma dos dados desagrupados para espessura (a) e densidade (b), após mudança de suporte para blocos de 35 x 35 metros	80
Figura 5.6. Histogramas normalizados para espessura (a) e densidade (b).....	83
Figura 5.7. Variograma experimental (pontos) e modelado (linha contínua) na direção de mínima (a) e máxima (b) continuidade espacial para espessura	86
Figura 5.8. Variograma experimental (pontos) e modelado (linha contínua) na direção de mínima (a) e máxima (b) continuidade espacial para densidade.....	86
Figura 5.9. Três realizações tomadas de maneira fortuita para as variáveis espessura e densidade	87
Figura 5.10. Oscilações do variograma nas principais direções de menor e maior continuidade para espessura (a e b) e densidade (c e d), no espaço normal para 5 realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado	88

Figura 5.11. Reprodutibilidade da estatística de três realizações quaisquer para espessura (azul) e densidade (laranja) – ver Figura 5.5 para comparação	89
Figura 5.12. Flutuação da incerteza ou variabilidade em função do número de cenários gerados	90
Figura 5.13. Histogramas de toneladas de carvão in-situ para as classes (a) medida, (b) indicada e (c) inferida	91
Figura 5.14. Solução de fechamento dos polígonos de influência, para a variável espessura, contemplando a área de concessão do projeto.....	96
Figura 5.15. Histogramas cumulativos da variável espessura para as distribuições agrupada e desagrupada.....	98
Figura 5.16. Mapas de localização dos indicadores da variável espessura do quantil 0,1 ao 0,4	98
Figura 5.17. Mapas de localização dos indicadores da variável espessura do quantil 0,5 ao 0,95	99
Figura 5.18. Três realizações tomadas de maneira fortuita para as variáveis espessura e densidade	102
Figura 5.19. Oscilações dos variogramas de indicadores onidirecionais para espessura, para 5 realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado	103
Figura 5.20. Oscilações dos variogramas de indicadores onidirecionais para densidade, para 5 realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado	104
Figura 5.21. Reprodutibilidade dos histogramas de frequência acumulada de vinte realizações da variável espessura	104
Figura 5.22. Reprodutibilidade dos histogramas de frequência acumulada de vinte realizações da variável densidade	105
Figura 5.23. Histogramas de toneladas de carvão in-situ para as classes (a) medida, (b) indicada e (c) inferida	106
Figura 5.24. Diagrama de dispersão de desvio padrão versus a média de 100 valores simulados de espessura	108
Figura 5.25. Diagrama de dispersão de desvio padrão versus a média de 100 valores simulados de densidade	108

Figura 5.26. Ilustrações de acuracidade e precisão de uma distribuição de saída de um algoritmo de simulação (modificado de Goovaerts, 1997a).....	109
Figura 5.27. Distribuição das médias de 100 realizações da variável espessura	109
Figura 5.28. Distribuição das médias de 100 realizações da variável densidade	110

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1. Exemplos de classificação em função da densidade de amostras	13
Tabela 2.2. Classificação de recursos/reservas baseada na quantificação do erro a partir do desvio padrão de krigagem	19
Tabela 2.3. Classificação de reservas a partir da utilização do erro de krigagem da média	20
Tabela 2.4. Categorias de recursos/reservas baseadas no índice de eficiência de Krige	20
Tabela 2.5. Categorias de recursos/reservas sugeridas por Yamamoto (1999).....	23
Tabela 2.6. Aspectos históricos do desenvolvimento de padrões internacionais de classificação de recursos/reservas minerais	28
Tabela 3.1. Estratigrafia local (Krebs et al., 1994)	35
Tabela 3.2. Normatização do código JORC para definição de classes de recursos	44
Tabela 3.3. Áreas definidas pelos critérios geométricos para as classes de carvão in situ	48
Tabela 4.1. Recursos de carvão por categoria	73
Tabela 5.1. Resultados do teste de bigaussianidade baseado na Equação 5.1 para a variável espessura	84
Tabela 5.2. Resultados do teste de bigaussianidade baseado na Equação 5.1 para a variável densidade	85
Tabela 5.3. Variação em relação à média para as categorias de carvão in-situ, recursos e reservas.....	92
Tabela 5.4. Comparativo entre os valores e respectivos quantis das distribuições agrupada e desagrupada da variável espessura.....	97
Tabela 5.5. Comparativo entre os valores e respectivos quantis das distribuições agrupada e desagrupada da variável densidade.....	97

Tabela 5.6. Parâmetros dos variogramas de indicadores para espessura.....	100
Tabela 5.7. Parâmetros dos variogramas de indicadores para densidade.....	101
Tabela 5.8. Variação em relação à média para as categorias de carvão in-situ, recursos e reservas.....	107
Tabela 6.1. Comparativo dos valores de tonelagens obtidos. No caso dos métodos de simulação seqüencial, os valores correspondem às médias das 100 realizações.....	112

RESUMO

A estimativa de recursos minerais é essencial para o propósito de planejamento econômico em qualquer empreendimento mineiro. Além de finalizar os trabalhos de pesquisa mineral, a avaliação de recursos/reservas é a base sobre a qual serão estabelecidos os estudos de viabilidade econômica que se seguem. Atividades como planejamento e otimização de cavas, orientação dos avanços da lavra, projeção de fluxos de caixa, projetos de financiamento e mesmo a operação de plantas de beneficiamento requerem, além da prévia estimativa dos recursos disponíveis, a correta classificação desses recursos.

A estimativa e a subsequente classificação dos recursos em diferentes classes ou categorias, de acordo com as possíveis variações que esses recursos apresentem, devem indicar não apenas os níveis diferenciados de risco envolvidos, mas permitir a elaboração de um modelo que quantifique esse risco. Nesse sentido, a indústria mineira já há muito tempo havia reconhecido e estabelecido padrões para avaliação e classificação de recursos mas agora, com a crescente internacionalização das empresas de mineração, cada vez mais é ressaltada a necessidade do estabelecimento de padrões internacionalmente aceitáveis para essa classificação.

Todos os principais sistemas de classificação atualmente em uso compartilham alguns aspectos em comum, baseando a definição das classes de recursos em função da distância de separação entre as amostras e no grau de confiança ou acuracidade associado com os resultados estimados. Apesar de muito claros em termos de estabelecer os critérios geométricos de distância entre amostras e distância máxima de extrapolação, os sistemas de classificação não fornecem definições claras de como esses limites de confiança poderiam ser calculados.

Dessa forma, esta dissertação buscou, basicamente, apresentar uma alternativa metodológica que, diante da ineficiência dos métodos até então utilizados, permitisse a incorporação de incertezas às estimativas de recursos e reservas, proporcionando o correto enquadramento nas classes propostas pelos principais sistemas de avaliação e classificação. Com esse intuito, investigou-se a

aplicabilidade de técnicas geoestatísticas como krigagem e simulação estocástica, procurando apresentar alternativas e discutir as limitações encontradas.

Enquanto a krigagem ordinária permite uma resposta rápida em termos de tonelagem, a avaliação do erro associado à estimativa requer a adoção de uma série de hipóteses e é alvo de várias críticas já consubstanciadas na bibliografia. Por outro lado, os resultados obtidos pelas técnicas de simulação empregadas, demonstraram que o erro associado a uma estimativa pode ser avaliado utilizando múltiplos cenários simulados para definir limites de confiança, permitindo uma real avaliação da incerteza associada à estimativa. Tanto pela técnica de simulação gaussiana quanto pela simulação de indicadores obteve-se resultados similares quanto ao espaço de incerteza mapeado e quanto às características de precisão e acuracidade na distribuição de valores de saída da simulação.

O estudo de caso é ilustrado em um grande depósito de carvão brasileiro onde a metodologia provou ser apropriada para abordar o problema da quantificação da incerteza, permitindo sua utilização pelos sistemas de classificação de recursos e reservas.

ABSTRACT

Mineral resources estimation is essential for planning of any new mine. Besides concluding the mineral exploration, the resources/reserves evaluation is the base on which will be established the studies of economical feasibility. Mine planning and pit optimization, mining cuts and orientation, projection of cash flows, and even the operation of processing plants request the estimate of the available resources and their correct classification.

The estimate and the subsequent classification of the resources in different classes or categories is based on different levels of risk and requires a model able to quantify this risk for evaluation and classification of mineral resources a long time ago.

All classification systems share some common aspects in terms of defining the classes of resources based on distance separating samples and on the degree of confidence or accuracy associated with the results reported. Despite of being very clear in terms of stating sample distances, all the systems of classification do not provide clear definitions on how confidence limits should be calculated.

This dissertation investigates an alternatives capable of incorporating uncertainties to the estimates of resources and reserves. Geostatistic techniques as kriging and stochastic simulation were investigated, and their appropriateness was discussed.

While the ordinary kriging allows a fast response to determine tonnages, the error calculated requires a series of assumptions which in various cases are difficult to be sustained. Contrary, the results obtained via simulation techniques demonstrate that the error associated with an estimate can be approximated using multiple simulated tonnage models to define confidence limits, allowing a more realistic evaluation of the uncertainty associated with the estimate. Either gaussian simulation or indicators simulation provided similar results in terms of space of uncertainty and precision and accuracy.

The methodology developed is illustrated in a large Brazilian coal deposit and proved to be appropriate to address the issue of quantifying the uncertainty necessary to be incorporated in the systems of resources and reserves classification.

Capítulo 1

Introdução

A estimativa de recursos minerais é essencial para o propósito de planejamento econômico em qualquer empreendimento mineiro. Além de finalizar os trabalhos de pesquisa mineral, a avaliação de recursos/reservas é a base sobre a qual serão estabelecidos os estudos de viabilidade econômica que se seguem, caso os recursos obtidos atendam aos objetivos estratégicos do minerador. Atividades como planejamento e otimização de cavas, orientação dos avanços da lavra, projeção de fluxos de caixa, projetos de financiamento e mesmo a operação de plantas de beneficiamento requerem, além da prévia estimativa dos recursos disponíveis, a correta classificação desses recursos.

Qualquer avaliação feita com base em dados amostrais está sujeita a um erro de estimativa, conhecido somente após a lavra. Associado à qualquer estimativa de recursos, existe um risco (erro) que é freqüentemente ignorado, desconsiderado ou abordado de maneira simplista. Assim, é freqüente que se façam estimativas de tonelagens e teores que ignoram os altos riscos na classificação desses recursos. A estimativa e a subsequente classificação dos recursos em diferentes classes ou categorias, de acordo com as possíveis variações que esses recursos apresentem, devem indicar não apenas os níveis diferenciados de risco envolvidos, mas permitir elaborar um modelo que quantifique esse risco.

A indústria mineira já há muito tempo havia reconhecido e estabelecido padrões para avaliação e classificação de recursos. Com a crescente internacionalização das empresas de mineração, cada vez mais é ressaltada a

necessidade do estabelecimento de padrões internacionalmente aceitáveis para essa classificação. Atualmente, uma mina localizada na Sibéria pode ser operada por geólogos e engenheiros russos, gerenciada por uma companhia com sede nos Estados Unidos e fundada por bancos internacionais da Alemanha e Reino Unido ou por fundos de investimento privado da Austrália, França ou Irlanda. De forma a facilitar a comunicação e aumentar a qualidade da informação a ser trocada, padrões internacionais constituem requisitos mínimos para a correta tomada de decisões. Algumas das mais importantes instituições mundiais reguladoras da indústria mineira (*AusIMM – Australasian Institute of Mining and Metallurgy*, *SAIMM – South African Institute of Mining and Metallurgy*, *SME – Society for Mining, Metallurgy and Exploration*, *IMM – Institution of Mining and Metallurgy*, *CIM – Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum*) e mesmo as Nações Unidas têm trabalhado com vistas à criação desses padrões que, inclusive, viriam a ser convertidos em normas ISO.

A classificação de recursos, parte integrante desses sistemas e normas desenvolvidos ao longo das duas últimas décadas, apesar da grande quantidade de trabalhos que têm sido produzidos, não têm critérios para a classificação dos recursos detalhados suficientemente. As principais classificações de recursos minerais adotadas no mundo estão baseadas, principalmente em dois aspectos limitantes: (i) na distribuição geométrica ou espacial dos dados, ou seja, na distância média entre os dados amostrais disponíveis e na distância máxima de extrapolação; (ii) na confiança ou grau de certeza associado às estimativas. É a combinação desses dois aspectos que agirá como fator discriminante entre as várias classes de recursos.

Como conseqüência da dificuldade em quantificar o erro da estimativa, o que tem sido utilizado pela indústria mineira é a adoção de uma área de influência subjetiva (distância) em torno dos furos de sondagem como critério para discriminação entre recursos. Acabam sendo utilizados esquemas de classificação baseados mais em aspectos ligados à geometria das amostras que em medidas de dispersão ou de erro.

São os princípios de interpretação ou as técnicas matemáticas de interpolação que definem os diversos métodos de avaliação de recursos e reservas minerais atualmente disponíveis. Os métodos tradicionais de classificação de reservas desenvolvidos e utilizados até hoje, se baseiam em procedimentos simplificados e em critérios subjetivos. Esses métodos dependem

de apreciações qualitativas, baseadas principalmente na continuidade geológica observada/interpretada, não fornecendo medidas eficazes da incerteza na estimativa e nem subsídios para categorização dos recursos (Yamamoto, 1991; Mwasinga, 2001). Ao contrário dos métodos clássicos de estimativa, várias ferramentas geoestatísticas têm sido desenvolvidas desde a década de 60 (Matheron, 1963), para o estudo de variáveis regionalizadas, permitindo mapear e caracterizar a incerteza associada a uma estimativa, atendendo os requisitos para classificação de recursos.

É nesse sentido que este trabalho foi proposto, buscando estabelecer uma abordagem geoestatística que permita quantificar a incerteza associada à estimativa de recursos minerais. Com o objetivo de determinar sua aplicabilidade e robustez, um estudo comparativo de diferentes métodos geoestatísticos foi realizado visando a quantificação e classificação dos recursos geológicos de um depósito de carvão do sul do Brasil, segundo normatizações internacionais consagradas na indústria mineira.

1.1 Estado-da-arte

Uma retrospectiva da evolução e do histórico mundial para o estabelecimento de padrões internacionais de estimativa, classificação e relatório de informações exploratórias, recursos minerais e reservas minerais é feita em Rendu (2000). Nesse trabalho, além dos aspectos motivadores da internacionalização dos padrões de avaliação de recursos e reservas, são relacionados os próximos passos necessários e o estado atual dos códigos nacionais dos países que já trabalham em função dessa internacionalização e do comitê criado pelas Nações Unidas com esse objetivo. Em obra anterior (Rendu, 1999), o autor já havia explorado o tema da internacionalização sob a perspectiva da adequação do código norte-americano (SME, 1999).

Em Vallée (1999a e 1999b) o autor examina o papel do comitê criado pelas principais agências regulamentadoras internacionais (*CMMI - Committee of the Congress of Mining and Metallurgical Institutions*) congregando Austrália, África do Sul, Estados Unidos, Canadá e Reino Unido e pelo comitê criado pelas Nações Unidas na internacionalização dos padrões e futura implementação de um sistema de certificação ISO 9001, para avaliação e classificação de recursos e reservas minerais.

Stephenson (2000a e 2000b) apresenta, além do histórico da criação, aspectos ligados à implementação e aplicação do código australiano JORC (*Australasian Code for Reporting of Mineral Resources and Ore Reserves*, AusIMM, 1999), reconhecido como uma das propostas mais avançadas e organizadas para descrever reservas e recursos minerais. Em Weatherstone (2000) é apresentada a fundamentação que levou a Rio Tinto, uma das maiores empresas de mineração do mundo, a adotar o código JORC como padrão da companhia. Phillips (2000) analisa, sob a ótica das leis de corporações australianas, o papel tanto do corpo técnico quanto da diretoria das empresas de mineração frente ao conceito de pessoal competente ou responsável, presente em todos os códigos mais atualizados (SME, 1999; SAMREC, 2000; CIM, 2000; IMM, 2001), e bem definido no código JORC (AusIMM, 1999; NSW, 2000).

Dowd (1999) apresenta as definições que compõe o código da *Institution of Mining and Metallurgy* (IMM, 2001) do Reino Unido com ênfase na importância da correta definição da continuidade e dos níveis de confiança para classificação de reservas e recursos.

O padrão canadense, elaborado pelo *Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum*, bem como suas definições e normas, é apresentado em CIM (2000), seguindo as mesmas diretrizes adotadas pelos demais países-membros do CMMI.

As definições do código sul-africano (SAMREC, 2000) e sua inserção em um contexto global são analisadas por Camisani-Calzolari & Krige (2001). Em Camisani-Calzolari et al. (2000) são analisadas mais especificamente as implicações geoestatísticas envolvidas com a aplicação do código, já que o mesmo não é prescritivo com respeito às técnicas a serem usadas nas estimativas de recursos e reservas.

Apesar da crescente preocupação da indústria mineira com o estabelecimento de padrões internacionais de estimativa e classificação de recursos, nenhum dos principais sistemas de classificação empregados mostra claramente como o erro ou nível de confiabilidade associado às estimativas poderia ser calculado (Dowd, 1999; Arik, 1999).

Com a falta de normas que prescrevam uma determinada metodologia, vários trabalhos apresentando diferentes abordagens com vistas a determinar a incerteza associada às estimativas podem ser encontrados. Annels (1991)

apresenta alguns dos métodos clássicos e geoestatísticos para quantificação e classificação de recursos e reservas. Da mesma forma, Mwasinga (2001) revisa alguns dos métodos ditos tradicionais ou clássicos e dos métodos baseados em ferramentas geoestatísticas, incluindo aí a simulação condicional.

Annels (1996) apresenta as fontes potenciais de erro, sua influência na classificação e propõe um sistema de classificação (*RRR, Resource Reliability Rating*), baseado na atribuição de uma pontuação para vários fatores potenciais de erro, de forma semelhante ao sistema proposto por Bieniawski (1989) para classificação geomecânica de rochas.

Arik (1999) destaca o caráter limitado da variância de krigagem como indicador da incerteza e propõe o que chamou de "*combined variance*", uma combinação da variância de krigagem com a variância de um dado bloco em relação aos valores dos dados utilizados para estimá-lo. Da mesma forma, uma alternativa para a variância de krigagem, a variância de interpolação, já havia sido proposta por Yamamoto (1991) e possibilitaria medir a dispersão local dos dados, além de considerar apenas a configuração dos pontos vizinhos.

De qualquer forma, a maioria dos trabalhos nessa área e mesmo os mais recentes códigos de classificação, ressaltam a geoestatística como uma das únicas ferramentas capazes de permitir a incorporação de níveis de confiança que envolvam dois aspectos principais: (i) acuracidade, isto é, a ausência de tendenciosidade; (ii) precisão, isto é, os limites do erro (Camisani-Calzolari et al., 2000; Camisani-Calzolari & Krige, 2001). Vallée (1999b) condiciona a criação de padrões internacionais ou mesmo normas ISO de estimação e classificação de reservas ao desenvolvimento de métodos geológicos e geoestatísticos que permitam uma melhor mensuração e avaliação da natureza global e local da continuidade, além de maior integração entre o modelo geológico conceitual, a malha de amostragem e os métodos geoestatísticos. Segundo Yamamoto (1991), os métodos de classificação de recursos que fazem uso de geoestatística, por fornecerem medidas reais de dispersão, seriam mais confiáveis e refletiriam a quantidade e qualidade das informações utilizadas na avaliação de recursos minerais. Valente (1982) cita o trabalho *Problems of Availability and Supply of Natural Resources – Medium-Term and Long-Term Projections of Reserves – Estimates of Reserves and Resources*, apresentado pelo *Committee on Natural Resources* do *Economic and Social Council* da ONU em 1975, onde é internacionalmente recomendada às instituições de financiamento, ligadas ou

não à ONU, a utilização do erro de krigagem da média como fator discriminante entre classes de recursos e reservas.

Os métodos baseados na teoria das variáveis regionalizadas (formulada por Matheron, 1963) a partir de estudos práticos desenvolvidos por Krige no cálculo de reservas nas minas de ouro da África do Sul, comumente conhecidos como geoestatística, têm sido largamente utilizados e se popularizaram na indústria mineira. Suas aplicações vão desde as já tradicionais áreas das geociências, petróleo e meio ambiente, até a indústria pesqueira e florestal.

O problema de acessar a incerteza de estimativas em recursos minerais só tornou-se passível de estudo e abordagem com a introdução da krigagem. Como ferramentas para estimativa de recursos minerais, as técnicas de krigagem, em qualquer das suas variantes, têm sido empregadas há várias décadas, caracterizando-se por serem estimadores acurados, robustos e consistentes. Algumas de suas limitações como, por exemplo, a freqüentemente indesejável suavização dos valores estimados, são apontadas e discutidas nesse trabalho de maneira prática.

O uso da variância de krigagem, originalmente propagada como capaz de quantificar a confiança das estimativas, tem tido esse propósito questionado já há algum tempo, uma vez que em seu cálculo são desconsiderados os valores amostrais. A base teórica a respeito da krigagem é reportada em Matheron (1963), David (1977), Journel & Huijbregts (1978), David (1988), Isaaks & Srivastava (1989), Goovaerts (1997a), Armstrong (1998) e Olea (1999).

A simulação geoestatística condicional tem se tornado cada vez mais popular ao longo dos últimos anos, principalmente devido à disponibilidade de *software* livre e redução dos custos de *hardware*. Originalmente introduzida por Journel (1974), os princípios básicos de simulações condicionais são desenvolvidos em Journel & Huijbregts (1978). Pela geração exaustiva de modelos simulados que reproduzem tanto as características espaciais quanto as estatísticas de um depósito mineral, podem ser definidos níveis de confiança a serem utilizados no processo de classificação.

Os principais algoritmos de simulação condicional, com ênfase nos métodos de simulação seqüencial Gaussiana (Isaaks, 1990) e simulação seqüencial da indicatriz (Alabert, 1987), são apresentados em Goovaerts (1997) e Deutsch & Journel (1998).

Métodos de modelamento local e global de incertezas espaciais, a partir da utilização de simulações condicionais, são discutidos em Goovaerts (1997a). A aplicação de simulações estocásticas e a quantificação de incertezas podem ser encontradas em Olea (1999) e em Chilès & Delfiner (1999) e a determinação de intervalos de confiança de estimativas são apresentadas em David (1977), Olea (1999) e Isaaks & Srivastava (1989).

Enquanto os trabalhos demonstrando o impacto da incerteza no planejamento mineiro e utilizando a simulação estocástica como medida dessa incerteza já são abundantes, a utilização dessa ferramenta na classificação de recursos minerais é ainda incipiente, podendo-se citar Souza et al. (2001a e 2002) onde é apresentada uma aplicação de simulação seqüencial gaussiana na avaliação de incerteza e classificação de recursos.

O papel da simulação seqüencial de indicadores como alternativa para a krigagem e outros métodos tradicionais na estimativa de recursos *in situ* e reservas recuperáveis é apresentado em Mwasinga (1996). Uma abordagem comparativa entre métodos de krigagem e simulação estocástica para análise de risco de contaminação de solo é apresentada por Goovaert (1997b) e, de maneira análoga, diferentes métodos de krigagem e simulação seqüencial da indicatriz para quantificação da incerteza em modelos digitais de terreno são comparados por Lloyd & Atkinson (2000 e 2001). A avaliação da incerteza em teores previstos para planejamento mineiro e o papel das funções de transferência são apresentados em Rossi & Alvarado (1998). Em Rossi (1999) é abordado o modelamento de riscos e a quantificação da incerteza numa base bloco-a-bloco. O impacto das incertezas geológicas em análises de risco de um projeto mineiro é estudado em Thwaites (1998) e Bonato et al. (2000) e Bonato (2000). A aplicação de simulações condicionais como medida de incertezas na avaliação de reservas recuperáveis é discutida e testada em Costa (1997) e Dimitrakopoulos (1998).

Dessa forma essa dissertação pretende, a partir de um estudo de caso, analisar o comportamento de diversas metodologias geoestatísticas na avaliação de recursos minerais, com destaque para a quantificação da incerteza associada, permitindo a correta classificação desses recursos e, conseqüentemente, uma tomada de decisão mais segura.

1.2 Meta

A partir dos problemas apontados de classificação de recursos e variabilidade de depósitos, levando em consideração o estado da arte e os métodos envolvidos, a presente dissertação propõe desenvolver uma metodologia geoestatística de análise qualitativa e quantitativa de recursos e reservas minerais que possibilite a incorporação de incertezas às estimativas. A partir da determinação do erro ou risco associado, espera-se proporcionar o correto enquadramento dos recursos nas classes propostas pelos principais sistemas de avaliação e classificação de recursos e reservas minerais.

1.3 Objetivos específicos

Com vistas a atingir a meta proposta, essa dissertação busca cumprir os seguintes objetivos específicos:

(i) quantificar apropriadamente os recursos minerais do depósito e a incerteza associada às estimativas;

(ii) desenvolver uma metodologia que permita avaliar os recursos minerais em função dos parâmetros discriminantes entre as classes de recursos (incerteza das estimativas e critérios geométricos), com base em padrões aceitos internacionalmente;

(iii) comparar os resultados gerais obtidos com os diferentes métodos utilizados.

1.4 Metodologia

Com base nos objetivos propostos, desenvolveu-se alguns procedimentos e etapas de trabalho que envolveram, basicamente, a utilização de técnicas geoestatísticas como a krigagem ordinária e a simulação estocástica. Essas técnicas permitiram a geração de modelos de acumulação de carvão e o cálculo dos recursos globais, além da quantificação do erro associado às estimativas nas classes de carvão *in situ*, recursos e reservas.

Na Figura 1.1 é representada de forma esquemática essa seqüência de etapas, permitindo a classificação de acordo com os critérios geométricos e de incerteza.

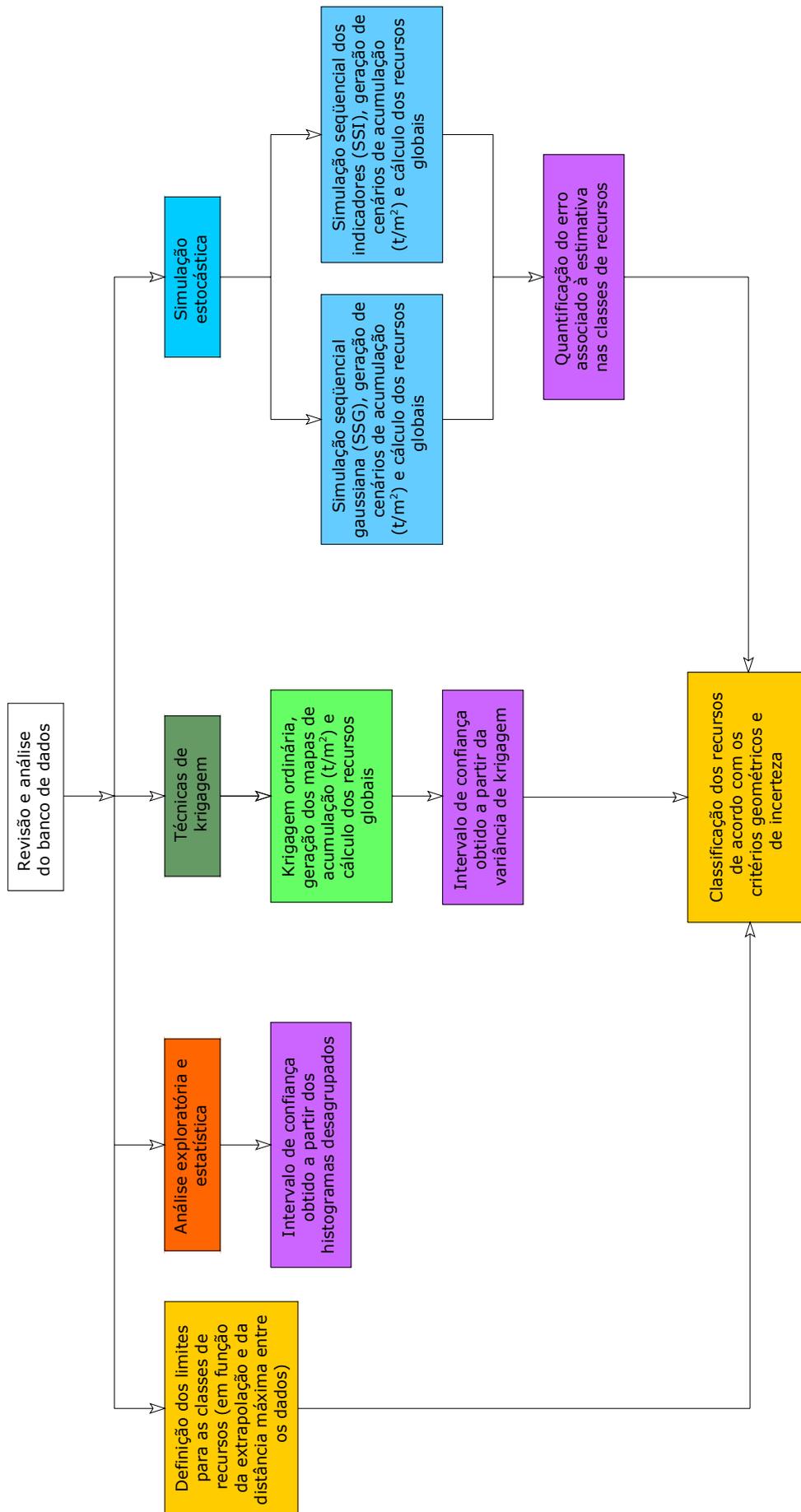


Figura 1.1. Seqüência metodológica adotada.

1.5 Organização dessa dissertação

A presente dissertação se encontra estruturada em capítulos que estão organizados da seguinte forma:

O capítulo 2 apresenta um breve histórico sobre a internacionalização dos sistemas de classificação, além de ser desenvolvida uma análise dos tópicos em comum presentes nos principais sistemas de classificação, inclusive do código utilizado nesse trabalho. Alguns dos critérios de classificação mais empregados pela indústria em geral são apresentados.

O capítulo 3 introduz o estudo de caso a ser tomado como base para aplicabilidade dos métodos abordados. Os aspectos geológicos regionais e locais relevantes são apresentados, bem como as características do banco de dados utilizado por meio de medidas de estatística descritiva das variáveis consideradas. São definidos os limites para as diferentes classes de carvão *in situ* e de recursos de carvão, de acordo com os critérios geométricos adotados para a classificação.

No capítulo 4 é desenvolvida a análise de continuidade espacial, na forma da variografia das variáveis envolvidas, culminando no ajuste de modelos variográficos a serem utilizados nas estimativas por técnicas de krigagem. É desenvolvida a krigagem ordinária das variáveis envolvidas no suporte de blocos e são gerados os mapas e informações relativos à variável acumulação. Os recursos minerais são classificados e quantificados, globalmente, pelo erro padrão da média e variância de krigagem, com vistas a comparar os resultados com os demais métodos de medida de incerteza.

O capítulo 5 revisa brevemente os princípios de simulações estocásticas enfatizando os métodos aplicados (simulação seqüencial gaussiana e simulação seqüencial de indicadores). É apresentada a seqüência das simulações realizadas com as variáveis de interesse no estudo de caso e a classificação dos recursos minerais em função da análise de incertezas associadas às predições.

O capítulo 6 encerra a dissertação, analisando os resultados obtidos nas diferentes metodologias empregadas. São apresentadas as conclusões obtidas a partir dos trabalhos realizados, bem como recomendações para trabalhos a seguir.

Capítulo 2

Sistemas de classificação de recursos e reservas minerais

Nesse capítulo são revisados vários fatores e critérios de classificação empregados pela indústria mineira para elaboração de inventários e relatórios de recursos e reservas minerais. É apresentado um histórico sobre a elaboração de normas e metodologias internacionais de classificação e as perspectivas de evolução desses trabalhos, as características comuns aos principais sistemas de classificação atualmente utilizados no mundo além do cenário brasileiro.

2.1 Sistemas e critérios de classificação de recursos e reservas

O sucesso de qualquer empreendimento de mineração é diretamente influenciado pela qualidade das estimativas dos recursos e reservas minerais, efetuadas a partir de informações obtidas durante campanhas de exploração mineral. Como qualquer avaliação feita com base em dados amostrais está sujeita a uma variação em torno de um valor verdadeiro, essas estimativas devem ser capazes de alertar para possíveis altos riscos na classificação desses recursos.

A indústria mineira há muito tempo reconheceu a necessidade de uma padronização da classificação de recursos e reservas em função, principalmente, das grandes discrepâncias e surpresas quanto às previsões realizadas. Por estar situada entre a finalização dos trabalhos de pesquisa e os estudos de viabilidade econômica, a avaliação de recursos e reservas tem merecido especial atenção

para tentar melhorar a comunicação tanto entre as empresas como com os investidores do setor.

Várias abordagens têm sido utilizadas, ao longo do tempo, com vistas a categorizar recursos e reservas minerais, sempre tentando responder algumas questões fundamentais: qual é a quantidade existente do bem mineral, qual o seu teor médio e qual é o grau de certeza associado com essas estimativas?

Os principais critérios de classificação adotados no mundo estão baseados principalmente na confiança geológica e na viabilidade econômica. Tais classificações usam o grau de certeza como fator discriminante entre as várias classes, entretanto, nenhum desses esquemas mostra claramente como o erro associado à estimativa poderia ser calculado. Como consequência da dificuldade em quantificar o erro de estimativa, observa-se que os esquemas de classificação existentes e aceitos, inclusive no Brasil, baseiam-se mais em aspectos qualitativos que em medidas reais de dispersão dos valores obtidos.

Como nenhum dos atuais códigos de classificação são prescritivos com respeito aos métodos utilizados para estimativas de recursos, ao longo do tempo várias abordagens têm sido sugeridas. Os principais métodos pelos quais os recursos minerais podem ser classificados durante um projeto de avaliação são freqüentemente divididos em dois grupos: (i) os critérios ditos tradicionais ou clássicos e (ii) os critérios com abordagem geoestatística.

Na prática, enquanto as médias e grandes empresas se utilizam de ferramentas modernas de engenharia econômica e geoestatística, já buscando atender às normas internacionais, as pequenas empresas, mesmo perdendo em eficiência empresarial e acuracidade, ainda fazem uso dos métodos tradicionais.

2.1.1 Métodos tradicionais

Continuidade geológica: a classificação de recursos e reservas minerais depende, antes de mais nada, do entendimento e compreensão da gênese do depósito e da apreciação da continuidade geológica do volume mineralizado. Duas classes de continuidade que, eventualmente, podem sobrepor-se, são freqüentemente apontadas:

(i) a continuidade física e/ou geométrica das estruturas controladoras ou coincidentes com a mineralização;

(ii) a continuidade qualitativa.

A continuidade física e/ou geométrica, com frequência, não é facilmente quantificada. As tarefas relacionadas com a definição da continuidade física envolvem a aquisição e interpretação dos dados, bem como o modelamento do depósito. Para a avaliação de blocos, a continuidade pode ser encarada como uma estimativa da possibilidade da mineralização persistir em cada bloco a ser estimado e é estabelecida com base no conhecimento geológico e na experiência prévia obtida com tipos similares de depósitos. As áreas de interesse seriam então categorizadas como medida, indicada e inferida, de acordo com a apreciação dessa continuidade geológica.

Densidade amostral: as metodologias de classificação que utilizam medidas de densidade amostral envolvem a determinação de o quanto cada bloco está afastado das amostras (furos de sondagem) e classificam os recursos em diferentes categorias em função dos vários raios de afastamento. É usual a exigência de que um número mínimo de amostras esteja dentro de um mesmo raio de afastamento para que um dado bloco ou volume analisado possa ser considerado na classificação de recursos. Obviamente o número mínimo de amostras necessárias poderia variar em função do tipo de depósito, sendo que os blocos estimados com número de amostras inferior ao mínimo seriam considerados apenas para a categoria de recurso inferido. A densidade amostral tem sido um dos critérios mais amplamente empregados em minas em operação. Na Tabela 2.1 são listados alguns exemplos da classificação de recursos, em diferentes tipos de depósitos, em função da densidade amostral.

Tabela 2.1. Exemplos de classificação em função da densidade de amostras.

<i>Tipos de depósitos</i>	<i>Densidade de amostras para as classes de recursos</i>		
	<i>Medida</i>	<i>Indicada</i>	<i>Inferida</i>
Depósito de carvão de Witbank (África do Sul)	250 por 250 m	350 por 350 m	500 por 500 m
Depósitos de ouro de Saddleback (Western Australia)	25 por 25 m	50 por 50 m	100 por 100 m
Depósitos de níquel laterítico	25 por 25 m	50 por 50 m	100-200 por 100-200 m
Placers de minerais pesados (Western Australia)	200 por 40 m	400 por 80 m	Continuidade geológica

Interpolação versus extrapolação: blocos cujos valores tenham sido estimados por interpolação, ou seja, estejam localizados dentro da malha de amostragem, poderiam ser melhor classificados do que aqueles localizados na periferia ou além da última linha de amostras (estimados por extrapolação). Várias metodologias de classificação simplesmente orientam a não inclusão de blocos extrapolados (blocos localizados além da periferia dos dados) na categoria de recursos medidos.

Teor de corte: teores estimados geralmente são categorizados em relação a determinados teores de corte significativos ao processo em questão. Apesar de ser mais um critério de classificação de reservas do que de recursos, os recursos são usualmente discriminados em relação aos teores de corte. Na estimativa de um bloco, esse critério implica na aplicação de teores de corte para cada bloco ou porção de bloco, de forma que, conforme aumenta o teor de corte, a expectativa da existência de material acima desse valor diminui.

Tecnológicos: envolve considerações a respeito de outros critérios, além dos teores, que podem ser utilizadas para discriminar ou rejeitar um recurso de uma dada classificação. Exemplos podem incluir determinadas características metalúrgicas (granulometria), presença de elementos prejudiciais (sílica no carvão, etc). Usualmente envolve a delimitação de zonas no modelo geológico e exclusão das mesmas dos recursos.

Qualidade dos dados: a taxa de recuperação das amostras, o suporte em que essas mostras foram realizadas e mesmo o método de perfuração adotado têm implicação direta na qualidade dos dados. A análise do banco de dados pode contribuir para esse critério, na medida em que áreas onde existem problemas de qualidade dos dados poderiam ser marcadas e excluídas da categoria de recurso ou reserva medida.

Geométricos: englobam uma série de métodos amplamente empregados até o advento dos computadores e que permanecem favoritos em muitas companhias. Incluem os métodos da poligonal, da triangulação e das seções paralelas e estão sumarizados na Figura 2.1. Foram os primeiros a serem computadorizados e baseiam-se na atribuição da informação coletada em furos de sonda (espessura, teor, etc) a uma zona ou bloco.

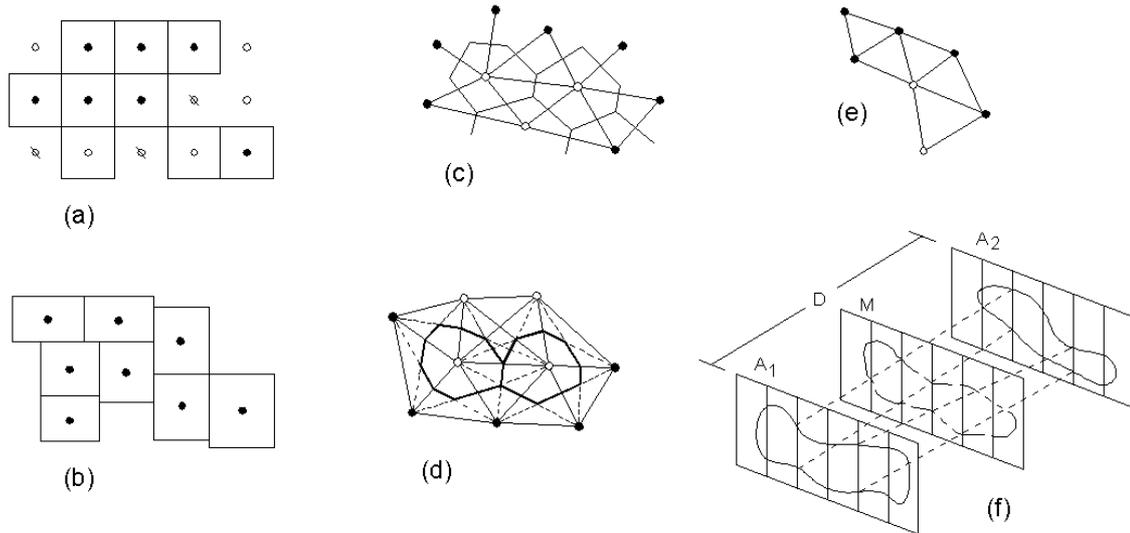


Figura 2.1. Métodos geométricos de estimativa de recursos: (a) blocos regulares, (b) blocos irregulares, (c) poligonal, (d) bissecção angular, (e) triangulação, (f) seções paralelas.

Isolinhas: requer a construção de curvas de isovalores através de uma interpolação realizada de modo contínuo entre pontos sucessivos. Nessa interpolação, é mantida uma variação uniforme e igualmente espaçada na área do mapa, dentro dos limites da área pesquisada. Com tal procedimento, há a possibilidade de serem mostrados os contrastes entre os pontos altos e baixos do atributo, nos locais onde existe densidade de dados. De posse do mapa, pode-se calcular o volume pelo somatório das áreas entre duas isópacas contíguas multiplicadas pelas espessuras médias de cada conjunto de isópacas (Figura 2.2).

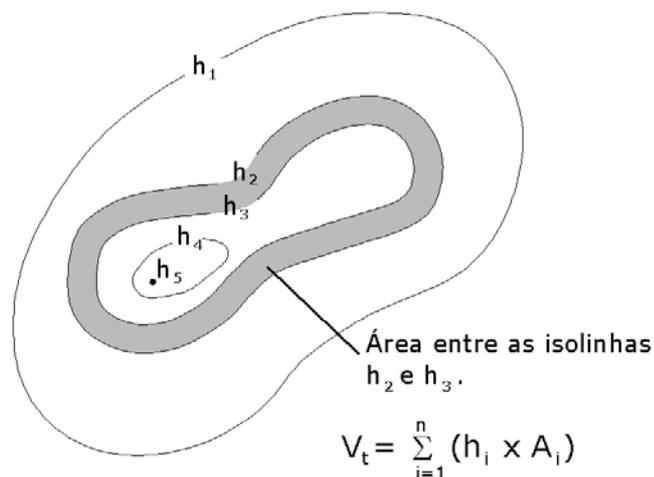


Figura 2.2. Sistemática de cálculo com o método de isolinhas.

Área de influência: geralmente realizado em conjunto com outros métodos, baseia-se na regra de igual área de influência, tendo sido apresentado pela primeira vez por técnicos do *United States Geological Survey - Bureau of Mines*, entre as décadas de 1940 e 1950. É baseado na adoção de uma área de influência subjetiva (distância) em torno dos furos de sondagem como critério para discriminação entre recursos. De acordo com a distribuição espacial dos dados (distância média entre os dados amostrais disponíveis e distância máxima de extrapolação) tenta-se interpretar empiricamente a continuidade geológica (Figura 2.3).

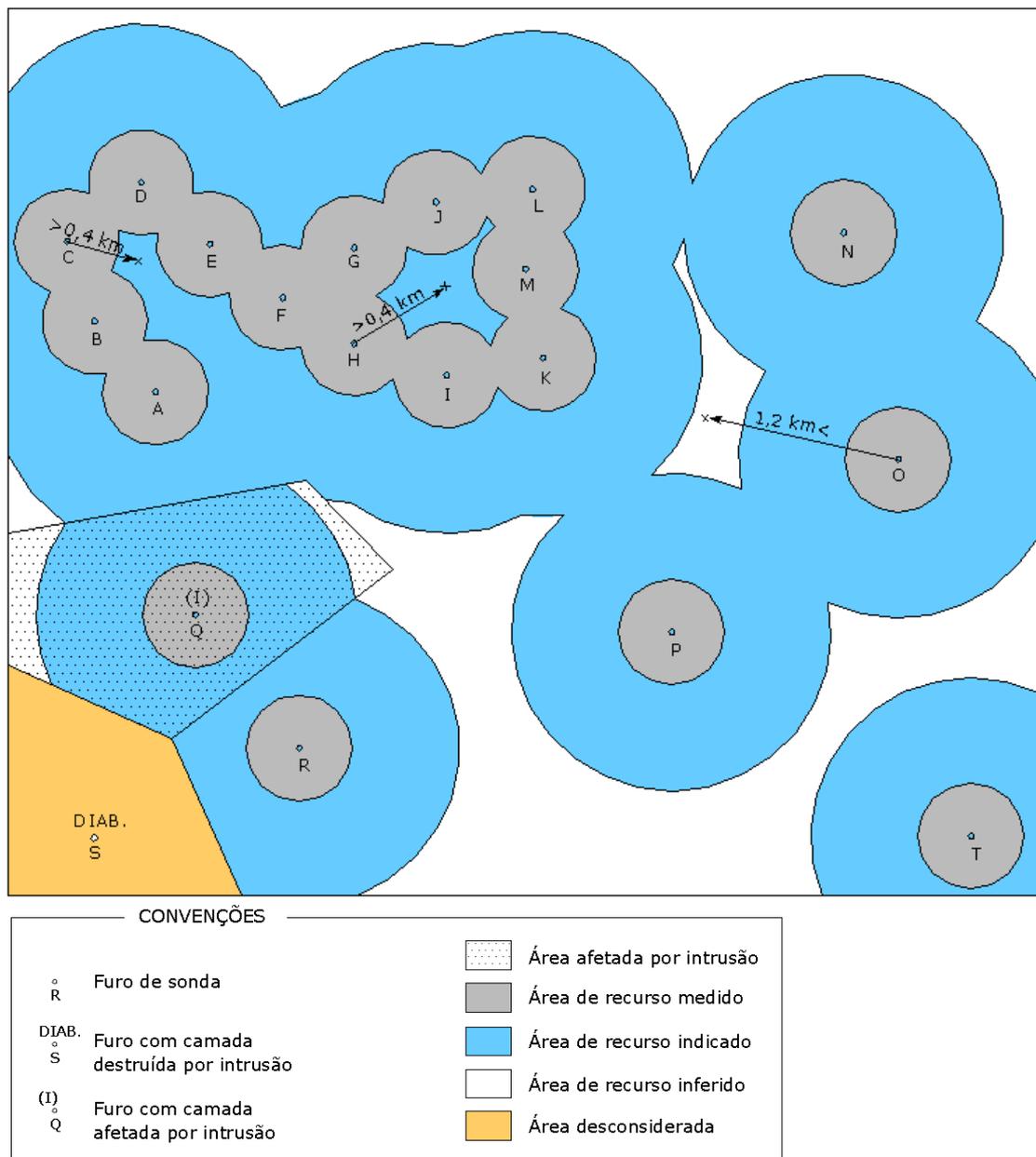


Figura 2.3. Metodologia de cubagem e classificação de recursos minerais pela área de influência.

2.1.2 Métodos geoestatísticos

Apesar de nenhum dos atuais sistemas de classificação ser prescritivo com respeito ao método de estimativa de recursos utilizado, os esquemas de classificação de reservas baseados em medidas reais de dispersão são mais confiáveis, pois refletem, sobretudo, a quantidade e qualidade das informações utilizadas na avaliação de reservas (Yamamoto, 1991).

Nesse sentido, a geoestatística é sugerida como procedimento válido e confiável na maioria dos sistemas, tornando-se quase que padrão para estimativa de recursos minerais. O código proposto pela ONU, por exemplo, propõe o uso de geoestatística para codificação de recursos por permitir uma rápida e não-ambígua identificação das categorias de recursos e reservas minerais (UN-ECE, 1996). Alguns dos principais critérios geoestatísticos que têm sido aplicados ou propostos para classificação de recursos são apresentados na seqüência.

Alcance do variograma: o variograma permite uma indicação do nível de correlação que os dados amostrais apresentam em uma dada zona mineralizada. O grau dessa correlação tem sido freqüentemente utilizado para classificar essa mineralização. Froidevaux (1982) propôs três classes de classificação: (i) blocos dentro da área amostrada e do raio de influência definido pelo alcance do variograma, (ii) blocos dentro da área amostrada mas além do raio de influência definido pelo alcance do variograma e (iii) blocos do mesmo depósito mas com grande distância dos dados (incluindo blocos extrapolados). Tipicamente, duas abordagens são utilizadas para categorizar recursos usando o variograma:

(i) a primeira envolve o uso do alcance do variograma com a classificação em categorias pela subdivisão arbitrária do alcance observado. Como exemplo, todos os blocos estimados com um certo número mínimo de amostras e dentro do raio de influência poderiam ser classificados como medidos e todos os blocos estimados com um dado número mínimo de amostras mas além do raio seriam classificados como indicados;

(ii) pela segunda abordagem, as categorias de recursos seriam baseadas nos valores de patamar (*sill*). Por exemplo, apenas os blocos compreendidos no

alcance do variograma correspondente a 2/3 do valor do patamar poderiam ser classificados como medidos, ficando o restante como indicados.

Variância de krigagem: a krigagem permite além da estimativa do valor de um bloco, uma indicação da precisão local através da variância de krigagem desse bloco. Nesse método, a função de densidade de probabilidade (pdf) ou histograma da variância de krigagem é usada para categorizar recursos. A pdf da variância de krigagem é visual e arbitrariamente dividida em classes correspondendo às categorias de recursos quando há mudanças na forma da pdf. A Figura 2.4 apresenta um exemplo de uma categorização que foi efetuada para um depósito baseada na pdf da variância de krigagem.

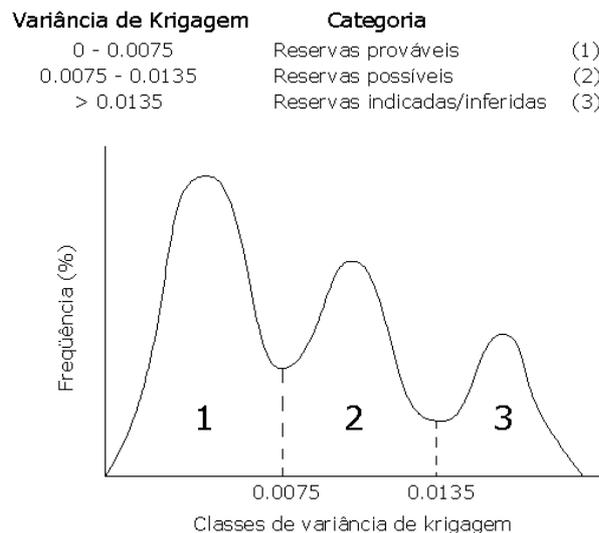


Figura 2.4. Curva de freqüências para variância de krigagem (Annels, 1991).

Desde o início do desenvolvimento da teoria da krigagem, a variância de krigagem tem sido utilizada para determinação de intervalos de confiança de estimativas. Duas hipóteses sobre a distribuição do erro de krigagem são geralmente analisadas: (i) a que assume uma distribuição estatística normal e (ii) a que assume um modelo lognormal de distribuição (Mwasinga, 2001). Na prática, é raro que os erros de estimativa sejam normalmente distribuídos e mesmo a hipótese de modelo lognormal é apenas uma aproximação matemática.

De qualquer forma, essas abordagens não são recentes e têm sido bastante utilizadas ao longo das últimas duas décadas, como pode ser constatado na Tabela 2.2, que sumariza as categorias de classificação sugeridas

por Diehl & David (1982) e Wellmer (1983), baseadas na quantificação do erro utilizando desvio padrão de krigagem.

Tabela 2.2. Classificação de recursos/reservas baseada na quantificação do erro a partir do desvio padrão de krigagem.

Autores	Provada	Provável	Possível	Inferida
Diehl & David (1982)	Erro: ± 10% Conf.: > 80%	Erro: ± 20% Conf.: > 60-80%	Erro: ± 40% Conf.: > 40-60%	Erro: ± 60% Conf.: > 20-40%
Wellmer (1983)	Erro: ± 10% Conf.: > 90%	Erro: ± 20% Conf.: > 90%	Erro: ± 30% Conf.: > 90%	Erro: ± 50% Conf.: > 90%

Como a variância de krigagem utiliza no seu cálculo somente a disposição espacial das amostras, não deve ser interpretada como medida local de variabilidade (Isaaks & Srivastava, 1989; Yamamoto, 1991). No entanto, como são calculadas em função do variograma médio da jazida, as variâncias de krigagem podem refletir além de um índice de configuração dos dados, as variâncias médias globais, permitindo a discriminação entre as classes de recursos.

Erro de krigagem da média: segundo Valente (1982), o erro percentual da estimativa da média (ou erro de krigagem da média), para um conjunto de n blocos estimados, poderia ser calculado para um limiar de probabilidade de 95% pela expressão:

$$\bar{\epsilon}_k = 2 \times \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sigma_{ki}^2}{n^2}}}{\frac{\sum_{i=1}^n t_{ki}}{n}} \times 100 = 200 \times \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sigma_{ki}^2}{n}}}{\sum_{i=1}^n t_{ki}} \quad (2.1)$$

onde t_{ki} e σ_{ki}^2 são, respectivamente, os valores estimados por krigagem e a variância de krigagem dos blocos.

A utilização desse erro para a classificação de recursos e reservas foi recomendada pela ONU às instituições de financiamento internacionais e consta do documento intitulado *Problems of Availability and Supply of Natural Resources – Medium-Term and Long-Term Projections of Reserves – Estimates of Reserves and Resources*, apresentado pelo *Committee on Natural Resources* do *Economic*

and Social Council, de 1975 (Valente, 1982). A Tabela 2.3 apresenta de acordo com essa proposição, para o nível de probabilidade de 95%, as três categorias de reservas categorizadas segundo o erro de krigagem da média.

Tabela 2.3. Classificação de reservas a partir da utilização do erro de krigagem da média.

Reserva	Erro de krigagem da média ($\bar{\epsilon}_k$)
Medida	< 20%
Indicada	> 20% - < 50%
Inferida	> 50%

Medida de eficiência de bloco: Krige (1986) propôs a seguinte fórmula para medir a eficiência da avaliação de blocos:

$$\text{Eficiência} = \frac{VB - VK}{VB}, (\%) \quad (2.2)$$

onde: VB = variância da distribuição dos teores dos blocos, obtida da Relação de Krige;

VK = variância de krigagem, isto é, a variância do erro da estimativa.

Para estimativas perfeitas, onde VK = 0 (ou muito perto de zero):

$$\text{Eficiência} = \frac{VB - 0}{VB} = 100\%. \quad (2.3)$$

Para uma estimativa global, onde VK = VB:

$$\text{Eficiência} = \frac{VB - VK}{VB} = 0\%. \quad (2.4)$$

Na Tabela 2.3 são listadas as categorias para classificação de recursos/reservas baseadas no índice de eficiência de Krige, cabendo salientar que os índices podem ser relaxados para as categorias indicada e inferida, de acordo com a continuidade geológica observada.

Tabela 2.4. Categorias de recursos/reservas baseadas no índice de eficiência de Krige.

Categoria	Eficiência
Medida	$\geq 0,5$
Indicada	0,3 - 0,5
Inferida	$\leq 0,3$

Regressão linear: este é um teste teórico que pode ser aplicado para avaliar o quanto uma estimativa está próxima da realidade, assumindo-se certas hipóteses. Na prática, uma situação pouco provável seria uma estimativa perfeita, onde Z_v^* (valor estimado) fosse igual a Z_v (valor real). A próxima melhor situação poderia ser contar com estimadores condicionalmente imparciais e/ou não-tendenciosos (Figura 2.5), tais que:

$$E [Z_v | Z_v^*] = Z_v^*. \quad (2.5)$$

Isto significa que a regressão entre o bloco estimado (Z_v^*) e as amostras utilizadas para estimá-lo (Z_v) deveria ser linear com um ângulo de inclinação de 45° .

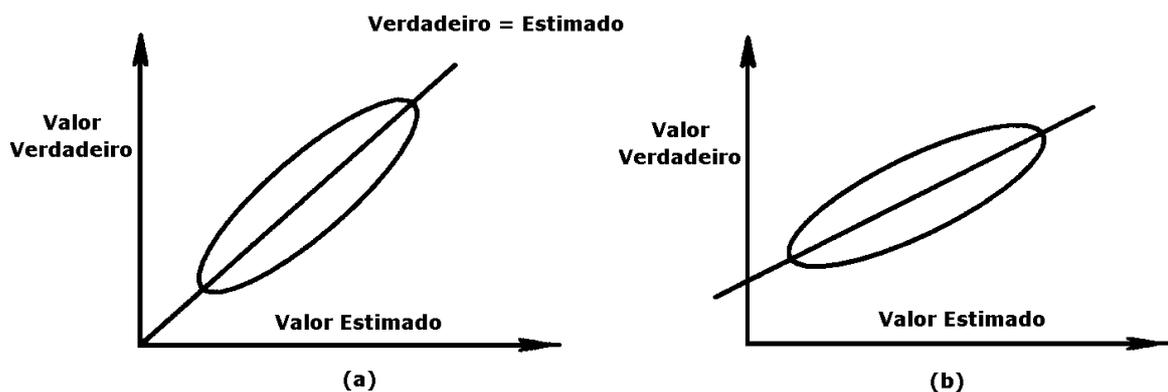


Figura 2.5. Regressão de valores verdadeiros versus estimados, (a) condicionalmente não-tendenciosos e (b) condicionalmente tendenciosos.

É importante notar que apesar da técnica de krigagem ser por definição globalmente não-tendenciosa ($E [Z_v - Z_v^*] = 0$), ela não é, necessariamente, condicionalmente não-tendenciosa (Armstrong, 1998).

O ângulo p da regressão linear é dado por:

$$p = \text{Cov} [Z_v, Z_v^*] \div \text{Var}[Z_v^*]. \quad (2.6)$$

Para krigagem simples,

$$Z_v^* = \sum_i \lambda_i Z(x_i) + m [1 - \sum_i \lambda_i] \quad (2.7)$$

e, conseqüentemente,

$$\text{Cov} [Z_v, Z_v^*] = \sum_i \lambda_i \bar{C}(x_i, V) \quad (2.8)$$

$$\text{Var} [Z_v^*] = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i, x_j). \quad (2.9)$$

A partir das equações da krigagem simples, estes dois termos são iguais e, conseqüentemente, a tangente do ângulo será 1. De maneira análoga, para krigagem ordinária:

$$\text{Cov} [Z_v, Z_v^*] = \sum_i \lambda_i \bar{C}(x_i, V) \quad (2.10)$$

$$\text{Var} [Z_v^*] = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i, x_j). \quad (2.11)$$

$$\text{Como } \sum_i \lambda_i \bar{C}(x_i, V) = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j C(x_i, x_j) + \mu,$$

$$\text{Cov} [Z_v, Z_v^*] + \mu = \text{Var} [Z_v^*] \quad (2.12)$$

e, portanto, o ângulo p da regressão linear de Z_v em Z_v^* é dado por:

$$p = \frac{\text{Cov}[Z_v, Z_v^*]}{(\text{Cov}[Z_v, Z_v^*] - \mu)}. \quad (2.13)$$

Dessa forma, sendo o valor de $\text{Cov} [Z_v, Z_v^*]$ facilmente obtido pelos parâmetros do variograma modelado, os valores de p podem ser arbitrariamente selecionados para corresponder às classes medida, indicada e inferida pelo exame da função densidade de probabilidade para os blocos estimados (Mwasinga, 2001). As seguintes categorias de recursos, por exemplo, poderiam ser aplicadas:

- (i) $p \geq 0,95$ poderia ser classificada como medida;
- (ii) $0,85 \geq p < 0,95$ poderia ser classificada como indicada;
- (iii) $p < 0,85$ poderia ser classificada como inferida.

Desvio padrão de interpolação: Yamamoto (1999) propôs o uso do que ele chamou de variância de interpolação para cálculo da confiança local de blocos utilizando os clássicos intervalos de confiança ao redor da média. A variância de interpolação, calculada pelo método da ponderação espacial apresentado pelo autor uma década antes (Yamamoto, 1989), seria mais representativa que aquela da krigagem, pois levaria em conta tanto a distribuição espacial dos dados como a dispersão dos mesmos. Os erros provenientes da confiança local

seriam então usados para atribuir categorias de classificação de acordo com o grau de certeza para um dado nível de confiança. Na Tabela 2.4 estão as categorias de recursos/reservas sugeridas por Yamamoto utilizando o erro de interpolação.

Tabela 2.5. Categorias de recursos/reservas sugeridas por Yamamoto (1999).

Recursos	Medido		Indicado	Inferido
Reservas	Provada	Provável		
Erro	± 0-20%		± 20-50%	> 50%
Intervalo de Confiança	> 90%		> 90%	> 90%

Simulação condicional: a simulação condicional é uma ferramenta geoestatística para produção de modelos em escala detalhada que reproduzem tanto as características espaciais quanto as estatísticas de um depósito mineral. As simulações são condicionadas pelos dados conhecidos e honram a continuidade espacial modelada pelo variograma e não são suavizadas, preservando a variabilidade local do depósito. A idéia básica do método de simulação é gerar múltiplas realizações equiprováveis para cada elemento estudado, verificando a amplitude de variação entre os vários cenários equiprováveis. Assim, estima-se a magnitude do erro associado a uma dada estimativa, fornecendo subsídios para análises de risco (Goevaerts, 1997). Na Figura 2.6 é apresentada uma seqüência esquemática das etapas seguidas nesse trabalho, para implementação dos métodos de simulação empregados (simulação seqüencial Gaussiana e simulação seqüencial dos indicadores).

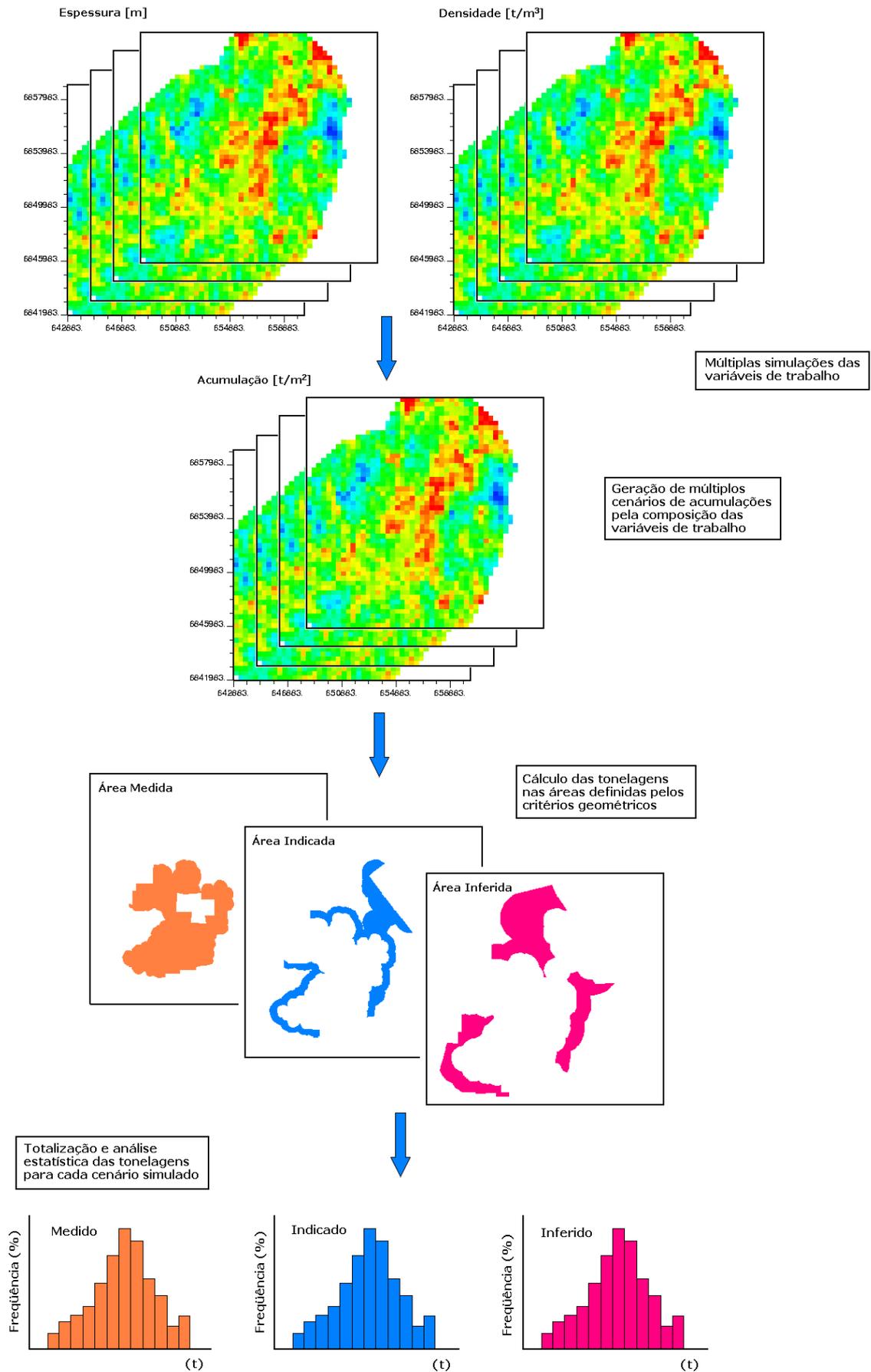


Figura 2.6. Metodologia para classificação de recursos via simulação estocástica.

Índice de confiabilidade de recursos: sistema de classificação proposto por Annels (1996) que associa um índice de segurança (*RRR - Resource Reliability Rating*) à precisão da estimativa. O RRR é baseado na atribuição de uma pontuação para vários fatores de erro potenciais numa avaliação de recursos/reservas. Esses fatores incluem aspectos de amostragem, aspectos analíticos, fatores de modelamento/descrição geológica, fatores relacionados à manipulação/construção do banco de dados, fatores relacionados à análise estatística/geoestatística, fatores relacionados à seleção de parâmetros de lavra e de fatores relacionados com a seleção do método de cálculo de recursos/reservas. Um gráfico que relaciona o RRR e os níveis de precisão é então utilizado para a classificação (Figura 2.7).

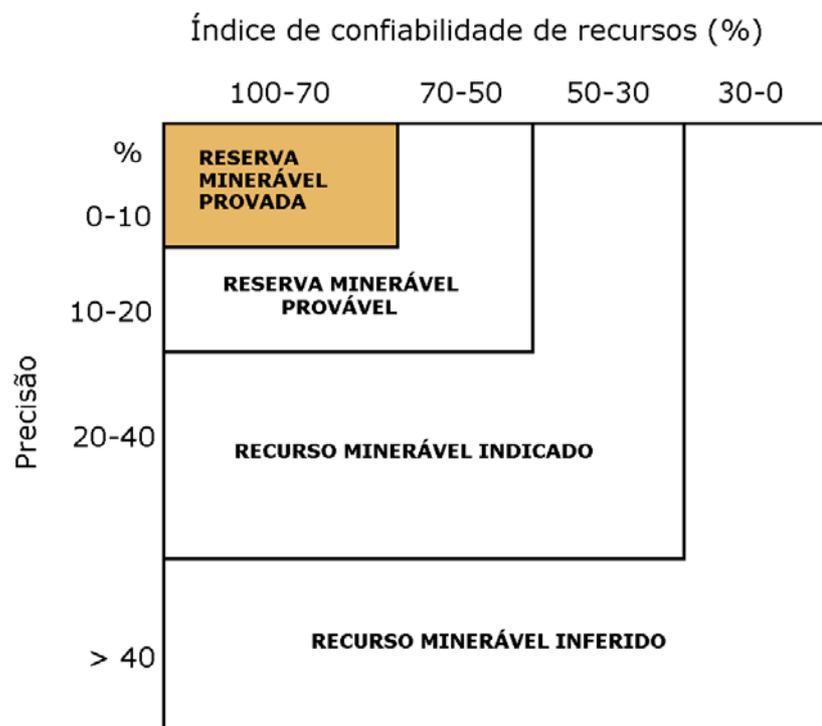


Figura 2.7. Metodologia de classificação sugerida por Annels (1996).

2.2 Histórico do desenvolvimento de padrões internacionais

O esforço sistemático para desenvolver padrões para estimativa e relatório de informações exploratórias, recursos minerais e reservas minerais teve seu início na década de 90 (Tabela 2.5).

O *Australasian Code for Reporting of Identified Mineral Resources and Ore Reserves* (o código JORC) foi publicado em junho de 1988 e incorporado às normas do *Australian Stock Exchange* (ASX) em julho de 1989. O trabalho intitulado *Guidelines to the Australasian Code for Reporting of Identified Mineral Resources and Ore Reserves* foi publicado em maio de 1990. Em abril de 1991, a *US Society for Mining, Metallurgy, and Exploration* (SME) publicou *A Guide for Reporting Exploration Information, Resources, and Reserves*. Ainda em 1991, no Reino Unido o *Institution of Mining and Metallurgy* revisou seus padrões para relatório de recursos e reservas minerais, baseando-se largamente no código JORC de 1989.

Em setembro de 1994 o *15th Congress of the Council of Mining and Metallurgical Institutions* (CMMI), foi realizado em Sun City, na África do Sul. Durante esse congresso, foi organizado uma reunião com o objetivo específico de discutir a criação de padrões internacionais. Esse fato representou o primeiro encontro do que mais tarde viria a ser chamado de *CMMI International Resources/Reserves Definitions Group* (o Grupo CMMI).

O grupo composto por representantes da Austrália (*AusIMM – Australasian Institute of Mining and Metallurgy*), África do Sul (*SAIMM – South African Institute of Mining and Metallurgy*), Estados Unidos (*SME – Society for Mining, Metallurgy and Exploration*), Reino Unido (*IMM – Institution of Mining and Metallurgy*) e Canadá (*CIM – Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum*) teria como objetivos desenvolver um conjunto de definições internacionais para relatório de recursos e reservas minerais.

Da mesma forma, e desde 1992, uma comissão criada pelas Nações Unidas (*Task Force of the United Nations Economic Commission for Europe, UN-ECE*) estava desenvolvendo um sistema internacional de classificação de recursos e reservas. Em Novembro de 1996, as Nações Unidas publicaram o *United Nations International Framework Classification for Reserves/Resources – Solid Fuels and Mineral Commodities*.

Em março de 1997, a necessidade de uma padronização internacional e de um maior controle sobre o relatório de informações minerais foi tornada dolorosamente óbvia pelo escândalo da Bre-X, com respeito aos depósitos de ouro fictícios de Busang na Indonésia. Mesmo reconhecendo que nenhuma regulamentação pudesse ter impedido o ocorrido com a Bre-X, a ausência de

padrões e a falta de procedimentos que assegurassem que esses padrões fossem seguidos, sem dúvida atuaram como fatores que contribuíram para o acontecido.

Organizações canadenses (*Toronto Stock Exchange* e *Ontario Securities Commission*) formaram uma comissão (*Mining Standards Task Force*), cujo relatório final publicado em janeiro de 1999 (*Setting New Standards, Recommendations for Public Mineral Exploration and Mining Companies*) recomendava além de um forte conjunto de padrões a ser seguido, que o *Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum* (CIM) trabalhasse de forma contínua com outras instituições internacionais no desenvolvimento de padrões internacionais.

No entanto, o primeiro grande avanço ocorreu no outubro de 1997 com o encontro do Grupo CMMI em Denver, Colorado e o lançamento do chamado Acordo de Denver, um conjunto de definições de recursos e reservas minerais. Em outubro de 1998, em Genebra (Suíça), num encontro entre o Grupo CMMI e a comissão das Nações Unidas (UN-ECE), as definições e padrões do CMMI foram incorporadas, com pequenas modificações, ao sistema de classificação das Nações Unidas, dando assim um caráter verdadeiramente internacional às definições CMMI.

Logo após o encontro de outubro de 1998, Austrália, África do Sul e Estados Unidos iniciaram a atualização de seus sistemas de classificação nacionais. *A Guide for Reporting Exploration Information, Mineral resources, and Mineral Reserves* foi adotado pela SME em março de 1999. O código JORC revisado (*Australasian Code for Reporting of Mineral Resources and Ore Reserves*) tornou-se efetivo em setembro de 1999, enquanto o *South African Code for Reporting of Mineral Resources and Mineral Reserves* (o código SAMREC) foi lançado em fevereiro de 2000.

Tabela 2.6. Aspectos históricos do desenvolvimento de padrões internacionais de classificação de recursos/reservas minerais.

Data	Local	Evento
Setembro de 1994	Sun City, África do Sul	Primeiro encontro do <i>International Resources/Reserves Definitions Group</i> do CMMI
Novembro de 1996	Genebra, Suíça	Publicação do <i>United Nations International Framework Classification for Reserves/Resources – Solid Fuels and Mineral Commodities</i>
Março de 1997	Indonésia e Canadá	Escândalo da Bre-X
Outubro de 1997	Denver, Colorado	Segundo encontro do <i>International Resources/Reserves Definitions Group</i> do CMMI Publicação do Acordo de Denver
Outubro de 1998	Genebra, Suíça	Terceiro encontro do <i>International Resources/Reserves Definitions Group</i> do CMMI Primeiro encontro do UN-ECE
Janeiro de 1999	Toronto, Canadá	Publicação do <i>Setting New Standards, Recommendations for Public Mineral Exploration and Mining Companies</i> pelo <i>Toronto Stock Exchange and Ontario Securities Commission</i>
Novembro de 1999	Genebra, Suíça	Quarto encontro do <i>International Resources/Reserves Definitions Group</i> do CMMI Segundo encontro do UN-ECE Definição do Acordo de Genebra

Em novembro de 1999, houve um novo encontro entre o Grupo CMMI e a comissão UN-ECE, para continuar o processo de desenvolvimento de normas e definições internacionais. Com pequenas e insignificantes diferenças entre os países, os seguintes termos foram aceitos (Figura 2.8):

- (i) reservas minerais;
- (ii) reservas minerais provadas;
- (iii) reservas minerais prováveis;
- (iv) recursos minerais;
- (v) recursos minerais medidos;
- (vi) recursos minerais indicados;
- (vii) recursos minerais inferidos.

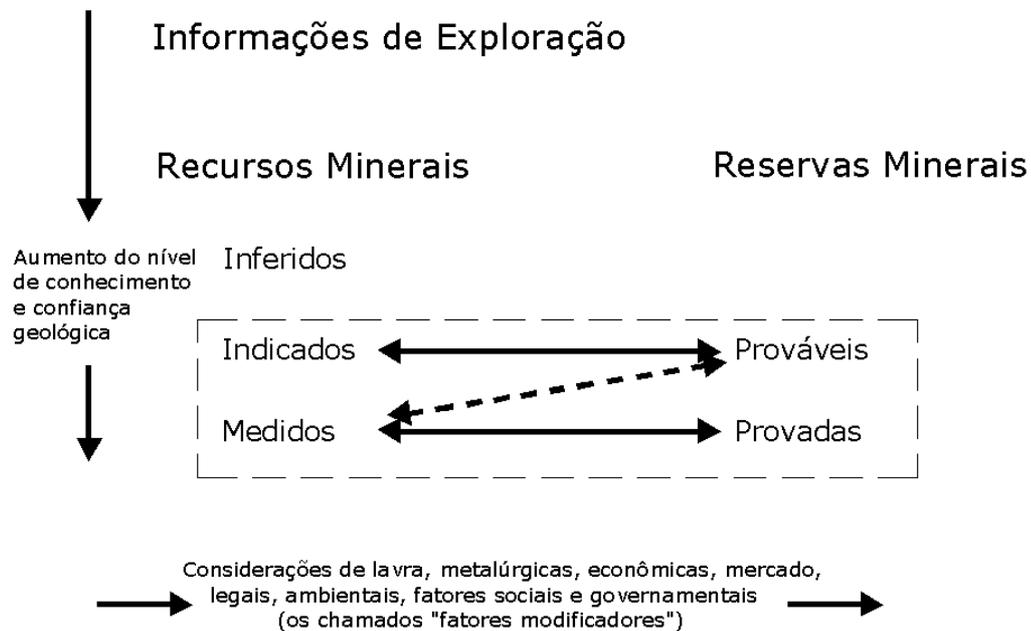


Figura 2.8. Relações entre as informações de exploração, recursos minerais e reservas minerais.

Com esses termos e suas definições sendo aceitas, o Grupo CMMI passa a assumir a responsabilidade pelo desenvolvimento de normas internacionais. Essas normas constituem as condições a serem satisfeitas para a classificação de informações de exploração, recursos e reservas de acordo com definições aceitas internacionalmente. A responsabilidade pelas estimativas de recursos e reservas devem ser claramente atribuídas para uma Pessoa Responsável/Competente, um termo originalmente introduzido no código JORC. Normas e definições específicas de cada país de Pessoa Responsável já existem, sendo que o Grupo CMMI estabeleceu como novo objetivo para desenvolver normas internacionais, a definição das condições para reconhecimento da Pessoa Responsável além das fronteiras nacionais dos países membros. Com o estabelecimento e adoção de padrões internacionais de estimativa e classificação, vários trabalhos (Ferguson, 1997; Vallée, 1999a e 1999b) já encaram como iminente a perspectiva de transformação desses padrões em normas de certificação do sistema ISO 9001.

O sistema atualmente em uso na Austrália, reconhecido como uma das propostas mais avançadas e organizadas para descrever reservas e recursos minerais, foi analisado por Vallée (1999b) e considerado até o momento como o mais compatível com o sistema de certificação ISO. Por essa razão, nessa

dissertação, as normas do código JORC para classificação de depósitos (NSW, 2000; Apêndice A) serão utilizadas como padrão de classificação do bem mineral in-situ e dos recursos minerais de carvão.

2.2.1 O sistema de classificação brasileiro

A sistemática de classificação de recursos/reservas no Brasil permaneceu estática desde a outorga do atual Código de Mineração (1967), persistindo em classificar os bens minerais unicamente como reservas, segundo apenas a ordem decrescente de certeza geológica, em medidas, indicadas e inferidas, acompanhando a classificação adotada durante a II Guerra Mundial pelos técnicos do *U.S. Geological Survey*.

A constatação de que os conceitos legais ali utilizados eram genéricos, estáticos e inadequados à realidade do setor, motivou a criação de um grupo de trabalho pelo DNPM (Departamento Nacional da Produção Mineral) em 1990, para estabelecer um sistema mais eficiente, destinado a classificar e totalizar recursos e reservas minerais. Dois aspectos principais motivaram esse grupo na criação de um procedimento mais concreto e dinâmico para contabilização do patrimônio mineral brasileiro:

(i) a necessidade crescente da existência de informações confiáveis a respeito da quantidade, qualidade e distribuição geográfica dos recursos minerais;

(ii) para que essas informações fossem confiáveis, elas deveriam estar normatizadas e uniformizadas sobre a mesma base de referência, para que os números resultantes pudessem ser analisados e comparados.

Em 1992, com a divulgação do relatório intitulado *Bases Técnicas de um Sistema de Quantificação do Patrimônio Mineral Brasileiro* (Machado et al., 1992), foi dado o primeiro passo para uma discussão ampla sobre o assunto e estabelecida uma padronização da terminologia referente a recursos e reservas, dentro dos moldes internacionais. O Apêndice D apresenta as definições, terminologia e classificação dos recursos e reservas minerais, segundo esse relatório.

Na Figura 2.9 é apresentado o quadro de classificação proposto, onde pode-se verificar uma certa semelhança tanto com as definições propostas pelo Grupo CMMI como com o código JORC.

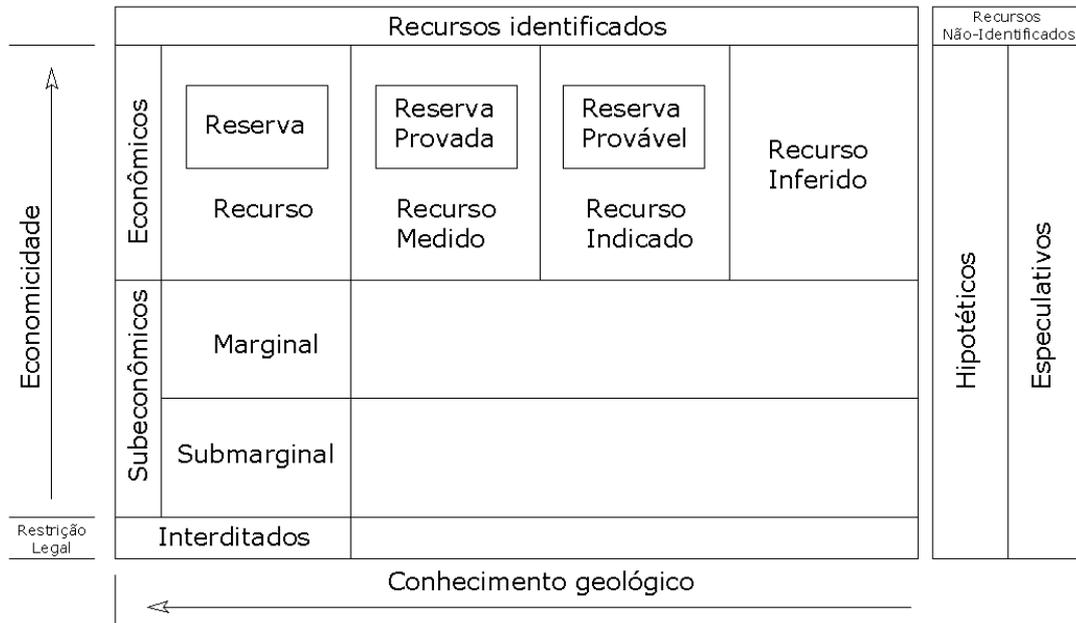


Figura 2.9. Classificação de recursos/reservas segundo Machado et al. (1992).

No entanto, um dos principais avanços foi que para cada categoria de recurso/reserva, além de estabelecer a definição da forma tradicional, análoga à existente no Código de Mineração, foi elaborada como alternativa, uma definição moderna em função de parâmetros estatísticos e/ou geoestatísticos, com o objetivo de introduzir na quantificação dos depósitos um elemento de erro de estimativa.

Diversas proposições de ações internas do DNPM, elaboradas pelo grupo de trabalho, para implantação do sistema, infelizmente parecem não ter sido efetivadas, em especial a que se refere à divulgação do sistema à comunidade empresarial, acadêmica e associações profissionais do setor mineral. O próprio relatório já condicionava a concretização e aplicação do sistema a uma ampla divulgação e previa que somente com o sistema sendo objeto de análises e críticas é que o seu aperfeiçoamento seria possível, através de revisões periódicas. Na prática, o que se observa é o desconhecimento do relatório pela comunidade a que o mesmo se propunha atingir.

Capítulo 3

Apresentação da área de estudo e análise do banco de dados

Nesse capítulo são apresentados, além da localização da área de estudo, os aspectos geológicos locais e regionais relevantes ao estudo geoestatístico, bem como desenvolvidas medidas de estatística descritiva das variáveis de trabalho. Com a definição do banco de dados, são estabelecidos os limites definidos pelos critérios geométricos, utilizados como um dos parâmetros para discriminação entre as classes de recursos.

As informações que compõe o banco de dados utilizado nessa dissertação foram disponibilizadas pela Carbonífera Metropolitana S.A. e foram obtidas ao longo dos últimos 30 anos de consecutivas campanhas de sondagem na região. Pozza (2000) descreveu a maioria dos furos de sonda utilizados.

3.1 Área de estudo

O depósito objeto dessa dissertação está inserido na Bacia Carbonífera Sul-catarinense, um dos mais importantes campos carboníferos brasileiros. A bacia carbonífera está localizada na porção sudeste da Bacia do Paraná, conhecida por ser uma grande bacia sedimentar gonduânica intracratônica que se estende do centro ao sul do Brasil, incluindo parte do Paraguai, Uruguai e Argentina (Figura 3.1). A Bacia Carbonífera Sul-catarinense situa-se no flanco sudeste do Estado, estendendo-se desde o sul de Araranguá até além de Lauro

Müller, numa faixa com direção Norte-Sul com aproximadamente 100 km de comprimento e uma largura média de 20 km.

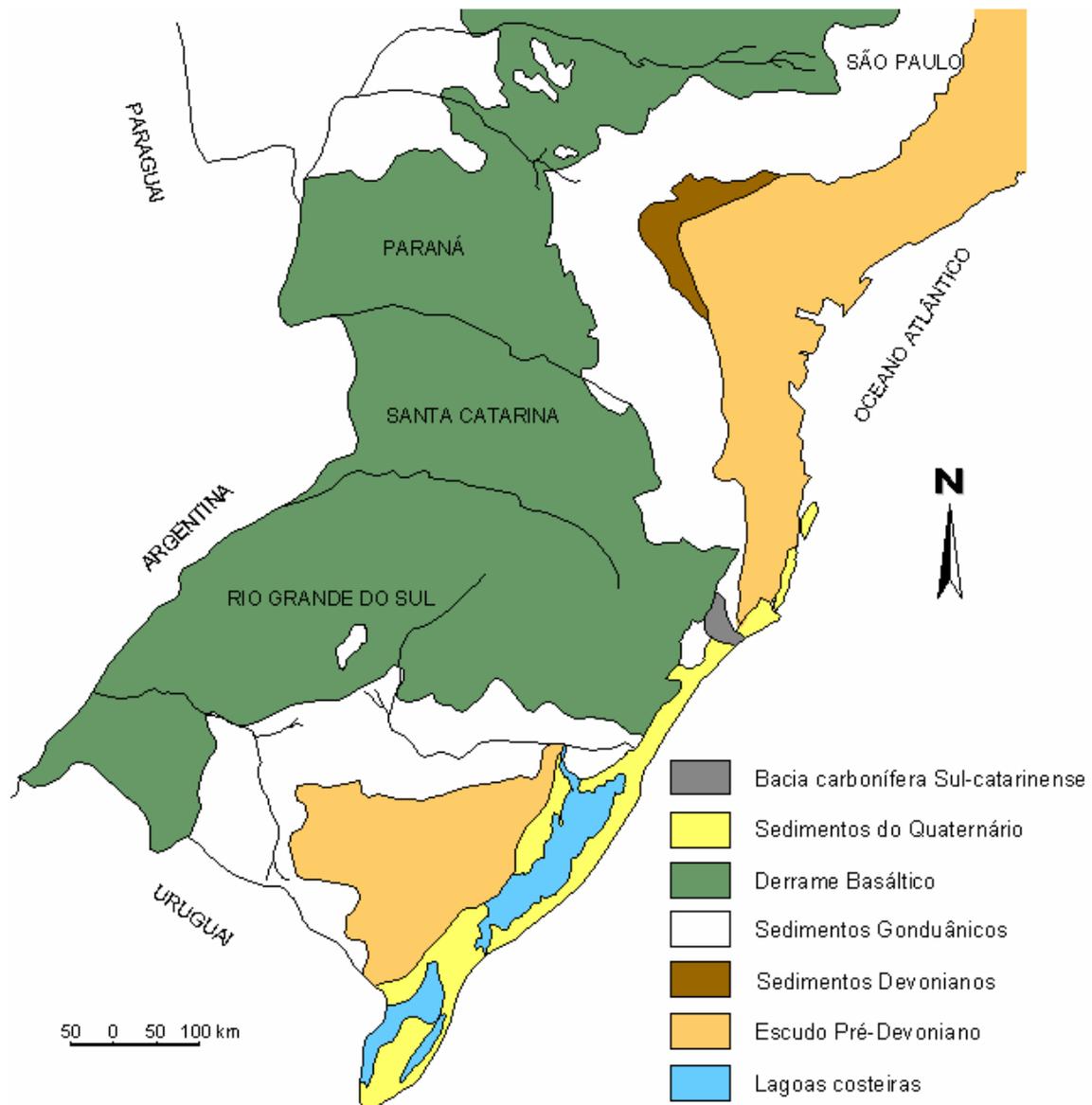


Figura 3.1. Mapa geológico do sul do Brasil com a localização da bacia carbonífera Sul-catarinense.

3.2 Geologia regional

O carvão nessa região foi descoberto em 1822, porém somente em 1880 foram abertas as primeiras minas. Com a criação da Companhia Siderúrgica Nacional em 1945, a mineração de carvão passa a ter grande impulso e, devido às intensas pesquisas levadas a efeito pelo DNPM, desde 1970, através de vários projetos e envolvendo milhares de metros de sondagens, essa bacia é seguramente a mais intensamente sondada do País.

As camadas de carvão mais importantes na Bacia Carbonífera Sul-catarinense encontram-se na parte superior da Formação Rio Bonito, mais precisamente no Membro Siderópolis. Entre outras camadas de carvão, as camadas Barro Branco e Bonito são as duas mais importantes. No passado, a camada Barro Branco foi usada para produzir carvão para aplicações metalúrgicas, mas atualmente a produção é totalmente direcionada ao mercado de geração de energia. A camada Bonito, situada estratigraficamente 70 m abaixo da camada Barro Branco, é explotada por poucas minas e será objeto desse trabalho.

3.3 Geologia local

O estudo de caso abordado nesse trabalho baseia-se em um banco de dados (Apêndice B) disponibilizado pela Carbonífera Metropolitana S.A., cuja concessão está localizada na porção norte da Bacia Carbonífera Sul-catarinense, englobando áreas dos municípios de Treviso, Lauro Müller e Siderópolis (Figura 3.2). A estratigrafia local foi apresentada em Krebs et al. (1994) e reproduzida na Tabela 3.1.

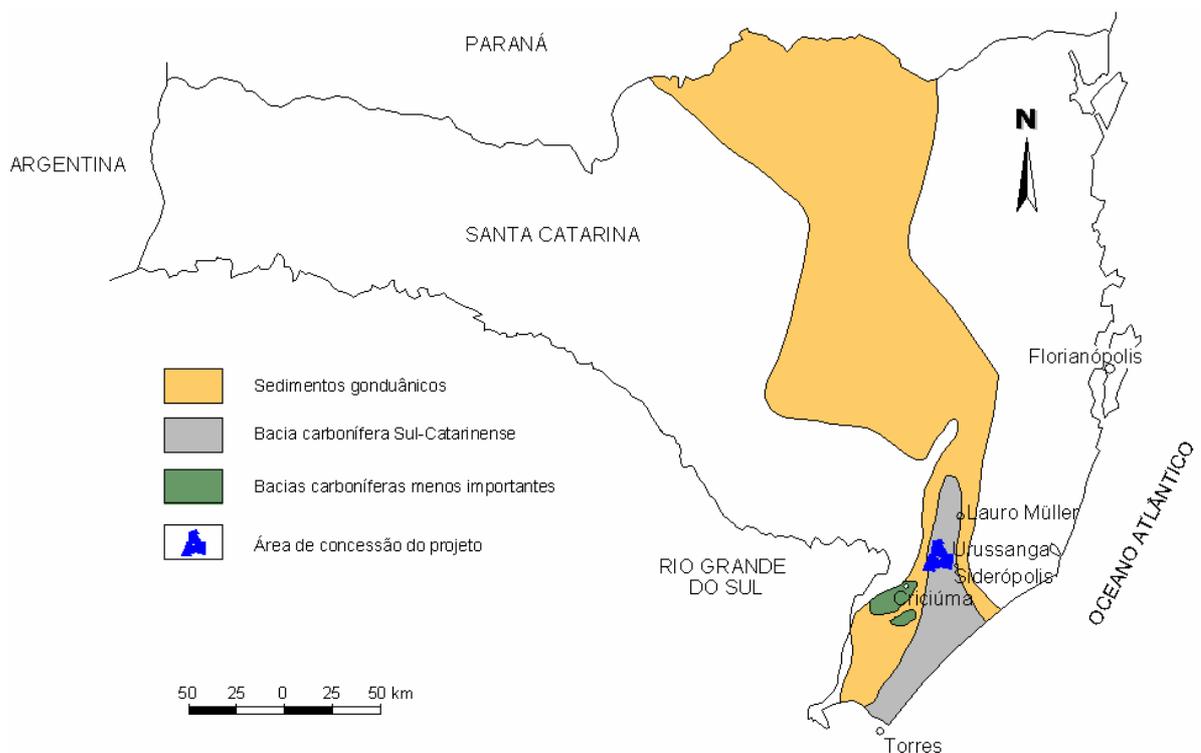


Figura 3.2. Geologia local (Müller et al., 1987).

Tabela 3.1. Estratigrafia local (Krebs et al., 1994).

Período	Litoestratigrafia				Litologia	
	Grupo	Subgrupo	Formação	Membro		
Quaternário					Depósitos aluvionares e coluvionares	
Jurássico	São Bento		Serra Geral		Diabásio cinza-esverdeado, grãos fino a médios, juntas verticais e veios preenchidos de calcita	
P E R M I A N O	T U B A R Ã O	G U A T Á	Estrada Nova		Siltitos cinza-escuros e folhelhos com finos estratos de arenitos violeta-acizentados	
			Irati		Folhelhos escuros e siltitos com porções pirobetuminosas, lentes carbonáticas	
			Palermo		Siltitos cinza a esverdeados com estratos de arenitos	
			R I O B O N I T O	Siderópolis		Arenitos cinza-claros de finos a médios. Presença de siltitos, folhelhos e camadas de carvão
				Paraguaçu		Siltitos cinza a esverdeados, finas camadas de carvão e arenitos
				Triunfo		Arenitos cinza-claros de finos a grosseiros, presença de siltito cinza escuro, raramente camadas de carvão
Permiano carbonífero		Itararé	Rio do Sul		Sedimentação rítmica, diamictitos, arenitos e conglomerados	
Pré-Cambriano	Pedras Grandes	Inconformidade			Rochas graníticas: quartzo-monzonitos e granodioritos	

Rochas cristalinas do Pré-Cambriano, pertencente ao Grupo Pedras Grandes, afloram a leste da área no município de Urussanga. Na porção central da área, as rochas cristalinas ocorrem a grande profundidade devido ao mergulho regional na direção sudeste. Poucos furos de sonda alcançaram o cristalino e identificaram granitos.

A Formação Rio do Sul, pertencente ao Sub-grupo Itararé, aflora no município de Urussanga. Caye et al. (1975) define a espessura da formação como 30 m em média; entretanto, foi observada uma variabilidade alta na sua espessura, causada pela variação na paleo-topografia. Em algumas áreas foram amostrados 120 m de espessura de sedimentos. Este padrão de sedimentação é observado na área de estudo onde estão presentes arenitos, siltitos e paraconglomerados.

A Rio Bonito é a formação mais antiga aflorante na área e será descrita com maior detalhe por hospedar as camadas de carvão economicamente importantes. Acima da Formação Rio Bonito ocorre a Formação Palermo. Esta formação compreende siltitos de cinza à cinza-esverdeados com arenitos inter-acamadados. Na base desta formação, são encontradas estruturas *flaser* e bioturbação e, em algumas áreas, siltitos escuros. A espessura desta formação varia de 90 a 120 metros.

Siltitos escuros e folhelhos com porções pirobotuminosas e margas constituem a Formação Irati. Dois sills de diabásio da Formação Serra Geral, cada um deles com 5 m de espessura, são freqüentemente encontrados interceptando esta formação. As porções superior e inferior desta formação apresentam contatos gradacionais. A espessura total da formação tem em média 40 metros. Na seqüência, há a Formação Estrada Nova formada por siltitos cinza escuros com espessura total atingindo mais de 250 metros.

Rochas ígneas básicas compõe a Formação Serra Geral, a qual intercepta a seqüência sedimentar. Ocorrem diques de diabásio sub-verticais com menos de 5 m de espessura preenchendo juntas e planos de falhas. Em algumas áreas são encontrados sills, que são comuns na Formação Irati e nas camadas de carvão. Estes sills possuem espessura variando de alguns decímetros até um máximo de 70 m numa grande intrusão na porção leste da área. Os diques queimaram as camadas de carvão e afetaram a qualidade do carvão nas proximidades das intrusões. Contrariamente aos diques, os sills afetaram as camadas de carvão em grandes áreas, tendo o calor proveniente destas intrusões reduzido o conteúdo de matéria volátil do carvão.

As camadas mergulham menos que 1° para sudoeste, formando uma estrutura em homoclinal suave, num mosaico de blocos de grandes altos e baixos, separados por falhas normais com vários metros de deslocamento. Vários falhamentos menores e variações de mergulho local nas camadas de carvão,

devido à dobras causadas por eventos tectônicos ou variações na paleotopografia, podem provocar problemas durante a mineração. Finalmente, os sedimentos quaternários ocorrentes na região são formados tanto por depósitos de talus como por aluviões.

3.4 Formação Rio Bonito

Esta formação é considerada uma das mais importantes na Bacia do Paraná, sob o ponto de vista econômico, por encerrar as jazidas de carvão explotadas comercialmente no país. Aspectos gerais e variações na espessura da formação Rio Bonito são apresentados na Figura 3.3. O contato da Formação Rio Bonito com a Formação Palermo é na maioria das vezes nítido e concordante, o siltito preto com estrutura *flaser* está sobre o arenito cinza esbranquiçado. Localmente, pode ser gradacional, como a sul e sudeste de Criciúma e a oeste de Lauro Müller. Sua espessura média no sudeste catarinense é de 150 m (Figura 3.4).

É possível dividir a Formação Rio Bonito nas seguintes litologias, da base ao topo:

- *Membro Triunfo (Rio Bonito Inferior)*: é representado por uma seqüência arenosa com intercalações de camadas de siltitos cinza claros e escuros, micáceos, e, menos frequentemente, de folhelhos cinza escuros a pretos com raros leitos carbonosos. Ocorrem nódulos de pirita, lâminas de gipsita preenchendo fraturas sub-horizontais e de calcita em fraturas sub-verticais ou irregulares. Sua espessura varia de 20 a 60 m. Forma o primeiro avanço deltáico da Formação Rio Bonito e as análises mostram o domínio de distributários superiores e depósitos de transbordamento (alguns carbonosos). Em sua parte superior, nota-se um decréscimo da energia e o domínio dos depósitos dos distributários inferiores, antevendo o início da transgressão marinha que iria predominar na fase seguinte;

- *Membro Paraguaçu (Rio Bonito Médio)*: apresenta espessura variável de 30 a 50 m onde predominam siltitos cinza, esverdeados, finamente micáceos, em geral maciços, mas também com intercalações de lâminas, além de leitos e bancos de arenitos da mesma cor, de granulometria muito fina, calcíferos. Observam-se restos vegetais carbonizados e fraturas preenchidas por carbonato de cálcio e gipsita. O conjunto indica para o Membro Paraguaçu depósitos de

frente deltaica e predomínio do ambiente pró-deltaico em plataforma rasa. A esta fase transgressiva sobrepõe-se um novo ciclo progradacional;

- *Membro Siderópolis (Rio Bonito Superior)*: constitui-se de uma seqüência de arenitos finos, médios e grosseiros aos quais intercalam-se camadas de siltitos e carvões, apresentando uma espessura no intervalo de 50 a 90 metros. As estruturas sedimentares mais características nos arenitos são as estratificações cruzada unidirecional, acanalada e cruzada em pequenos "sets". Os siltitos amiúde apresentam intercalações, laminação paralela e, por vezes, estrutura bioturbada. Do ponto de vista paleoambiental, constitui-se na segunda fase progradacional deltaica da Formação Rio Bonito, onde uma seqüência vertical de depósitos de mangue, de distributários deltáicos, superiores e inferiores e de depósitos de transbordamento se sobrepõe. Do ponto de vista genético, observam-se fases de maior calma e estabilidade na deposição do Membro Siderópolis quando comparado ao Membro Triunfo. Os carvões têm gênese ligada ora a extensos mangues (Bonito), ora a depósitos de transbordamento (Irapuá, Camadas A e B), ora a extensos pantanais (Barro Branco e Ponte Alta). Nota-se que existem depósitos de carvão contínuos, relacionados aos pantanais e mangues e depósitos cuja gênese se ligaria a depósitos de transbordamento. O afundamento contínuo durante os depósitos Siderópolis, originando fases de estagnação com formação de baixios ricos em restos vegetais, seriam os principais responsáveis pela formação das turfeiras. No caso particular da Camada Bonito, a turfeira instalou-se diretamente sobre uma planície de fácies marinha regressiva (é pois de esperar nesses carvões alguma influência salobra), sendo recoberta por sedimentos de energia moderada a baixa, no caso, distributários deltáicos inferiores. No caso da Camada Barro Branco, a turfeira instalou-se sobre depósitos distributários deltáicos superiores, formando extensa área de pantanal. Como detalhe marcante ocorre, poucos metros acima da base do Membro Siderópolis, uma camada de 2,5-4,0 m de siltito escuro, maciço e uniforme, denominado siltito Ponte Alta. Sua grande área de ocorrência e sua forma muito característica no perfil gama fazem com que seja valioso leito-guia.

Detalhes da estratigrafia da Formação Rio Bonito são apresentados na Figura 3.4.

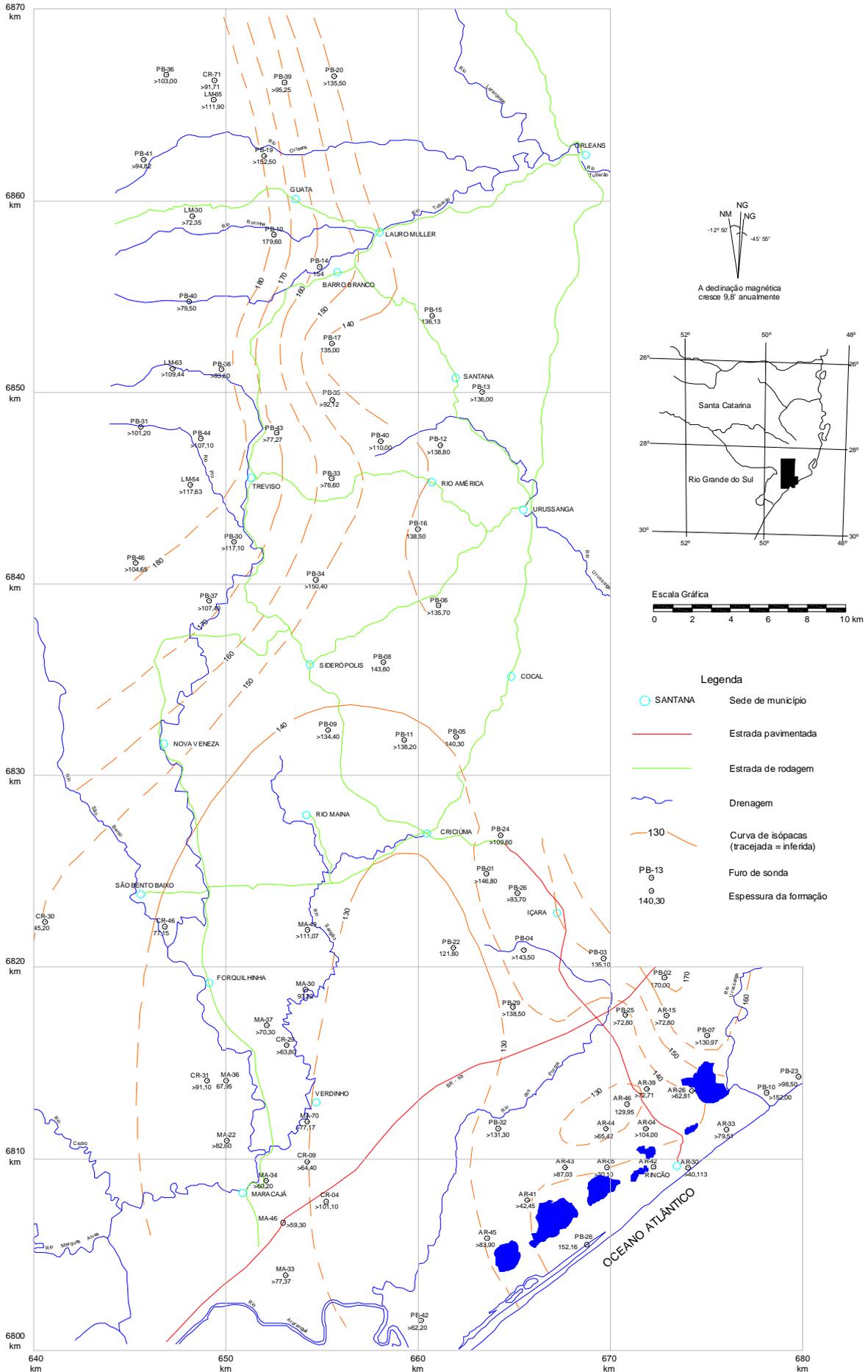


Figura 3.3. Isópacas da Formação Rio Bonito (Caye at al., 1975).

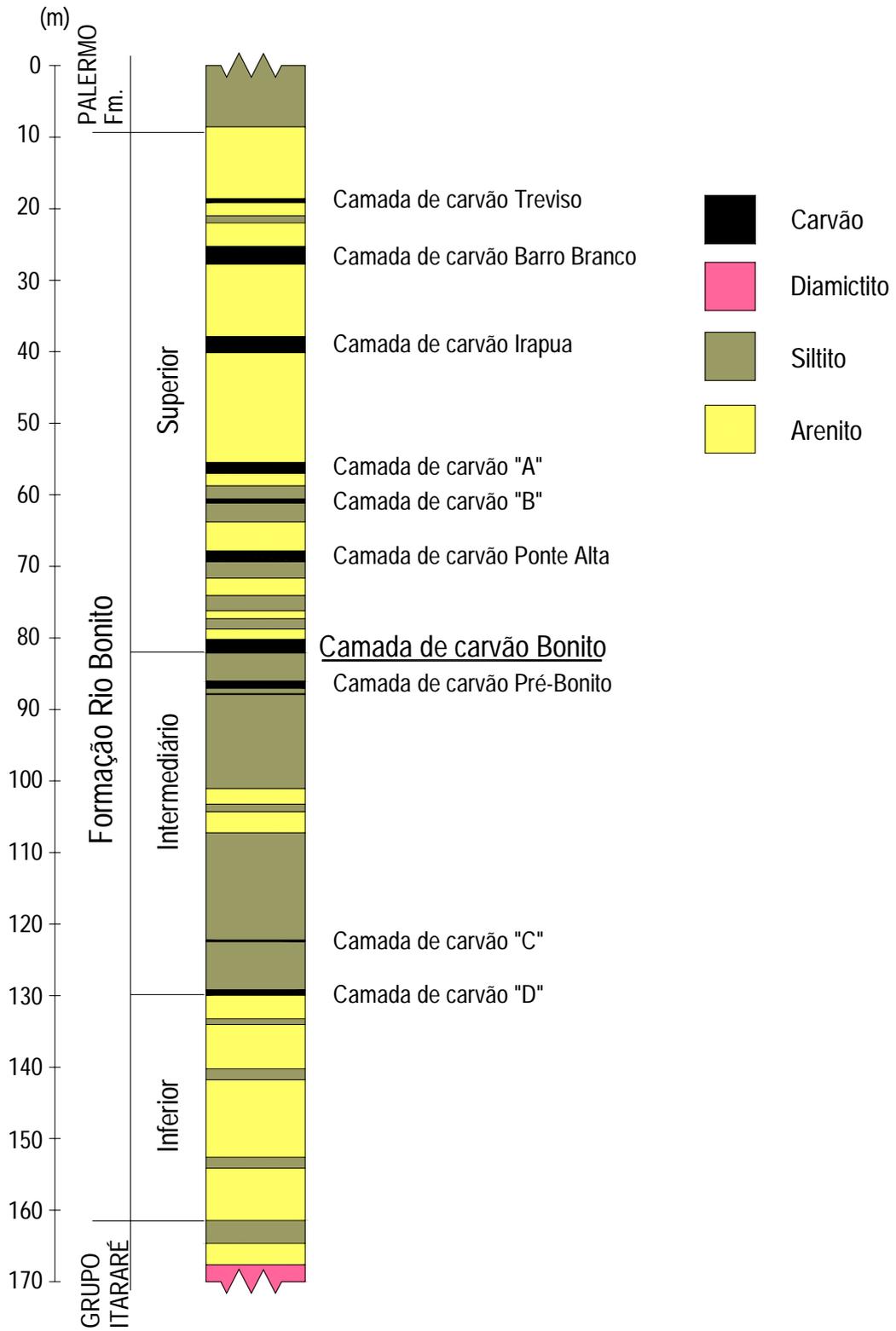


Figura 3.4. Perfil estratigráfico típico da Formação Rio Bonito (modificado de Caye et al., 1975).

3.5 Camada Bonito

Situada estratigraficamente na base do Membro Siderópolis, é oriunda de depósitos de mangue, formados após uma regressão marinha. Estende-se em jazidas descontínuas, desde o Rio Capivara (ao norte de Lauro Müller/SC) até as proximidades da cidade de Torres/RS. Na região de Treviso-Lauro Müller-Siderópolis, a jazida tem forma alongada no sentido N-S, com 28 km de comprimento e 128,8 km² de área. A nordeste está limitada pela linha de afloramento e nas demais direções pela isólita de 0,60 metros. A Figura 3.5 apresenta um perfil estratigráfico típico da camada Bonito.

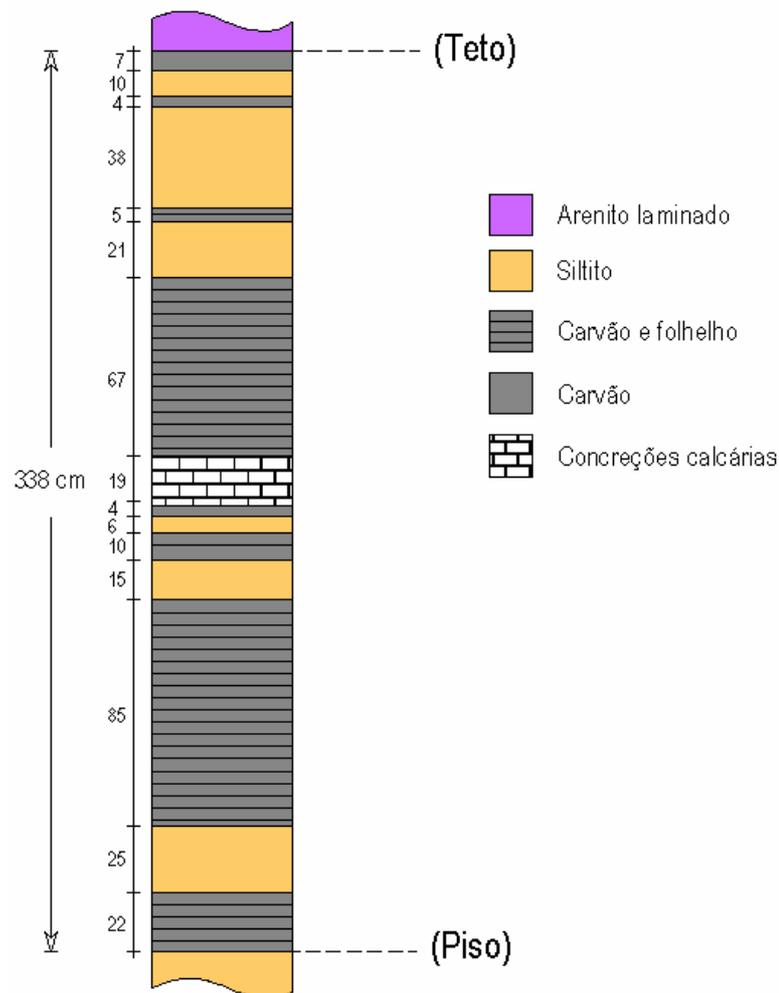


Figura 3.5. Perfil estratigráfico típico da camada Bonito.

A camada Bonito é formada, basicamente, por estratos de carvão e folhelho com intercamadações de siltito e argilito. Em algumas porções da

camada ocorrem concreções de calcário. Normalmente, o carvão representa de 60% a 80% da espessura da camada total. A Figura 3.6 mostra um testemunho de furo de sondagem com os detalhes da camada.

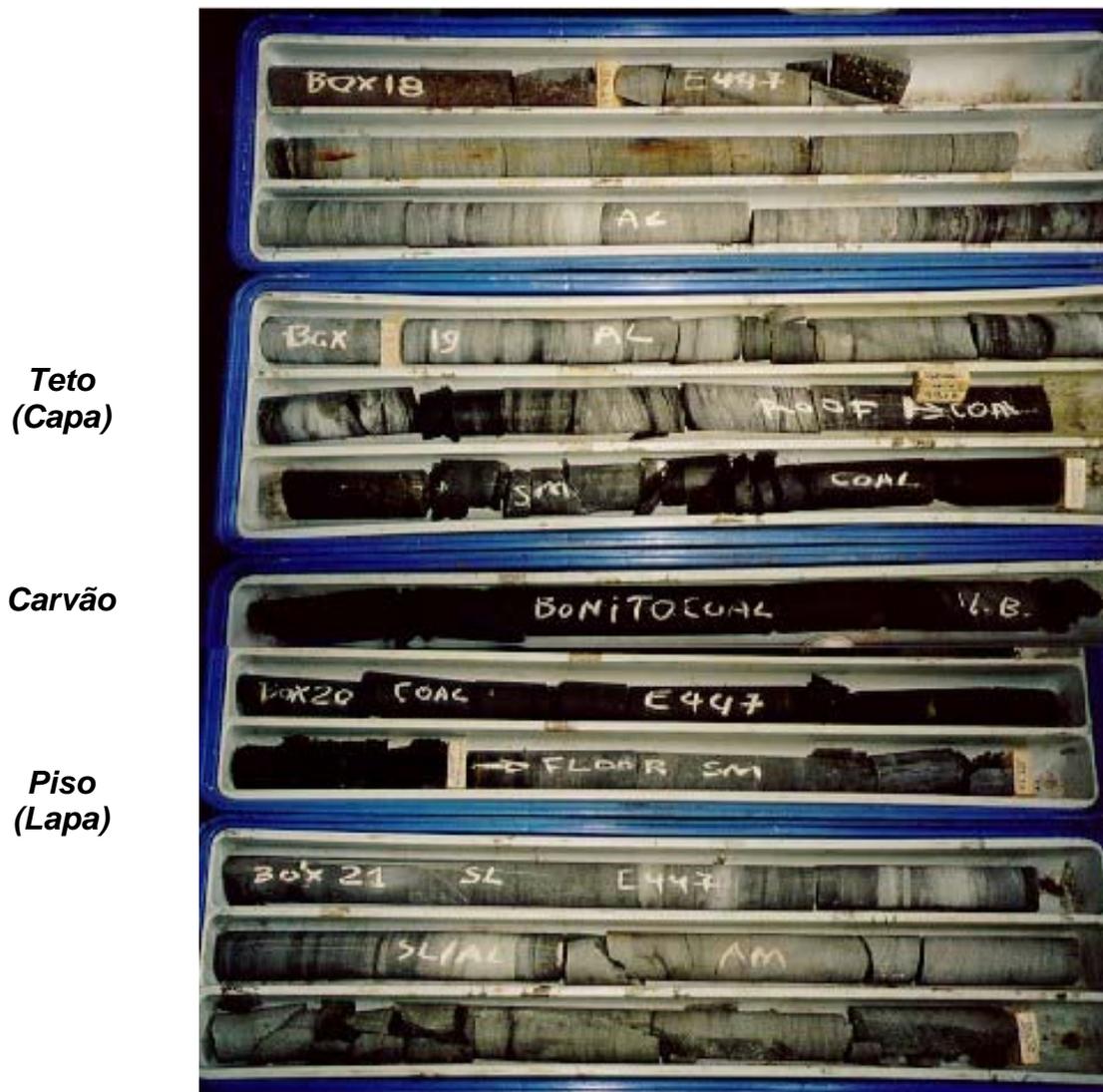


Figura 3.6. Foto do testemunho de um furo de sonda mostrando teto, camada de carvão e lapa da camada.

3.6 Metodologia de amostragem

Pontos de observação foram obtidos pela interceptação dos estratos por furos de sonda verticais obtendo-se testemunhos com 36,4 mm de diâmetro (ou mais em algumas circunstâncias). Testemunhagem total é normalmente utilizada, o que significa obter testemunhos da boca ao fundo do furo. Em alguns furos, principalmente nos de siglas BG e LM (ver banco de dados listado no Apêndice B), as camadas de cobertura foram perfuradas com bits tricônicos

(amostragem destrutiva). Alguns furos de sonda foram descritos usando também métodos geofísicos como raios gama, potencial espontâneo, resistividade e densidade.

A maioria dos furos de sonda pararam logo abaixo das camadas de carvão, entretanto alguns poucos foram perfurados até o cristalino. A recuperação de sondagem mínima para a camada de carvão é de 90%. Para atingir este objetivo foram utilizadas modernas ferramentas de perfuração, inclusive barriletes duplo-móveis. Todos os testemunhos recuperados foram colocados em caixas apropriadas pelo sondador e descritos por um geólogo. Amostras da camada de carvão foram preparadas e enviadas para o laboratório. As caixas com os testemunhos foram fotografadas e armazenadas em litotecas.

A recuperação de testemunhos nos furos de sonda é um parâmetro de grande importância para garantir que a informação descrita para a avaliação dos recursos seja confiável. Todos os furos dentro da área de concessão tiveram sua recuperação calculada através do **índice de eficiência de perfuração** ($ied = \text{comprimento amostrado} \div \text{comprimento perfurado}$) e cujos resultados são descritos na Figura 3.7. Apenas os furos com $ied \geq 90\%$ foram mantidos para avaliação.

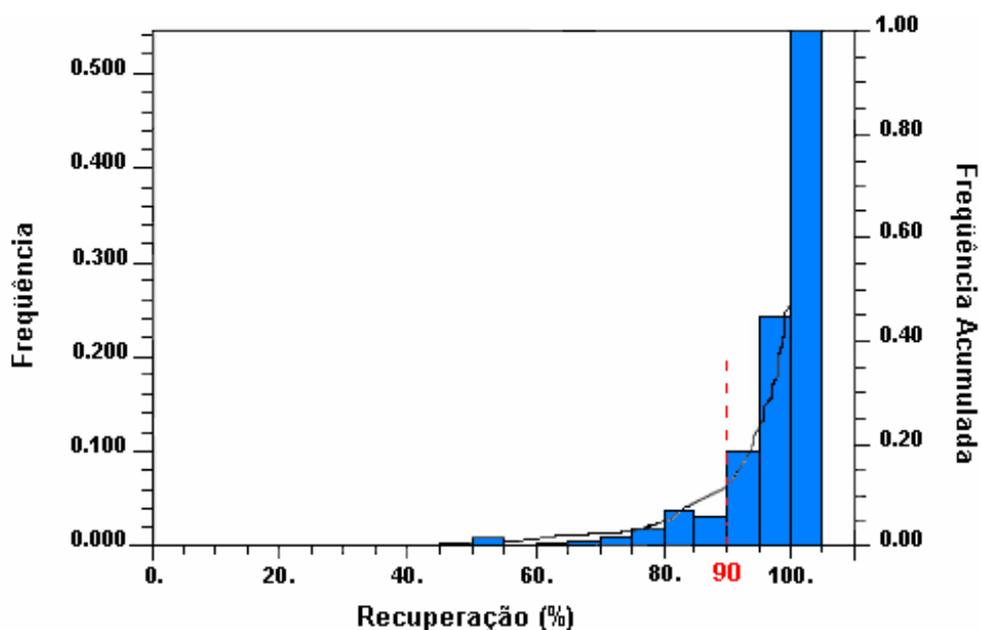


Figura 3.7. Índice de eficiência de perfuração dos furos de sonda .

3.7 Localização dos furos de sondagem e definição dos limites das categorias de carvão *in situ* e recursos medidos, indicados e inferidos pelos critérios geométricos

Para o propósito de estimativa da espessura, dos 471 furos que originalmente compunham o banco de dados e que cobriam a área de interesse por completo, foram descartados:

(i) 82 furos, principalmente da série BG (ver Apêndice B), por terem sido descritos utilizando critérios diferentes dos demais;

(ii) 14 furos que interceptaram sills ou diques de diabásio;

(iii) 30 que tiveram um fator de recuperação abaixo de 90%;

(iv) 5 que estavam muito distantes da área de interesse.

A partir da definição dos dados disponíveis e com base nos critérios estabelecidos pelo código JORC no que se refere a distância de extrapolação e separação entre os furos (Apêndice A e Tabela 3.2), foram estabelecidos os limites definidos pelos critérios geométricos para a categorização dos recursos geológicos. Adotando-se os valores normalmente recomendados, foram desconsideradas para enquadramento nas categorias de carvão *in situ* medido ou indicado as áreas abrangidas por uma única amostra e que não atendiam a ambos os critérios definidos. Na Figura 3.8 é apresentada a localização da boca tanto dos furos mantidos (azul) como dos descartados (vermelho) e a sistemática para definição dos limites que determinam as diferentes categorias, de acordo com as restrições geométricas.

Tabela 3.2. Normatização do código JORC para definição de classes de recursos.

<i>Categoria</i>	<i>Extrapolação máxima</i>	<i>Espaçamento máximo entre amostras</i> ⁽¹⁾	<i>Nível de Confiabilidade</i>
Medida	500 m	1 km; até 500 m	0 – 10%
Indicada	1000 m	2 km; até 1 km	10 – 20%
Inferida	2000 m	4 km	> 20%

⁽¹⁾ A primeira distância é o limite aceitável e a segunda é a distância normalmente recomendada e utilizada.

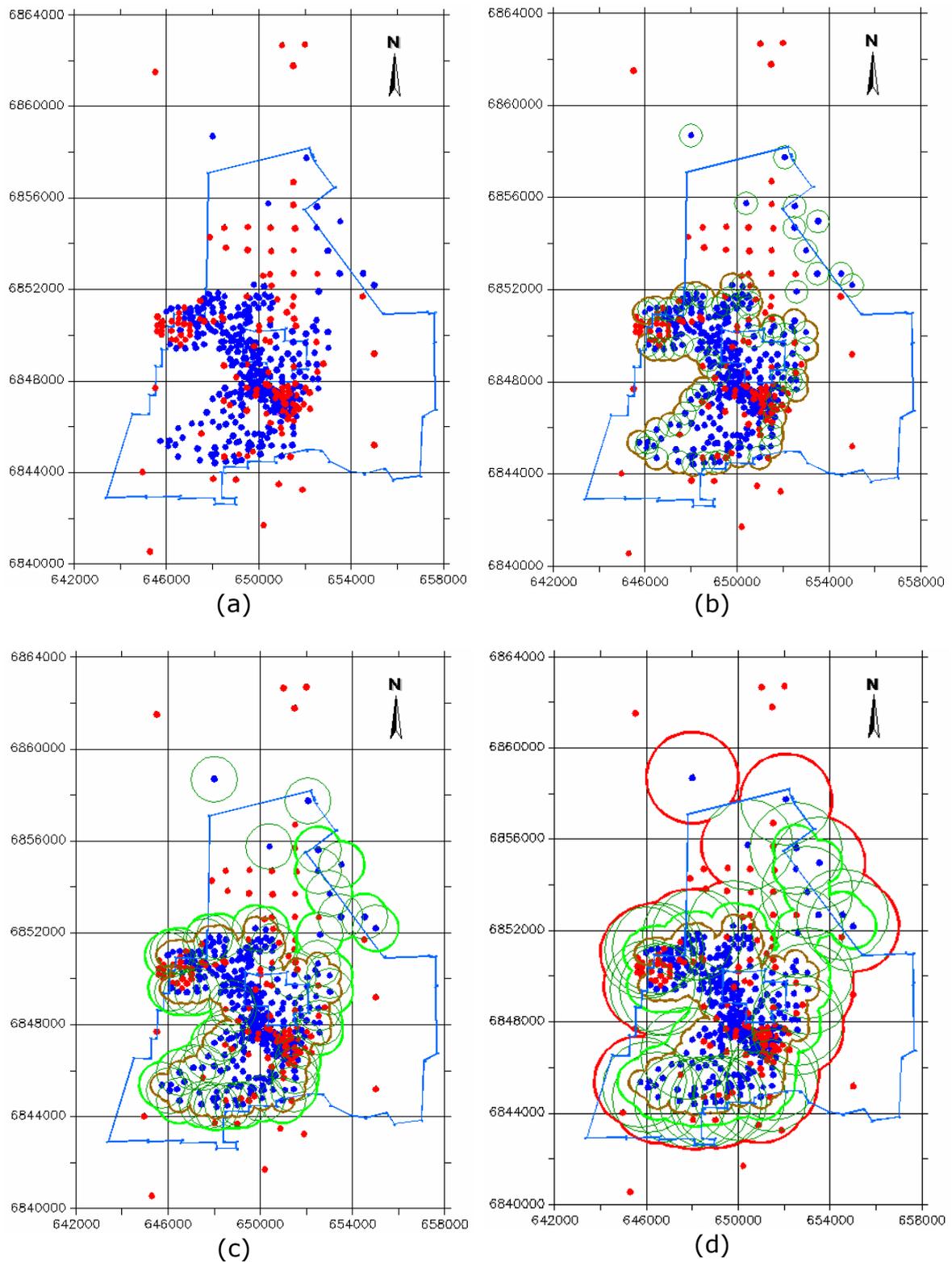


Figura 3.8. (a) Mapa com localização dos 471 furos. A linha azul define a concessão para mineração do projeto. Os limites definidos pelo código JORC para as categorias medida (marrom), indicada (verde) e inferida (vermelho) são apresentados, bem como a evolução dos respectivos raios de extrapolação.

Desconsiderando-se, para efeito de avaliação, as áreas fora do limite de concessão do projeto, foram obtidos os limites finais para cada uma das categorias de carvão *in situ* (Figura 3.9).

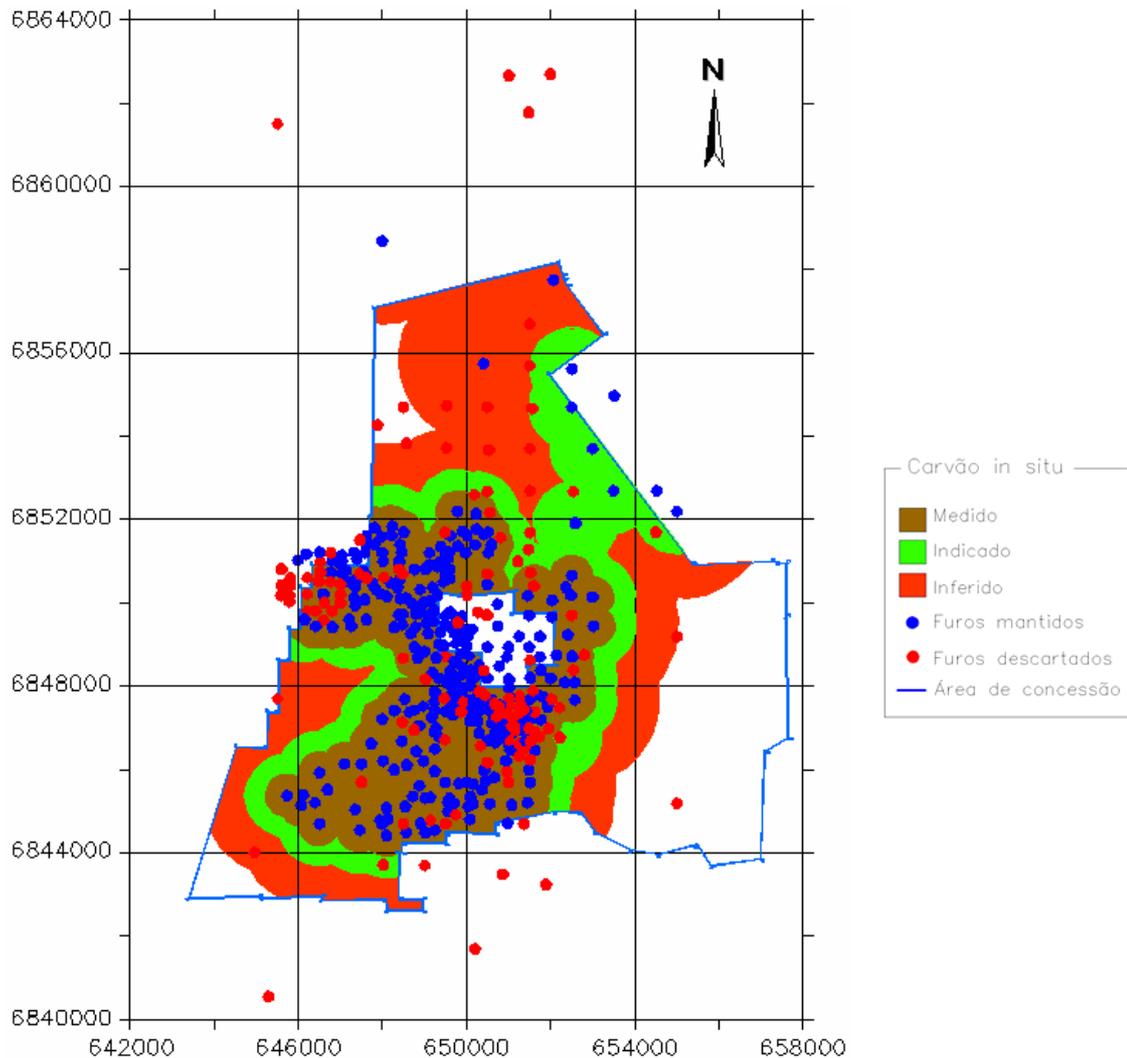


Figura 3.9. Limites finais definidos para as categorias de carvão *in situ*. Os círculos representam os furos de sonda com dados de espessura de carvão utilizados (em azul) e descartados (em vermelho).

Dentro da área de concessão e dos limites definidos com base nas recomendações do JORC, partes do depósito não são mineráveis devido a:

- (i) estarem localizadas sob área de perímetro urbano;
- (ii) estarem localizadas sob zonas de proteção ambiental;
- (iii) espessuras de cobertura maiores que 250 m, que é o limite técnico-econômico utilizando o método de lavra de câmaras e pilares com sistema convencional;

(iv) a espessura da camada menor que 2 m que é a altura operacional mínima requerida para o equipamento utilizado;

(v) uma área específica coberta por um grande sill de diabásio que intrudiu na camada. Neste caso foi removido o bloco que teve mais de 50% de sua área afetada;

(vi) o mesmo critério discutido em (v) foi aplicado para paleocanais de arenito, também conhecidos como *washouts* (Moebis, 1983).

Deduzidas as zonas cobertas pelos fatores apontados, foram definidos os limites para os recursos de carvão conforme apresentado na Figura 3.10.

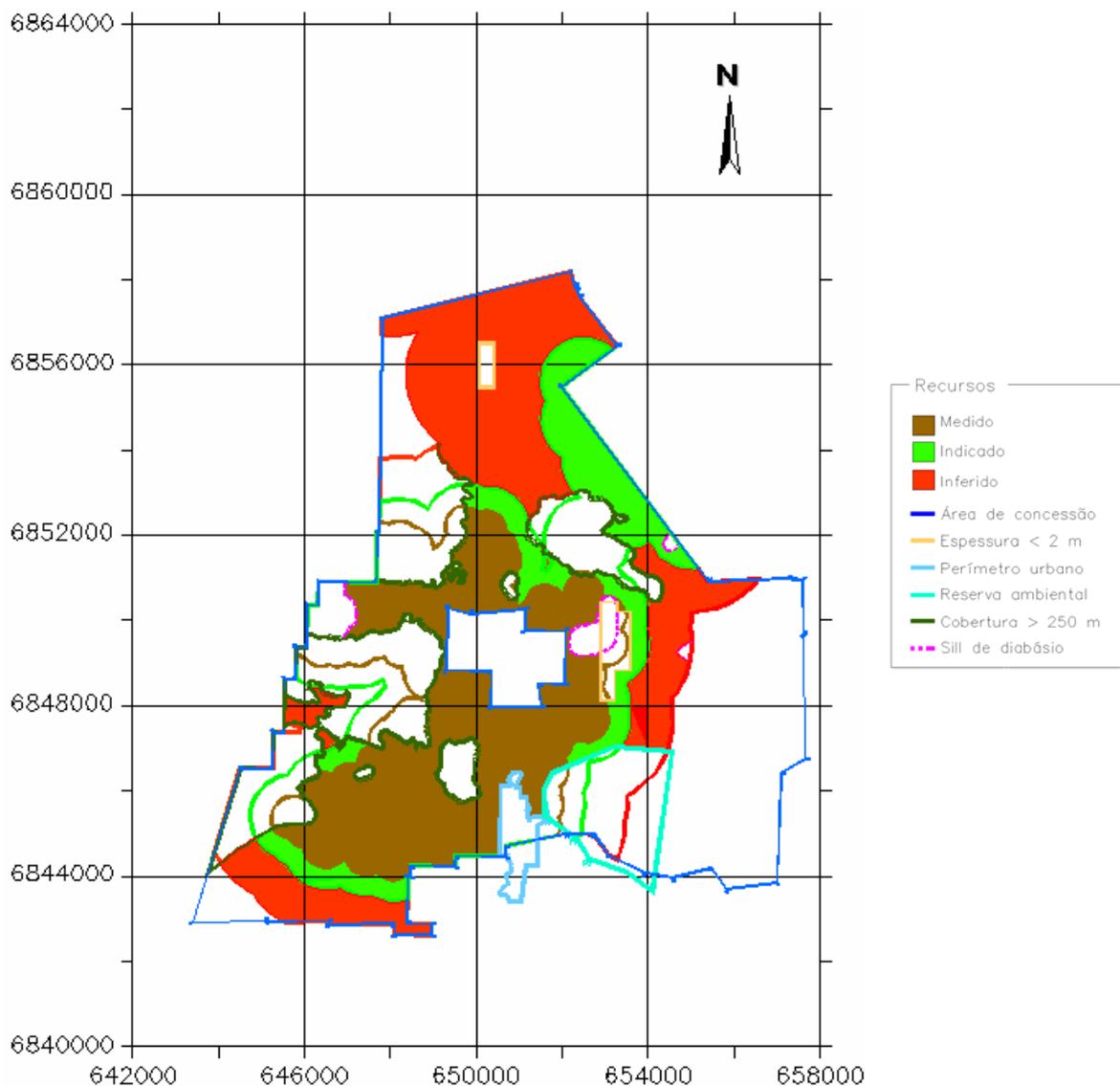


Figura 3.10. Limites finais definidos para as categorias de recursos de carvão.

Na Tabela 3.3 são apresentados os valores das áreas originais totais, apresentadas na Figura 3.8 item (d). Da mesma forma, são apresentadas as áreas que ficaram dentro do limite de concessão (Figura 3.9) e que definem as categorias de carvão *in situ*, além das áreas de recursos de carvão (Figura 3.10), definidas após a aplicação dos critérios excludentes, citados anteriormente.

Tabela 3.3. Áreas definidas pelos critérios geométricos para as classe de carvão *in situ*.

Categoria	Total (m²)	Carvão <i>in situ</i> (m²)	Recursos de carvão (m²)
Medida	47.420.926,75	39.701.997,08	27.061.820,04
Indicada	33.824.002,72	21.161.682,87	12.797.667,39
Inferida	76.557.925,43	34.988.195,22	25.337.164,16

Para a definição dos limites de carvão *in situ* e de recursos de carvão indicados e inferidos foram respeitados os limites de extrapolação máximo de 1000 e 2000 m respectivamente. Os limites para a categoria de carvão *in situ* e recursos medidos respeitaram o espaçamento máximo normalmente recomendado e a extrapolação máxima de 500 metros. Considerando o total de furos remanescentes que cobriam a área, o domínio definido como de carvão *in situ* medido apresenta um espaçamento médio entre furos de 345 metros.

3.8 Medidas de estatística descritiva das variáveis de trabalho

Como a distribuição dos valores de densidade não era homogênea no depósito desse estudo de caso, decidiu-se modelar essa variável de maneira similar à espessura de carvão. Dessa forma, para viabilizar a análise quantitativa dos recursos foi necessário combinar as variáveis em acumulações, de maneira análoga como em Matheron (1962), Journel & Huijbregts (1978) e Krige (1981). Da mesma forma, estimativas de quocientes ou produtos, incluindo acumulações com espessura, são referenciadas em David (1977) e Journel & Huijbregts (1978).

Como os furos não estavam regularmente espaçados, um procedimento de desagrupamento (Isaaks & Srivastava, 1989) foi utilizado para obter uma estatística representativa da área total. A amostragem é dita ser preferencial ou tendenciosa, tornando o desagrupamento necessário, sempre que a localização dos dados não for regular ou não for distribuída aleatoriamente sobre a área de

estudo, fazendo com que algumas áreas sejam mais densamente amostradas que outras (Souza et al., 2001b). Nessas situações, quando uma estatística global não-tendenciosa é necessária, diferentes pesos são dados para cada amostra individual baseados na quantidade de agrupamentos presentes na zona onde uma dada amostra está posicionada. Dessa forma, amostras em zonas altamente grupadas recebem proporcionalmente pesos menores.

Ao longo desse estudo de caso, duas técnicas de desagrupamento foram utilizadas: (i) o método dos polígonos (Isaaks & Srivastava, 1989) e (ii) o método das células móveis (Journal, 1983; Isaaks & Srivastava, 1989; Deutsch, 1989; Deutsch & Journal, 1998).

No método dos polígonos a média é dada por:

$$\hat{m} = \frac{1}{|A|} \sum_{\alpha=1}^n \omega_{\alpha} \cdot z(x_{\alpha}) \quad (3.1)$$

onde: \hat{m} é a média desagrupada, $|A|$ é a área de estudo, ω_{α} a medida de área do polígono centrado na amostra a ser desagrupada e $z(x_{\alpha})$ o valor da amostra no vetor de coordenadas x_{α} .

O método das células móveis para desagrupamento pode ser expresso por:

$$\lambda_{\alpha} = \frac{1}{B \cdot n} \quad (3.2)$$

$$\hat{m} = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \cdot z(x_{\alpha}) \quad (3.3)$$

onde: λ_{α} é o peso aplicado à amostra $z(x_{\alpha})$, B é o número de células, n é o número de dados em cada célula e \hat{m} é a média desagrupada dos dados.

Por analogia com a média, a variância desagrupada é computada como:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \cdot [z(x_{\alpha}) - \hat{m}]^2 \quad (3.4)$$

onde: \hat{m} é a média desagrupada e λ_{α} são os correspondentes pesos de desagrupamento.

A Figura 3.11 mostra um esquema comparativo dos dois métodos de desagrupamento. Nas Figuras 3.12 e 3.13 são apresentados os polígonos das áreas de influência e o histograma para a variável espessura de carvão, respectivamente.

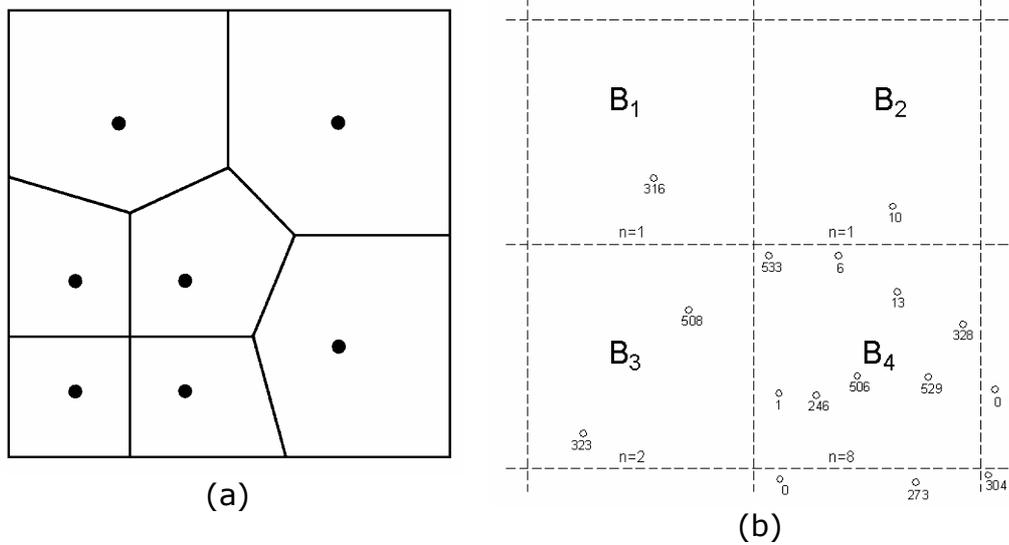


Figura 3.11. Duas técnicas de desagrupamento de dados: (a) método dos polígonos e (b) método das células móveis.

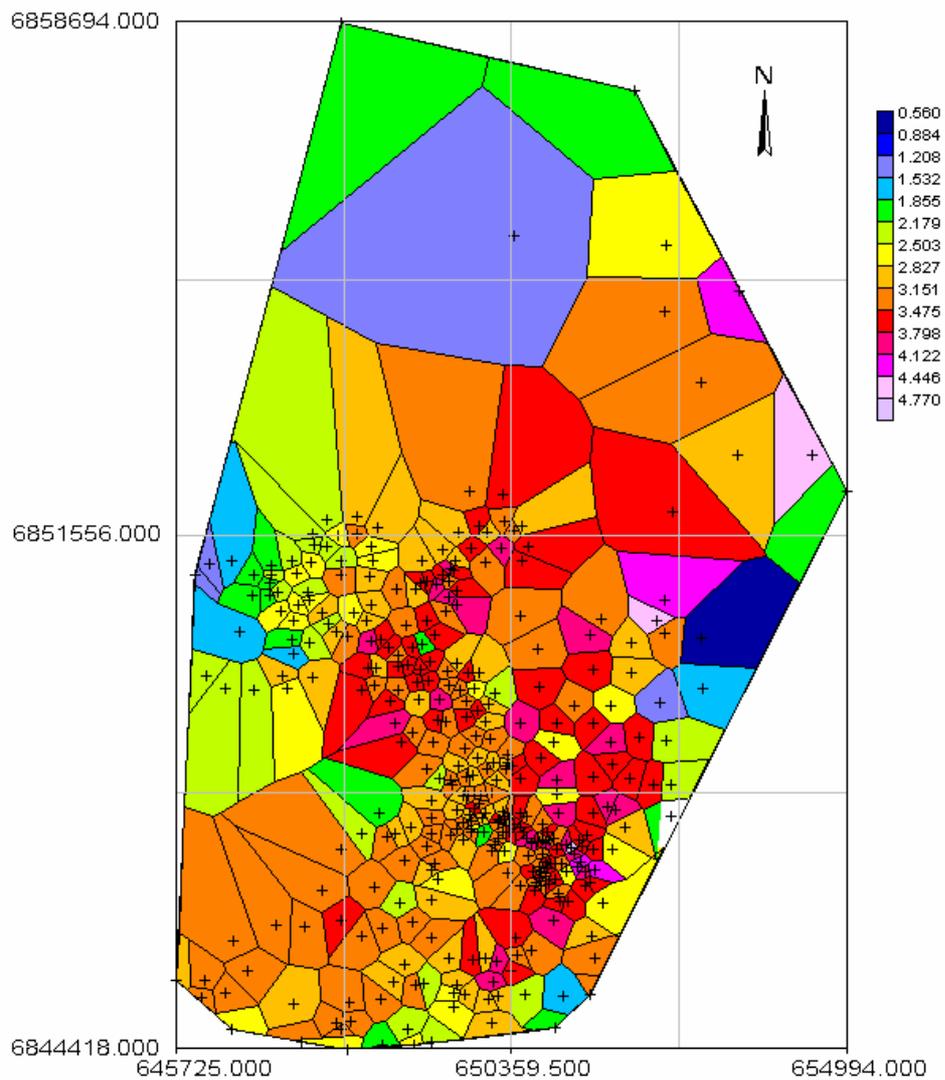


Figura 3.12. Polígonos de influência para a variável espessura de carvão (escala de valores em metros).

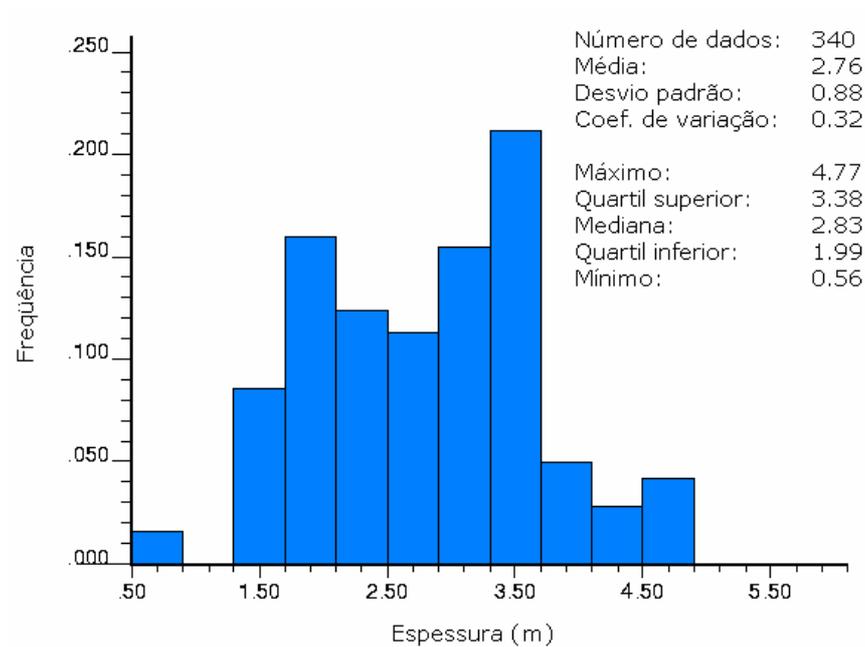


Figura 3.13. Medidas de estatística descritiva dos dados desagrupados para a variável espessura de carvão.

Devido à grande presença de concreções piríticas na camada de carvão objeto desse estudo, achou-se por bem verificar a possibilidade de existência de uma correlação entre os parâmetros conteúdo de enxofre e densidade da camada. Como a possibilidade de interceptar-se um nódulo de pirita durante a amostragem não poderia ser ignorada e, neste caso, um alto valor de enxofre estaria associado a um valor alto de densidade, as concreções piríticas presentes na camada poderiam provocar um incremento do conteúdo de enxofre, modificando a densidade. No entanto, a ausência de correlação mostrada na Figura 3.14 provou o contrário, evitando a necessidade de qualquer ajuste nos valores de densidade devido à presença de enxofre.

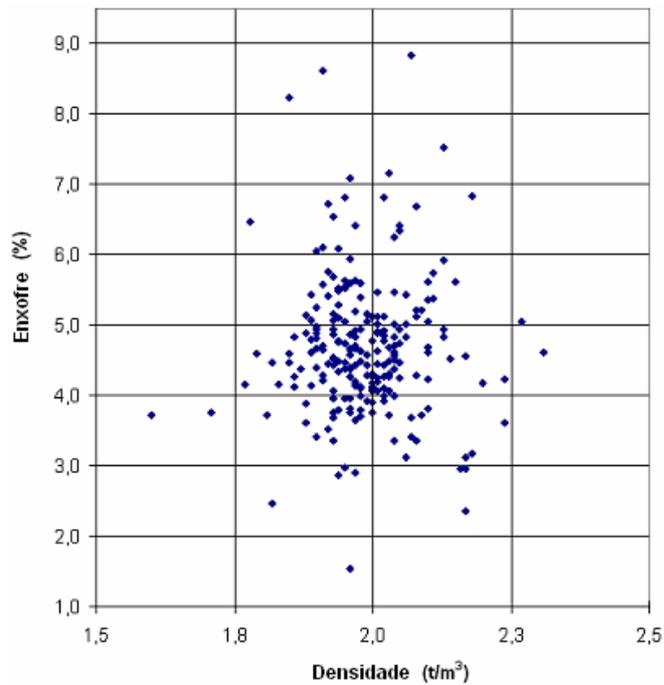


Figura 3.14. Gráfico de correlação de densidade (t/m^3) versus conteúdo de enxofre (%). Notar a ausência de correlação.

Em termos de amostras disponíveis para o propósito de avaliação, dos 248 furos com resultados de densidade, 3 foram descartados e 6 apresentaram recuperação inferior a 90%. Os 236 remanescentes foram utilizados no modelamento. A localização dos furos de sondagem onde as análises de densidade estavam disponíveis, com suas respectivas áreas de influência, está apresentada na Figura 3.15. O histograma dos dados desagrupados para densidade obtido destes 236 pontos de observação é apresentado na Figura 3.16.

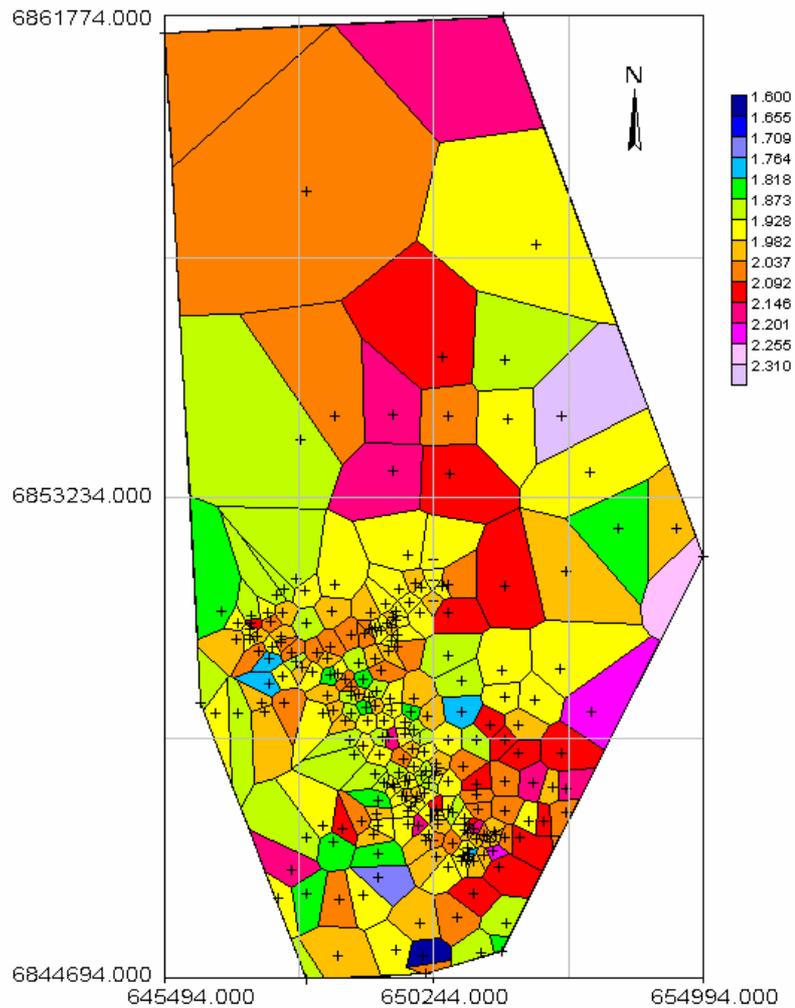


Figura 3.15. Localização dos furos onde há dados de densidade com suas respectivas áreas de influência (escala de valores em t/m^3).

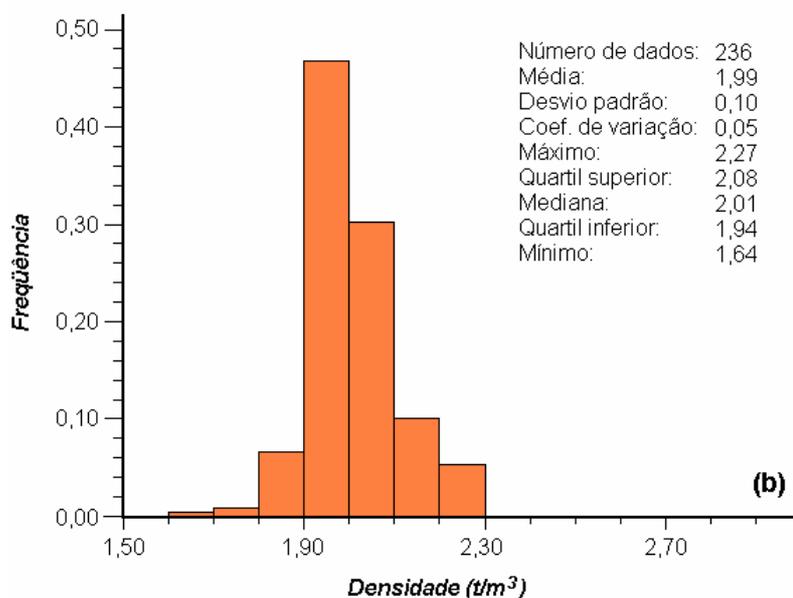


Figura 3.16. Medidas de estatística descritiva dos dados desagrupados para a variável densidade.

Capítulo 4

Estimativa de incerteza por técnicas de krigagem

O presente capítulo inicia com uma breve revisão de alguns conceitos e fundamentos básicos da geoestatística, para uma melhor compreensão da metodologia aplicada no restante do mesmo. Os modelos de continuidade espacial, necessários às estimativas, são ajustados através de variografia e aplicados na etapa subsequente de krigagem ordinária. Obtidos os valores estimados, as categorias de carvão *in situ* e de recursos de carvão são avaliadas e classificadas de acordo com uma sistemática de quantificação do erro associado.

4.1 Conceitos básicos

A geoestatística estuda uma variável considerando sua posição no espaço amostral e a sua correlação com as demais amostras vizinhas. Esse conceito é descrito na teoria das variáveis regionalizadas (Matheron, 1963). Um depósito mineral possui zonas ricas e pobres que são controladas pelo fenômeno geológico que deu origem ao depósito. O valor da amostra $z(u)$ onde u é igual à posição de z no espaço, possui um caráter aleatório local, que obedece uma função randômica $Z(u)$ (Isaaks & Srivastava, 1989), e possui uma forte correlação ou covariância com as amostras circunvizinhas, distantes entre si de um vetor h (*lag*). Essa correlação depende do valor da amostra, da direção e do módulo do vetor h (Journel & Huijbregts, 1978). Para cada posição da área em estudo, pode-se considerar o valor obtido da amostra como aleatório,

obedecendo uma lei de distribuição de probabilidade para aquele local. Além disso, esta amostra possui uma influência das amostras vizinhas a qual é determinada por meio do estudo da continuidade espacial, medida tradicionalmente pela função variograma.

O variograma mede as diferenças quadráticas de pares de valores separados de uma certa distância h e em uma certa direção. Matheron (1963) foi o primeiro a utilizar esses conceitos em geociências. Clark (1979) e David (1988) descrevem com detalhe o conceito de variograma e os ajustes matemáticos para continuidade espacial. A descrição de outras funções de medição de continuidade espacial, basicamente variações da função variograma e que têm os mesmos objetivos, pode ser encontrada em Isaaks & Srivastava (1989) e Deutsch & Journel (1998).

Baseado na hipótese intrínseca da geoestatística (estacionaridade), pode-se descrever a continuidade espacial de uma variável por meio do variograma experimental constituído a partir dos valores amostrados. Na Equação 4.1, $n(h)$ é o número de pares para a distância h (*lag*) a uma certa direção e $z_i(u)$ e $z_i(u+h)$ são os pares de valores separados de h . A unidade do variograma é a unidade da variável z ao quadrado.

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

A função variograma $\gamma(h)$ é calculada para várias distâncias h (*lags*), formando o gráfico do variograma experimental para uma certa direção. Sobre o variograma experimental, ajusta-se um modelo de variograma (Figura 4.1).

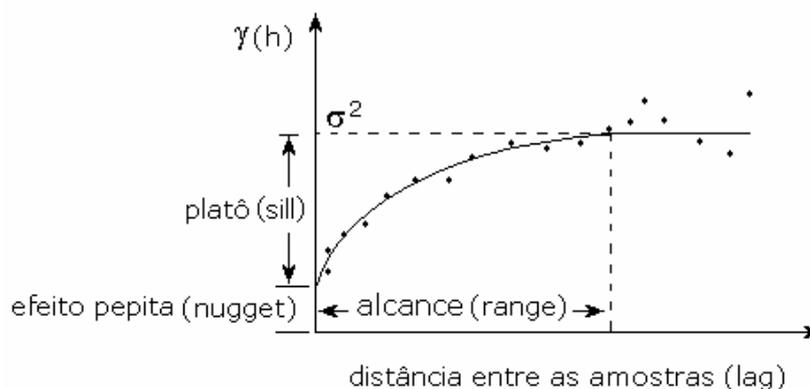


Figura 4.1. Modelo de variograma (linha sólida) e variograma experimental (pontos).

Pelo cálculo do variograma nas diferentes direções torna-se possível capturar a anisotropia da continuidade espacial, ou seja, a diferença de continuidade de uma variável em distintas direções e orientações. Dessa forma, o comportamento espacial de um dado atributo geológico é modelado e traduzido em um modelo matemático que é, então, utilizado para a interpolação.

Isaaks & Srivastava (1989) apresentam as regras básicas para o melhor ajuste do modelo de continuidade espacial ao variograma experimental. Normalmente é utilizado o variograma experimental onidirecional para o ajuste inicial do modelo e, baseando-se nesse modelo, são ajustados os modelos dos variogramas direcionais. Basicamente, quanto melhor o comportamento espacial tiver sido modelado, maior será a confiabilidade do modelo interpolado.

4.2 Continuidade espacial

O estudo da continuidade espacial envolve a medida da autocorrelação entre amostras no espaço separadas por uma distância h (*lag*) em uma certa direção. Essa medida é feita até uma certa distância em que os pontos calculados exibam correlação em relação às amostras vizinhas. Além dessa distância (*range*), os valores das amostras tornam-se praticamente sem relação de dependência espacial com a sua vizinhança. Nesse estudo há, também, uma componente aleatória representada pelo efeito pepita ou variância de pepita (C_0), que se deve ao fato de que dificilmente duas amostras, mesmo que separadas por uma distância zero, exibam o mesmo valor. Da mesma forma, esse caráter aleatório tenta considerar o fato de que se uma análise de um furo de sondagem for repetida várias vezes (ou realizada por diferentes laboratórios), os resultados certamente serão diferentes.

Nesse trabalho, utilizou-se como critério ajustar os modelos até o patamar estabelecido pela variância *a priori* dos dados apesar de que, em alguns casos, o ajuste pudesse ter sido feito acima da linha de variância. Esse critério se justifica na medida em que, como o alcance das variáveis era relativamente grande, apenas a parte inicial dos variogramas teria influência nas medidas de continuidade. Os modelos de continuidade espacial para as variáveis espessura e densidade são apresentados nas Figuras 4.2 e 4.3, respectivamente. A partir da definição do modelo de variograma, foi definida a equação de continuidade espacial para a variável espessura:

$$\gamma(h) = 0,045 + \left[0,057 \cdot \text{Sph}_{(1)} \left[\frac{hN-S}{467 \text{ m}}, \frac{hE-W}{233 \text{ m}} \right] + 0,223 \cdot \text{Sph}_{(2)} \left[\frac{hN-S}{6131 \text{ m}}, \frac{hE-W}{1897 \text{ m}} \right] \right] \quad (4.2)$$

mostrando que a direção de maior continuidade coincide com o eixo principal da bacia sedimentar.

De maneira análoga, definiu-se a equação de continuidade espacial para a variável densidade:

$$\gamma(h) = 0,0015 + \left[0,00329 \cdot \text{Sph}_{(1)} \left[\frac{hN135E}{676 \text{ m}}, \frac{hN45E}{478 \text{ m}} \right] + 0,00294 \cdot \text{Sph}_{(2)} \left[\frac{hN135E}{3190 \text{ m}}, \frac{hN45E}{2440 \text{ m}} \right] \right] \quad (4.3)$$

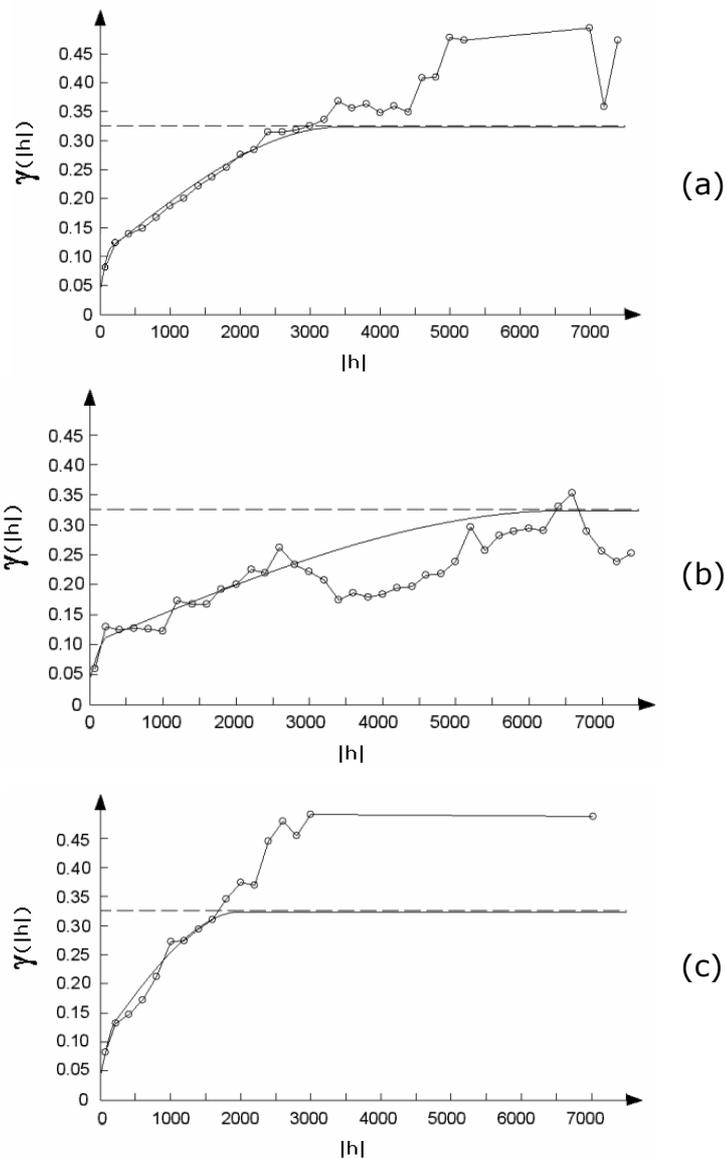


Figura 4.2. Variograma onidirecional de espessura (a), variogramas para a maior (b) e menor (c) direção de anisotropia respectivamente a N-S e E-W.

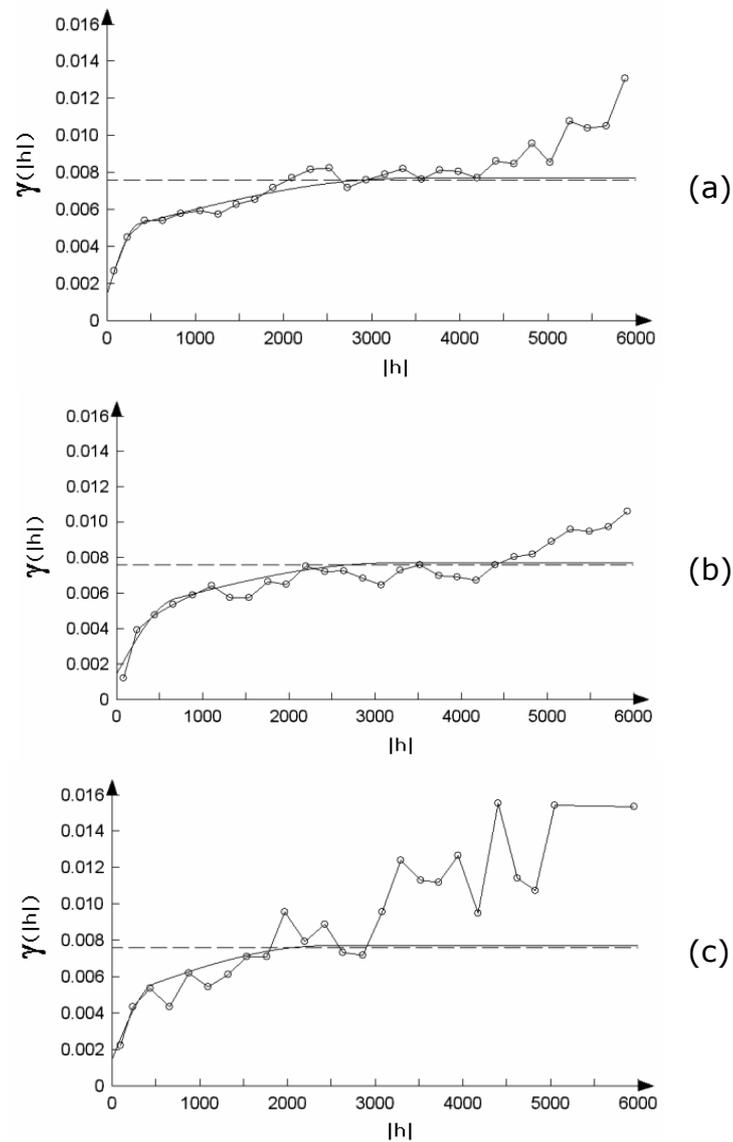


Figura 4.3. Variogramas para densidade. Onidirecional (a), eixo maior a N45W (b) e eixo menor a N45E (c).

4.3 Validação dos modelos

A verificação da validade do modelo de continuidade ajustado aos variogramas direcionais é realizada por meio da re-estimativa dos pontos amostrados, em um procedimento conhecido por validação cruzada (Isaaks & Srivastava, 1989). O valor no ponto amostrado é removido e estimado por meio de krigagem ordinária puntual, considerando os valores amostrais circunvizinhos e o modelo de anisotropia ajustado. O valor estimado é adicionado ao banco de dados original para estimativa do ponto seguinte.

Esse procedimento é repetido em todos os pontos amostrados. Uma vez concluída a estimativa, os valores estimados são comparados com os valores reais. O erro da estimativa é a diferença entre o valor real e o valor estimado. A média dos erros de estimativa deve ser zero ou próxima de zero, caracterizando um estimador não-tendencioso. Outros indicadores da qualidade da interpolação são a correlação entre os valores estimados e os valores reais e a comparação entre a média e a variabilidade dos valores estimados e reais. Os resultados da validação são apresentados na Figura 4.4 e mostram que a estimativa não apresenta tendenciosidade.

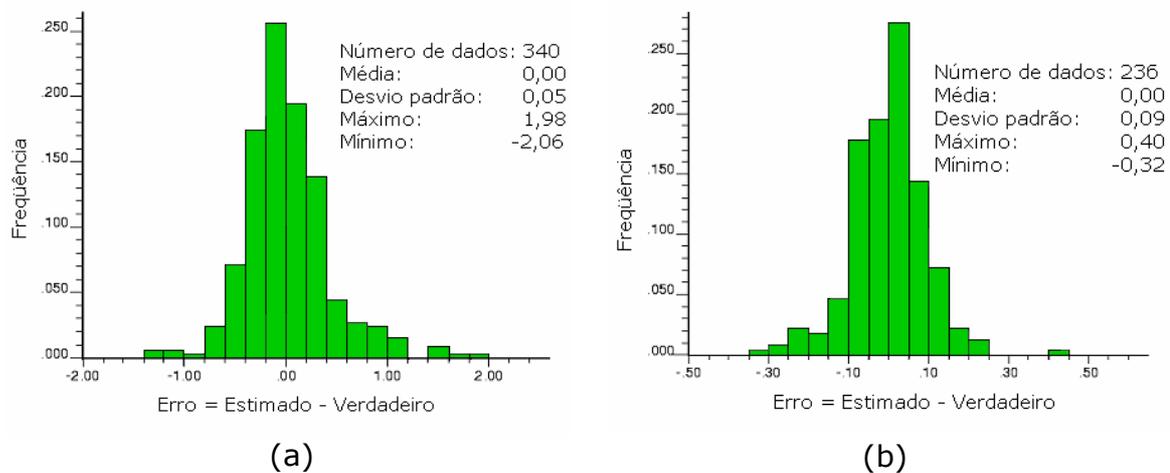


Figura 4.4. Resultados da validação para espessura (a) e para densidade (b), demonstrando a não-tendenciosidade nas estimativas (erro com média zero).

Os parâmetros usados para o modelamento do depósito em blocos mineráveis utilizando krigagem ordinária foram:

(i) mínimo de 4 e máximo de 24 amostras localizadas na vizinhança local de um dado bloco a ser interpolado;

(ii) 64 pontos usados para discretizar o bloco e obter uma estimativa média do mesmo;

(iii) procura por amostras ao redor do bloco dentro dos limites de 6200 m na direção N e 1900 m na direção E definindo um elipsóide de busca;

(iv) os tamanhos dos blocos de 350 x 350 metros, de acordo com o espaçamento médio de amostragem (atenuando, assim, o conhecido efeito

suavizador da krigagem) além de ser similar ao tamanho médio dos painéis de lavra utilizados pela empresa;

(v) busca por amostras na vizinhança local de um bloco dividindo o elipsóide de busca em octantes.

4.4 Estimativa

A geoestatística faz uso da krigagem como ferramenta de estimativa devido ao seu caráter não-tendencioso e por calcular a melhor estimativa por meio da minimização da variância de krigagem. Isaaks & Srivastava (1989) afirmam que a estimativa por krigagem está associada à abreviatura *BLUE* (*best linear unbiased estimation*); *linear*, porque a estimativa é uma combinação linear das amostras vizinhas; *unbiased*, porque a média do erro de estimativa é zero; e *best*, porque minimiza a variância de estimativa dos erros, produzindo uma ótima estimativa. A estimativa de krigagem e a variância de estimativa são calculadas utilizando o modelo de covariância (ou variograma) obtidos no estudo da continuidade espacial.

Os métodos de estimativas podem ser divididos em dois tipos: krigagem linear (como, por exemplo, krigagem ordinária e krigagem simples) e krigagem não-linear (como krigagem lognormal e krigagem de indicadores). O primeiro tipo utiliza os valores amostrais originais, enquanto o segundo utiliza uma transformação matemática dos dados originais. Journel (1983) apresenta o método de estimativa não-linear.

O estimador de krigagem simples é definido como:

$$Z_{ks}^* = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} (Z_i - m) = m(1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks}) + \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} Z_i \quad (4.4)$$

onde m é a média de $Z(x)$. Essa média tem caráter global e não é, portanto, uma estimativa.

Observa-se que o estimador da krigagem simples vale m mais uma combinação linear ponderada dos desvios dos Z_i em relação a m e que a média m recebe o peso:

$$\lambda_m = 1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} . \quad (4.5)$$

Nesse tipo de estimador não há restrições sobre os pesos, pois tomando-se a esperança tem-se:

$$\begin{aligned} E[Z_{ks}^*] &= m + \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} E[Z_i - m] \\ &= m + \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} \{E[Z_i] - m\} = m. \end{aligned} \quad (4.6)$$

O sistema de krigagem para estimar um ponto qualquer x_0 é:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j^{ks} C(x_i - x_j) = C(x_i - x_0) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.7)$$

onde $C(x_i - x_j)$ é a covariância entre os valores vizinhos ao ponto a ser estimado, $C(x_i - x_0)$ é a covariância entre as amostras vizinhas e o ponto a ser estimado e a variância de estimativa da krigagem simples é:

$$\sigma_{ks}^2 = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ks} C(x_i - x_0) \quad (4.8)$$

onde $C(0)$ representa o valor de covariância para uma distância de separação $|h|=0$.

A krigagem simples nem sempre é aplicável, já que a média m pode não ser localmente representativa. Por não requerer nem o conhecimento prévio da média e nem sua estacionaridade ao longo de toda a área de estimativa, a krigagem ordinária é largamente utilizada. Sua aplicabilidade está em considerar a variação local da média, limitando o domínio de estacionaridade da mesma à vizinhança local, centrada no ponto que está sendo estimado. Na prática, o estimador de krigagem ordinária é obtido diretamente do sistema:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j^{ko} C(x_i - x_j) - \mu = C(x_i - x_0) \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i^{ko} = 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.9)$$

onde μ é uma nova equação, chamada de Lagrangeano e definida por $2\mu[\sum_{i=1}^n (\lambda_i^{ko} - 1)] = 0$, adicionada para permitir a solução do sistema. Os n pesos λ_i^{ko} são determinados de forma que a variância do erro seja minimizada, e a média local desconhecida filtrada do estimador linear fazendo com que o somatório dos pesos de krigagem seja igual a 1. Normalmente, o sistema de

equações da krigagem ordinária é expresso em notação matricial (Equação 4.10). A solução para esse sistema de matrizes é feita pela inversão da matriz de covariância, do lado esquerdo da equação:

$$\begin{aligned}
 C \times \lambda &= D \\
 \begin{pmatrix} C_{11} & \dots & C_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} C_{10} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{pmatrix} \\
 C^{-1} \times C \times \lambda &= D \times C^{-1} \\
 I \times \lambda &= D \times C^{-1} \\
 \lambda &= D \times C^{-1} .
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

Para cada ponto a ser estimado deve ser realizada a solução da matriz de krigagem, que calcula o peso para cada amostra que irá participar da estimativa do ponto. Os pesos são baseados no modelo de variograma (ou covariância), e terão valores decrescentes, conforme a distância e a anisotropia da amostragem. Para a montagem da matriz, é utilizada uma elipse de busca, onde apenas os pontos amostrais que estiverem dentro dessa elipse farão parte da estimativa do ponto com valor desconhecido. A forma e o tamanho da elipse são baseados na elipse de anisotropia do modelo de variograma.

Assim, o estimador de krigagem ordinária é dito não-tendencioso, desde que a média dos erros seja igual a zero:

$$E\{Z_{k_0}^* - Z_i\} = \sum_{i=1}^n \lambda_i^{k_0} m - m = m - m = 0. \tag{4.11}$$

O estimador de krigagem ordinária $Z_{k_0}^*$ é então escrito como uma combinação linear apenas de n variáveis randômicas, com a variância de krigagem ordinária dada por:

$$\sigma_{k_0}^2 = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i^{k_0} C(x_i - x_0) + \mu. \tag{4.12}$$

Como o planejamento e as operações de lavra são geralmente realizados considerando-se volumes de minérios, que podem ser blocos de lavra ou a capacidade de carga de um caminhão, na prática, é necessário realizar a estimativa nesse suporte. Por ser um estimador que faz uso de uma combinação

linear, a krigagem permite que se possa estabelecer uma média linear das estimativas em uma certa área ou bloco.

Nesse capítulo, é utilizado o método linear de krigagem ordinária por blocos, que considera que a estimativa de um bloco (ou volume) é representada pela média dos pontos estimados dentro desse bloco e essa média está posicionada no centro do bloco, isto é, os sistemas de cada ponto individual são substituídos por um sistema de krigagem por blocos que é a média dos sistemas de cada ponto (David, 1988; Isaaks & Srivastava, 1989; Deutsch & Journel, 1998).

4.4.1 Modelos de blocos

As categorias de **carvão *in situ*** (medida, indicada e inferida) são definidas baseando-se na distribuição espacial das amostras e na incerteza associada com tonelagens calculadas para um dado depósito ou parte dele. O que não é sugerido pelo sistema de classificação é como a incerteza deve ser medida. A classificação do carvão em uma categoria de **carvão *in situ*** ou como **recurso de carvão** requer a definição da incerteza associada com a estimativa.

A incerteza pode ser medida de várias maneiras e, nesse capítulo, a variância de krigagem (Matheron, 1963) foi selecionada para definir a dispersão do erro e conseqüentemente acessar o risco na definição das tonelagens. A incerteza nas tonelagens foi também abordada através de um enfoque estatístico clássico, baseado no uso do erro padrão da média para definir intervalos de confiança para a média calculada, assumindo uma distribuição normal do erro.

Os aspectos práticos da krigagem na estimativa de reservas globais totais, bem como a utilização da variância de krigagem como medida de acuracidade dessa estimativa são apresentados em Armstrong (1998).

Os mapas krigados para espessura de carvão, densidade e acumulação de carvão (ou rendimento) são apresentados nas Figuras 4.5, 4.6 e 4.7, respectivamente. Estes mapas foram definidos para as três categorias de carvão *in situ*. As tonelagens e o erro da estimativa para cada bloco foram computados individualmente.

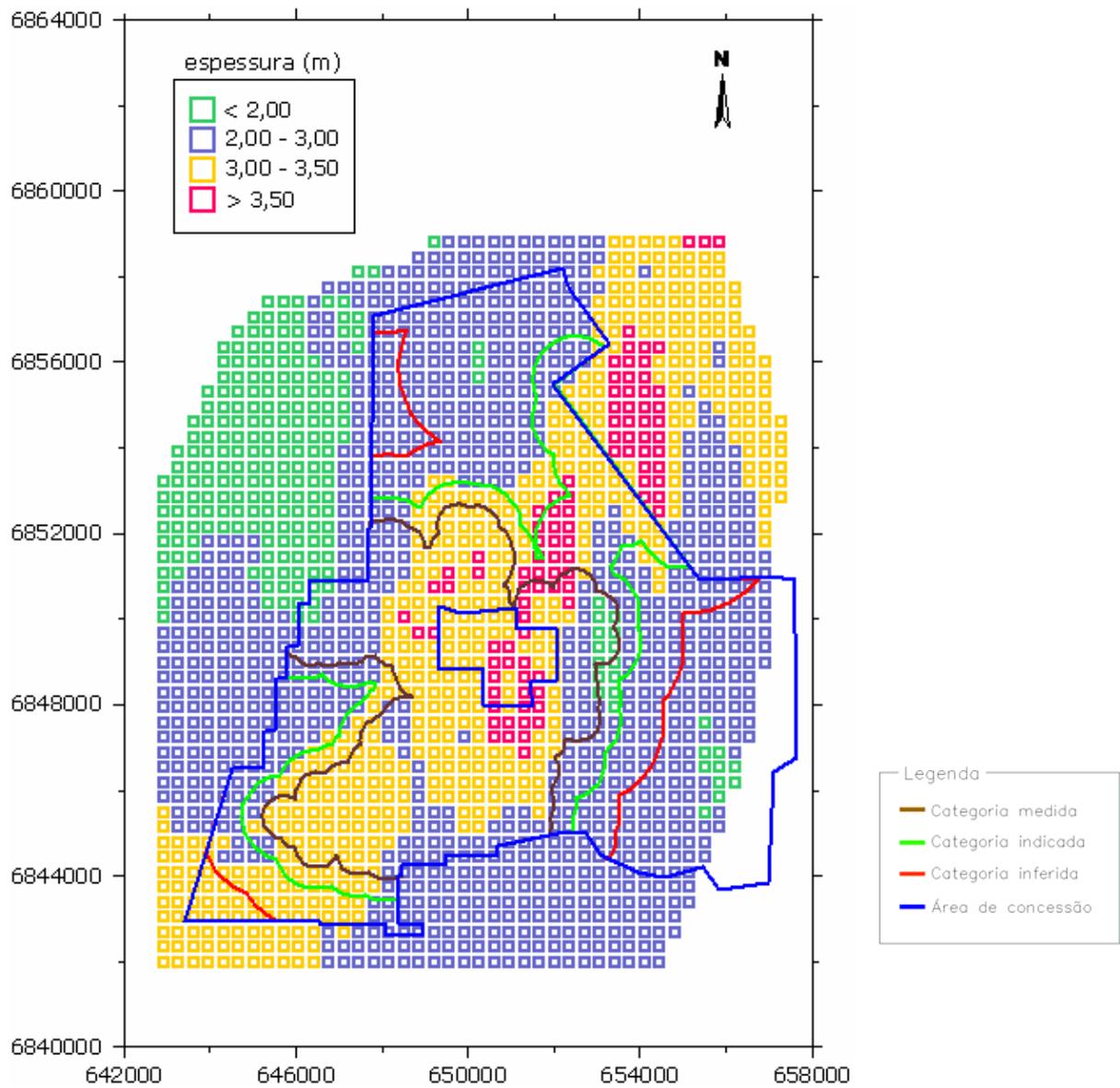


Figura 4.5. Mapa para espessura de carvão (m). Blocos de 350 x 350m.

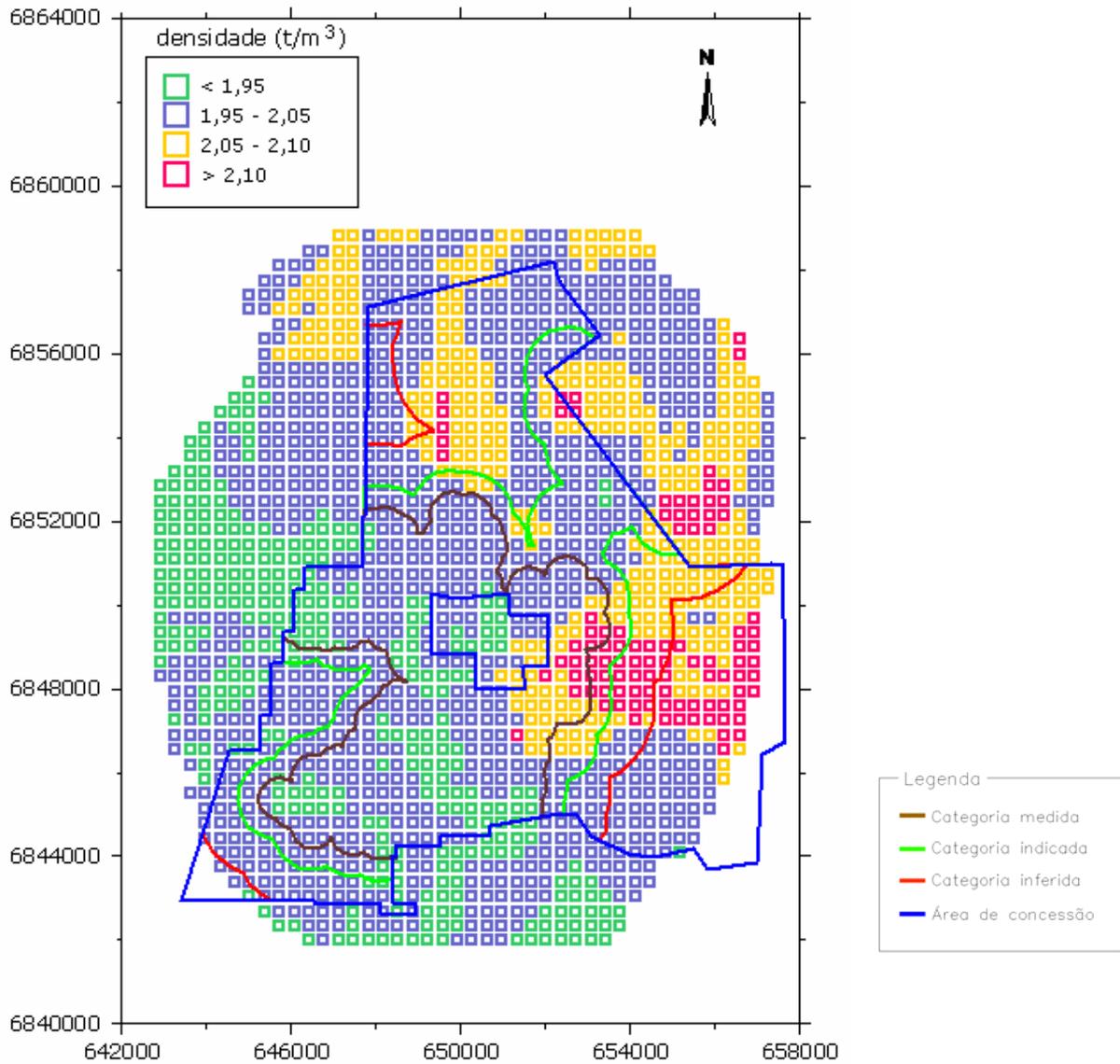


Figura 4.6. Mapa para densidade (t/m^3). Blocos de 350 x 350m.

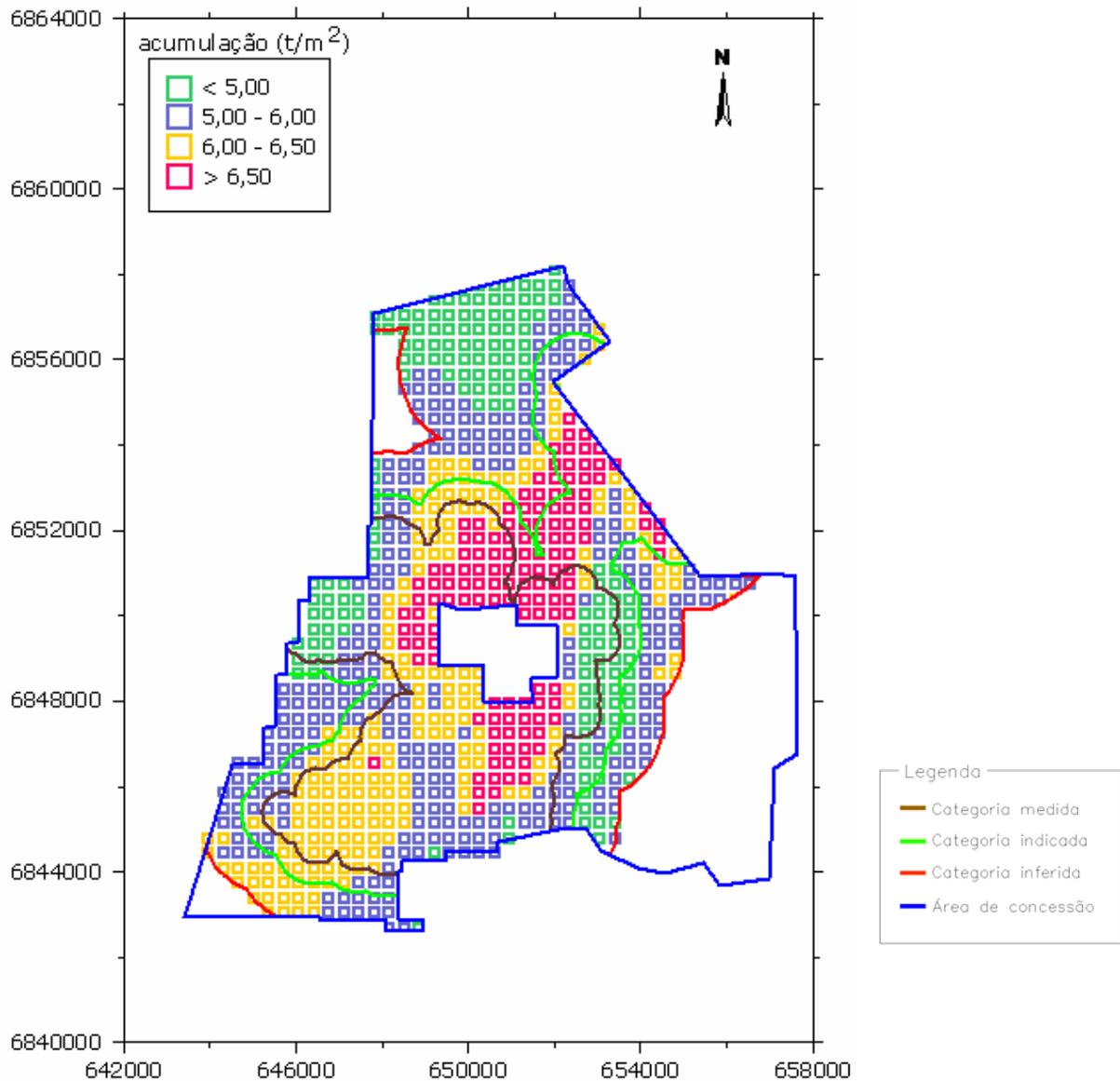


Figura 4.7. Mapa de acumulação de carvão (t/m²) para o modelo de carvão *in situ*. Blocos de 350 x 350 m.

4.4.2 Definição dos intervalos de confiança para a média global a partir dos histogramas dos dados desagrupados

Do histograma dos dados desagrupados da variável espessura (Figura 3.13), é obtido:

$$n = 340$$

$$\sigma_e^2 = 0,77$$

$$\bar{e} = 2,76$$

$$\bar{\sigma}_e = 0,0477$$

$$\sigma_e = 0,88$$

onde n é o número de dados, \bar{e} é a média para espessura, σ_e é o desvio padrão da espessura, σ_e^2 é a variância da espessura e $\bar{\sigma}_e$ é o erro padrão da média.

O intervalo t de confiança pode ser aproximado usando (David, 1977):

$$\bar{e}(n) \pm t_{n-1, 1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_e^2}{n}} \quad (4.13)$$

onde $\bar{e}(n)$ é a média estimada para n dados, $t_{n-1, 1-\alpha/2}$ é o $1-\alpha/2$ ponto crítico superior para a distribuição t com $n-1$ graus de liberdade, σ_e^2 é a variância da espessura. Esta expressão mede a precisão da média da espessura. Para um intervalo de confiança escolhido de 95% para a média da espessura, usando a Equação 4.13, chega-se a:

$\text{Prob} \{2,67 \leq \bar{e} \leq 2,86\} = 95\%$, ou seja, um erro esperado para a média de $\pm 3,6\%$.

Da maneira análoga, foi calculado o intervalo de confiança t , para a variável densidade:

$$\bar{\rho}(n) \pm t_{n-1, 1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_\rho^2}{n}} \quad (4.14)$$

onde $\bar{\rho}(n)$ é a média estimada para os n dados, $t_{n-1, 1-\alpha/2}$ é o $1-\alpha/2$ ponto crítico superior para a distribuição t com $n-1$ graus de liberdade, σ_ρ^2 é a variância da densidade. Esta expressão mede a precisão da média da densidade.

Do histograma dos dados desagrupados da variável densidade (Figura 3.15) é obtido:

$$\begin{aligned} n &= 239 & \sigma_\rho^2 &= 0,0121 \\ \bar{\rho} &= 2,02 & \bar{\sigma}_\rho &= 0,0071 \\ \sigma_\rho &= 0,11 & & \end{aligned}$$

onde $\bar{\sigma}_\rho$ é o erro padrão da média.

Para um intervalo de confiança de 95% para a média da densidade e usando Equação 4.14:

$\text{Prob} \{2,01 \leq \bar{\rho} \leq 2,03\} = 95\%$, ou seja, um erro esperado da média de $\pm 0,7\%$.

Para a acumulação de carvão (t/m^2), expressa como um produto da espessura pela densidade, a variância pode ser avaliada e expressa usando (David, 1977):

$$\frac{\sigma^2(xy)}{(xy)^2} = \frac{\sigma^2(x)}{x^2} + \frac{\sigma^2(y)}{y^2} + 2\rho_{xy} \frac{\sigma(x)}{x} \frac{\sigma(y)}{y} \quad (4.15)$$

onde $\sigma^2(xy)$ é a variância do produto, ρ_{xy} é o coeficiente de correlação, $\sigma(x), \sigma(y)$ são os desvios padrões das duas variáveis respectivamente. O terceiro termo na Equação 4.15 é nulo, já que a correlação entre densidade e espessura é insignificante. Substituindo os termos na Equação 4.15 resulta o seguinte:

$$\sigma_{m(e,\rho)}^2 = 3,2335 \text{ ou } \sigma_{m(e,\rho)} = 1,7986$$

Para efeito de cálculo, optou-se por adotar uma postura mais conservadora e considerar um valor de n igual ao utilizado para a densidade, sabendo-se que levaria a um erro maior. Assumindo como média de acumulação de carvão o produto das médias de densidade e espessura, igual a $5,45 t/m^2$ e aplicando um intervalo de confiança para essa média (Equação 4.16), teremos:

$$\overline{t/m^2}(n) \pm t_{n-1, 1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_{m(e,\rho)}^2}{n}} \quad (4.16)$$

$\text{Prob} \{5,22 \leq \overline{t/m^2} \leq 5,69\} = 95\%$, ou seja, um erro esperado da média de $\pm 4,3\%$.

4.4.3 Definição do erro da estimativa bloco a bloco

Isaaks & Srivastava (1989) ressaltam o fato de que enquanto as distribuições globais do erro são freqüentemente simétricas, as distribuições locais não o são. No entanto, há certas aplicações para as quais a hipótese de normalidade para níveis locais é aceitável. Para propriedades geométricas, tais como espessura de carvão ou profundidade de um corpo tabular ou camada estratigráfica índice, a simetria e o baixo coeficiente de variação dos dados originais permite assumir a normalidade da distribuição do erro para níveis locais.

Conforme salientado anteriormente, considerou-se que a estimativa de um bloco era representada pela média dos pontos estimados dentro desse bloco estando essa média posicionada no centro do bloco. Dessa forma, o mesmo procedimento adotado em 4.2.2 foi seguido agora, numa base bloco a bloco, para determinação do erro da estimativa, para um intervalo de confiança de 95%, onde o valor de n adotado era igual ao número de amostras utilizadas para estimar cada bloco e a variância de krigagem foi utilizada para o cálculo do erro padrão da média do bloco. A Figura 4.8 apresenta um mapa da distribuição desse erro na área, onde os intervalos de classe representam os níveis de incerteza das estimativas adotados pelo código JORC (AusIMM, 1999; Apêndice A).

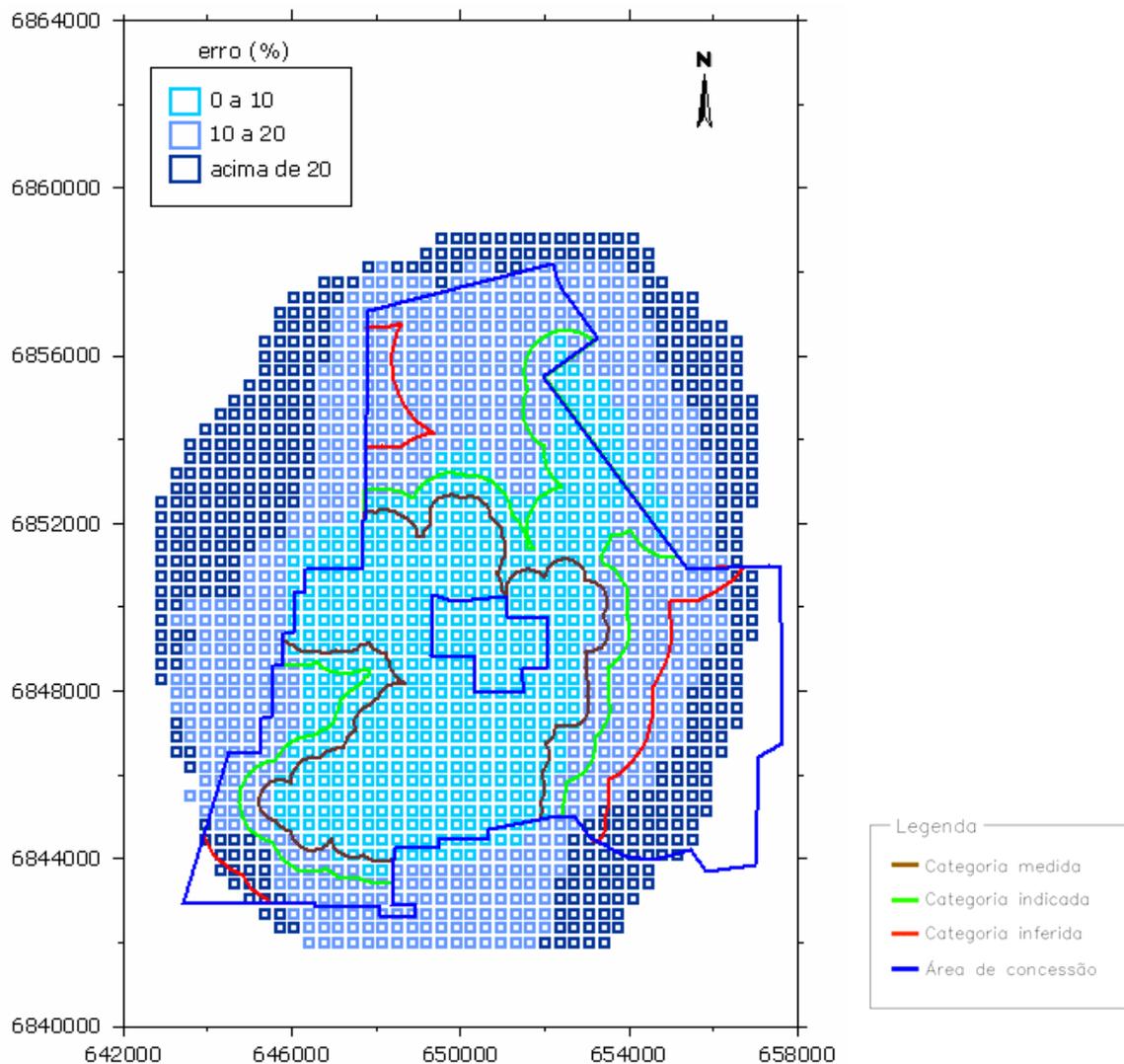


Figura 4.8. Mapa dos níveis de incerteza das estimativas. Blocos de 350 x 350 m.

Os erros globais por categoria de carvão *in situ* foram obtidos pela ponderação dos erros dos blocos pelo valor das acumulações de carvão, de acordo com a teoria dos erros apresentada por Caputo (1969), conforme apresentado na Equação 4.17.

$$\varepsilon_G = \frac{\sum_{i=1}^n \text{acum}_i \times \varepsilon(b)_i}{\sum_{i=1}^n \text{acum}_i} \quad (4.17)$$

onde ε_G é o erro global ponderado para a categoria, acum_i é o valor de acumulação de carvão para o bloco i , $\varepsilon(b)_i$ é o erro do bloco i e n é o número de blocos dentro de cada um dos limites que definem as diferentes categorias.

Diversas ressalvas à utilização da variância de krigagem são encontradas na literatura, principalmente pelo fato de ser calculada independentemente dos valores das amostras utilizadas, dependendo tão somente da função variograma encontrada para o depósito.

Yamamoto (1991) diz que a variância de krigagem não pode ser utilizada como parâmetro para classificação de reservas, pois não consegue reconhecer blocos de grande dispersão (aqueles determinados por amostras cujos valores apresentam grande variação em relação à média dos mesmos), daqueles de pequena dispersão (com pequena variação nos valores das amostras vizinhas), uma vez que depende apenas da configuração espacial dos dados. Nesse sentido, propõe o uso da variância de interpolação que seria diretamente influenciada pelos valores das amostras utilizadas. Da mesma forma, Arik (1999) destaca o caráter limitado da variância de krigagem como indicador da incerteza e propõe o que chamou de "*combined variance*", uma combinação da variância de krigagem com a variância de um dado bloco em relação aos valores dos dados utilizados para estimá-lo.

Mesmo adotando um método alternativo para o cálculo da variância de krigagem, permanece a pergunta sobre até que ponto esse método é válido, já que uma série de hipóteses são assumidas para seu emprego (por exemplo, a distribuição normal do erro ou o impacto do tamanho de bloco na amplitude da variância). A própria utilização de krigagem ordinária é questionável, já que é um método que por construção busca minimizar a variância do erro, o que é um contrasenso, já que este é justamente o parâmetro que se quer investigar em toda a magnitude.

Nesse sentido, qualquer padronização dos sistema de classificação de recursos que venha a ser criada e que estabeleça uma metodologia para quantificação do erro das estimativas, deve garantir que toda a incerteza tenha sido mapeada. Uma proposta com esse objetivo é justamente o que o capítulo seguinte dessa dissertação se propõe a abordar. De qualquer forma, prosseguiu-se com a cubagem e cálculo dos erros associados para cada categoria de carvão *in situ*, recursos e reservas de maneira a comparar os resultados finais.

4.4.4 Quantidade de carvão nas categorias de carvão *in situ*, recursos e reservas

Três categorias de **carvão *in situ*** são apresentadas na Figura 4.7 e as tonelagens calculadas para cada categoria são:

(i) **carvão *in situ* medido** – conforme o sistema JORC, tonelagens para esta categoria devem ser definidas com um erro máximo de 10% e a geometria das amostras (pontos de observação) deve respeitar o espaçamento definido no Apêndice A. As toneladas calculadas são 239.283.363,18 t com uma incerteza nessa estimativa de $\pm 4,74\%$, que está abaixo do máximo permitido para ser aceita como medida;

(ii) **carvão *in situ* indicado** – conforme o sistema JORC, tonelagens para esta categoria devem ser definidas com um erro máximo de 20% e a geometria das amostras (pontos de observação) deve respeitar o espaçamento definido no Apêndice A. As toneladas calculadas são 124.598.689,60 com uma incerteza nessa estimativa de $\pm 9,39\%$. A incerteza nestas toneladas é baixa (de fato, considerando apenas a incerteza nas tonelagens, esta fração poderia ser classificada como carvão *in situ* medido), entretanto o espaçamento da amostragem nesta área está de acordo com o que é recomendado para carvão *in situ* indicado;

(iii) **carvão *in situ* inferido** – conforme o sistema JORC, tonelagens para esta categoria devem ser definidas quando o erro for superior a 20%, sendo que a geometria das amostras (pontos de observação) deve respeitar o espaçamento definido no Apêndice A. As toneladas calculadas são 189.597.613,30 t, com uma incerteza nessa estimativa de $\pm 13,79\%$. Da mesma forma que o mencionado anteriormente, considerando apenas a incerteza nas tonelagens, esta fração

poderia ser classificada como carvão *in situ* indicado, entretanto o espaçamento da amostragem nesta área atua como critério determinante para a classificação.

Para a quantificação das categorias de recursos, foram considerados cada um dos fatores que levaram à definição dos limites apresentados na Figura 3.10. Na Figura 4.9 é apresentado o modelo de blocos para as categorias de recursos e na Tabela 4.1 são computadas as toneladas que vão compor as categorias de recursos de carvão.

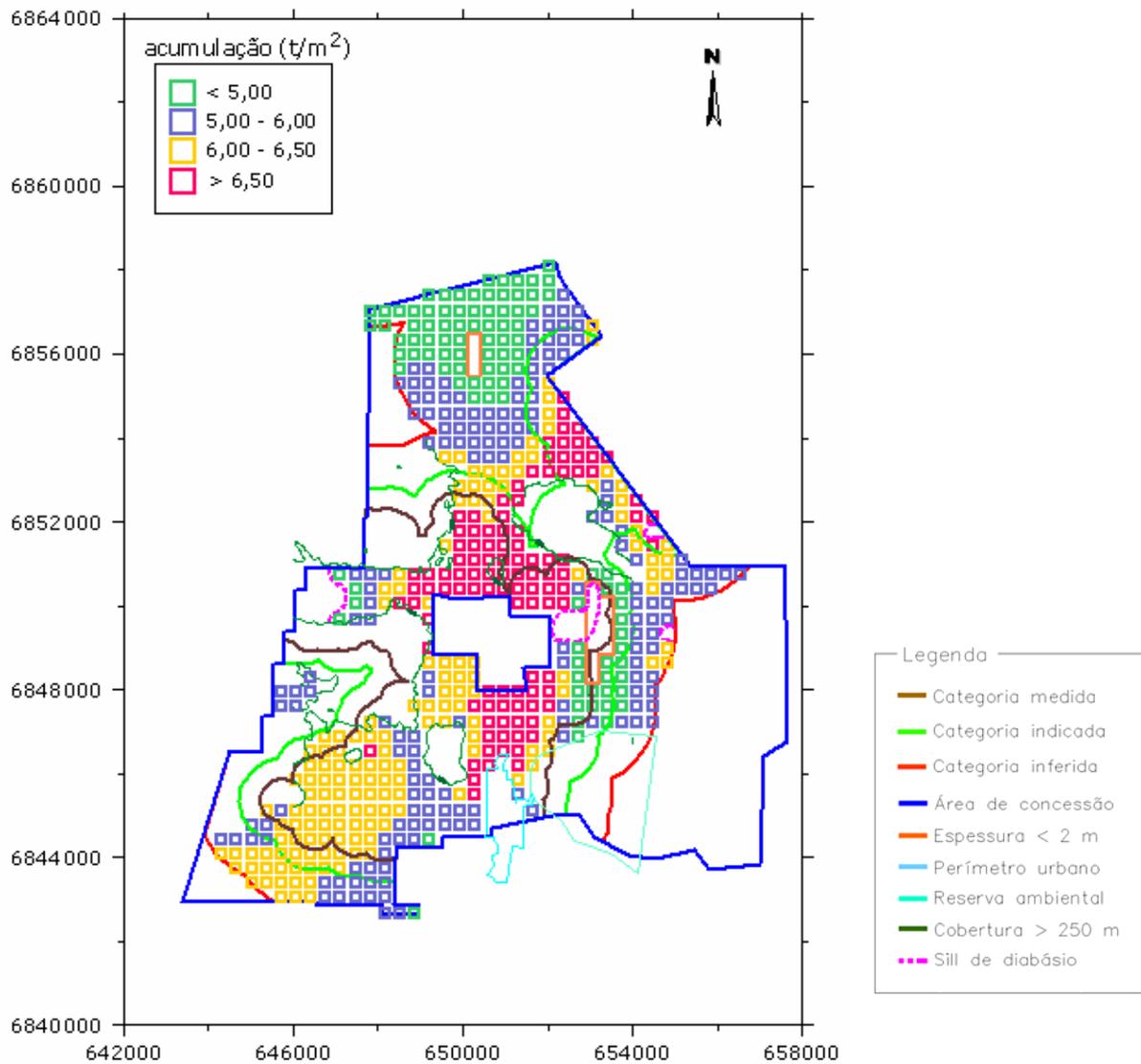


Figura 4.9. Mapa de acumulação de carvão (t/m^2) para o modelo de recursos de carvão. Blocos de 350 x 350 m.

Tabela 4.1. Recursos de carvão por categoria.

<i>Categoria</i>	<i>Tonelagem</i>	<i>Erro (%)</i>
Medido	168.570.594,90	± 4,49
Indicado	70.996.204,00	± 9,84
Inferido	137.856.333,81	± 14,20

Em termos de avaliação de reservas, uma certa quantidade de recursos deve ser deduzida devido a: perdas de lavra, diluição e pilares de segurança. Baseado em projetos similares da Carbonífera Metropolitana, até 20% é perdido devido a problemas geológicos de pequena escala (não incluídos nas previsões globais) e 50% em pilares de segurança (método de lavra de câmaras e pilares sem recuperação de pilares). Esta fração é subtraída dos recursos medidos e indicados resultando em:

- (i) reservas recuperáveis provadas: **67.428.237,96 t**;
- (ii) reservas recuperáveis prováveis: **28.398.481,60 t**.

Capítulo 5

Estimativa de incerteza por simulação geoestatística

Na indústria mineira, modelos de blocos têm sido amplamente empregados como ferramentas para estimar recursos minerais de depósitos, fornecendo subsídios para as etapas posteriores de planejamento e extração ao longo da vida da mina. O que tem sido constatado com uma frequência cada vez maior é que esses modelos de blocos, estimados a partir de furos de sondagem de exploração ou de desenvolvimento, quando comparados com a produção da mina, apresentam significantes discrepâncias.

É geralmente aceito que as principais razões para a pobre reconciliação por vezes observada está relacionada, na maioria das vezes, com a incerteza na interpretação geológica e na estimativa de parâmetros. Muitos fatores podem afetar o grau de incerteza no processo de estimativa (como, por exemplo, o efeito da mudança de suporte, a insuficiência de amostras, a má amostragem ou técnica de preparação, erros de interpolação na geração do modelo de blocos, efeito de suavização dos interpoladores, etc), assim, independentemente das razões, é importante reconhecer que não existem modelos de blocos perfeitos, no sentido em que sempre existirá um erro associado (incerteza). Esse problema torna-se ainda mais relevante na medida que as mais modernas regulamentações de classificação de recursos e reservas exigem a definição dessa incerteza associada às estimativas.

Nesse sentido, este capítulo se propõe a apresentar uma metodologia que permita quantificar e classificar recursos e reservas minerais, evitando os efeitos

indesejáveis das técnicas de krigagem apresentados no capítulo anterior e que, fatalmente, podem implicar em subestimação e erro potencial. São revisados brevemente alguns conceitos básicos de simulação geoestatística e os principais aspectos dos algoritmos de simulação utilizados. Uma exposição minuciosa sobre a utilização de simulação estocástica para modelamento de incerteza está disponível em livros-texto tais como Goovaerts (1997a), Deutsch & Journel (1998) e Chilès & Delfiner (1999).

5.1 Conceitos básicos

A proposta básica dos algoritmos de simulação geoestatística é permitir o modelamento da incerteza pela geração de múltiplas realizações de valores de atributos distribuídos no espaço, num processo conhecido como simulação estocástica (Johnson, 1987). Essas realizações alternativas vão alimentar funções de transferência com diferentes graus de complexidade, permitindo obter-se uma distribuição de possíveis respostas, sendo que a amplitude de variação dessa distribuição caracteriza o que convencionou-se chamar de espaço de incerteza (Goovaerts, 1998b).

Entre as características esperadas dos modelos simulados, particularmente para aplicações na área de mineração e que permitam sua utilização para avaliar a incerteza na estimativa, espera-se que esses modelos honrem os valores nos pontos amostrados e reproduzam as mesmas características de dispersão dos dados originais, isto é, o histograma e o variograma, sendo dessa forma ditos simulados condicionalmente.

No entanto, nenhum algoritmo de simulação é flexível o suficiente para permitir a reprodução de toda a variedade de feições e padrões estatísticos encontrados na prática. Além disso, os próprios modelos estatísticos apresentam uma incerteza associada, já que são inferidos de amostras limitadas em tamanho e número. Essas discrepâncias entre as realizações e o modelo estatístico adotado são referidas como flutuações ergódicas. A Figura 5.1 mostra as flutuações dos variogramas e histogramas de 12 realizações em relação ao modelo de referência (Deutsch & Journel, 1998).

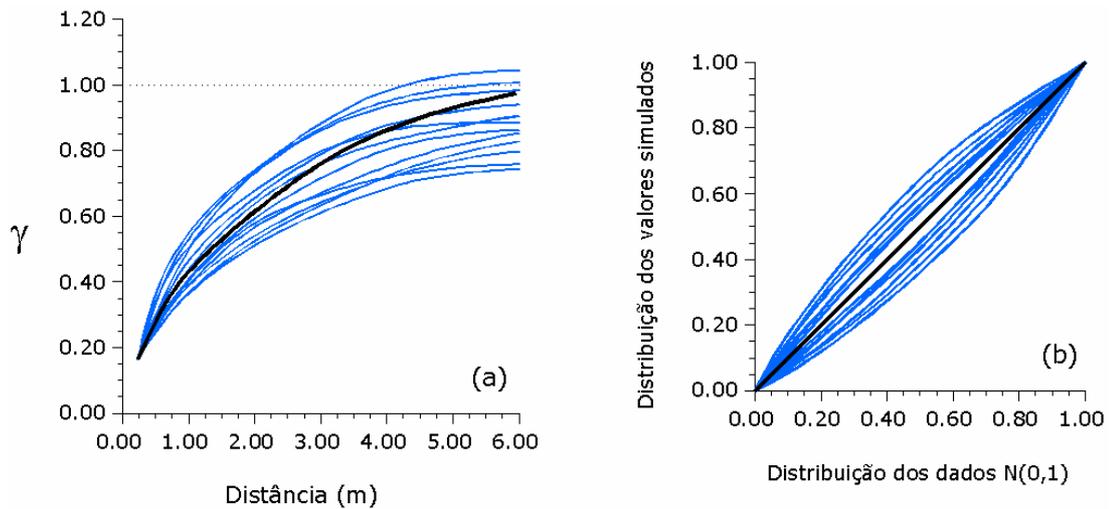


Figura 5.1. Flutuações ergódicas nos variogramas (a) e histogramas (b) resultantes de 12 realizações obtidas por simulação seqüencial (linhas azuis) em torno do modelo (linhas pretas).

5.1.1 Estimativa versus simulação

Assumindo que $\{z^*(u), u \in A\}$ seja o conjunto de estimativas de krigagem do atributo z ao longo da área de estudo A , cada estimativa $z^*(u)$ tomada separadamente, isto é, independentemente das estimativas vizinhas $z^*(u')$, é "ótima" já que a variância local do erro $\text{Var}\{Z^*(u) - Z(u)\}$ é mínima. No entanto, o mapa dessas "ótimas" estimativas locais pode não ser "ótimo" quando analisado globalmente. Tipicamente, o que pode-se observar devido aos efeitos de suavização é que os valores baixos são superestimados, enquanto que os valores altos são subestimados. Outro inconveniente é que a suavização não é uniforme, mostrando-se mínima próxima aos dados e aumentando com o afastamento. (Goovaerts, 1997a).

Na Figura 5.2 é apresentada a reprodução do histograma e do variograma para um modelo estimado e um simulado. Em ambos os casos os valores dos dados são honrados, no entanto, a variância dos valores estimados por krigagem é muito menor do que a variância dos dados ($\sigma^2 = 0,83$) e o variograma tem um efeito pepita relativo muito menor do que o modelo, representado pela linha sólida, o que reflete a subestimação da variabilidade para pequenas distâncias.

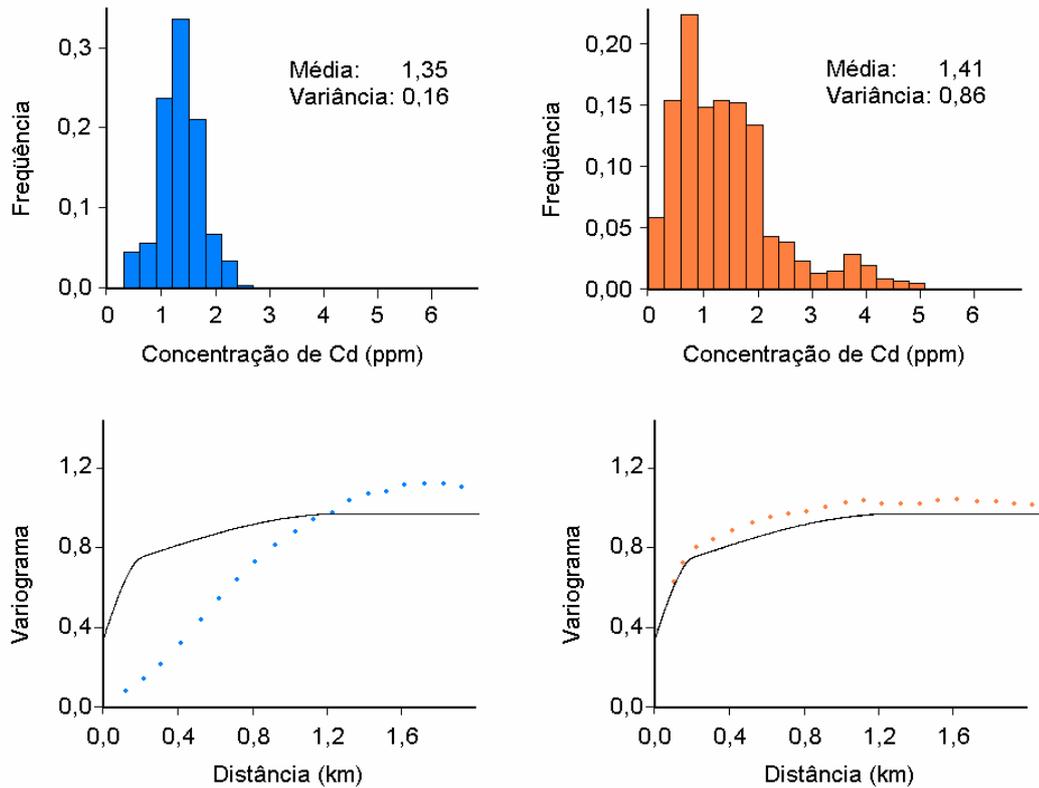


Figura 5.2. Efeito da suavização na reprodução dos modelos de histograma e variograma por estimativa por krigagem ordinária (azul) e por simulação (laranja).

Pela análise da Figura 5.2 percebe-se que a reprodução do histograma dos dados e do modelo de variograma por simulação é muito melhor, o que implica em que os modelos obtidos por simulação tendem a ser mais “realísticos” do que um mapa estimado afetado por suavização.

5.1.2 Espaço de incerteza

Como salientado anteriormente, a distribuição (histograma) dos valores resposta correspondentes ao conjunto de realizações, fornece uma medida da incerteza resultante do nosso conhecimento imperfeito sobre a distribuição no espaço do parâmetro ou variável de trabalho. Essa distribuição é o espaço de incerteza e pode ser utilizada para análises de risco e tomada de decisão.

A extensão ou o tamanho do espaço de incerteza depende de vários fatores tais como (Deutsch & Journel, 1998; Goovaerts, 1997):

(i) a quantidade (número de dados condicionantes) e qualidade das informações de entrada disponíveis: quanto mais dados são usados para condicionar as realizações, mais similares ao modelo adotado tornam-se as estatísticas das realizações. A definição dos critérios de busca define quais os dados (iniciais e simulados) que devem ser considerados dentro da vizinhança de cada ponto a ser simulado;

(ii) da função de transferência utilizada;

(iii) do algoritmo específico utilizado para gerar as realizações: conforme o algoritmo usado, varia a amplitude das flutuações ergódicas. Srivastava (1994) enfatiza o fato de que resultados específicos gerados por um algoritmo não podem ser gerados por outro; conseqüentemente, a escolha do algoritmo de simulação torna-se um passo chave na caracterização do parâmetro em estudo. Da mesma forma, Goovaerts (1998b) comenta as limitações do algoritmo de simulação seqüencial gaussiana (SSG) para aplicações onde é um fator crítico reproduzir a conectividade entre baixos ou altos valores;

(iv) do número de realizações: Bonato et al. (2000) recomenda começar com um número pequeno de realizações e incrementar esse número até que os momentos estatísticos possam ser caracterizados como ergódicos. Analogamente, Deutsch & Journel (1998) estabelecem que esse número deve ser tal que permita mapear a incerteza do parâmetro em estudo. Rossi (1994) investigou o número de realizações na reprodução do histograma e do variograma e ressalta o fato dessa reprodutibilidade aumentar com o incremento do número de realizações, sendo que os algoritmos de simulação seqüencial gaussiana permitiriam atingir um patamar de estabilização mais rapidamente do que os algoritmos baseados em simulação de indicadores;

(v) dos parâmetros do variograma e das dimensões da malha (*grid*) da simulação: as flutuações ergódicas dos variogramas das realizações são importantes quando o alcance (*range*) do modelo variográfico for grande em relação ao tamanho da área simulada, particularmente se o efeito pepita (*nugget effect*) for pequeno.

Nesse capítulo é analisada a influência do espaço de incerteza obtido por dois dos algoritmos mais comumente utilizados (a simulação seqüencial gaussiana e a simulação seqüencial de indicadores) na classificação de recursos e reservas minerais.

5.2 Estudo de caso

O tamanho de blocos escolhido, visando uma boa discretização da área, foi de 35 x 35 metros. Apesar da teoria recomendar a simulação no mesmo suporte das amostras, limitações relacionadas à capacidade de *hardware* e *software* impediram a utilização de um tamanho menor, em função das grandes dimensões da área de estudo. No entanto, esse tamanho de bloco mostrou-se válido na medida em que a continuidade geológica apresentada pelas variáveis permitia estender o valor da amostra, sem uma sensível perda de variabilidade. Além disso, optou-se pela utilização de um tamanho cujas dimensões fossem múltiplas do tamanho de bloco utilizado na técnica de krigagem, facilitando as etapas subseqüentes de pós-simulação e a comparação entre os resultados obtidos. Nas Figuras 5.3 e 5.4 são apresentados os mapas de localização das amostras.

Conforme já havia sido discutido no Capítulo 3, como os padrões de amostragem das campanhas não eram regulares, as informações foram desagrupadas para atenuar possíveis tendências oriundas do plano de amostragem inicial. A estatística básica desagrupada das variáveis espessura e densidade é apresentada na Figura 5.5.

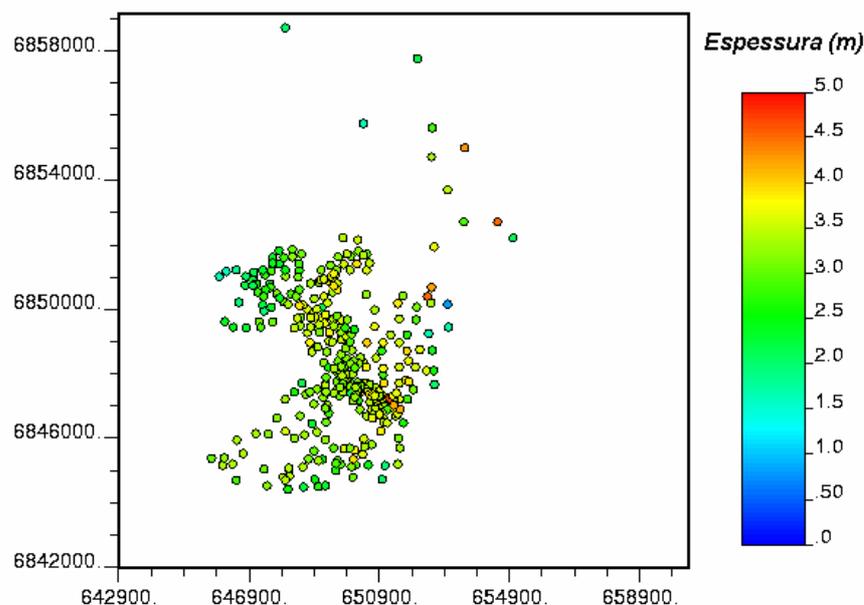


Figura 5.3. Mapa de localização das amostras disponíveis de espessura.

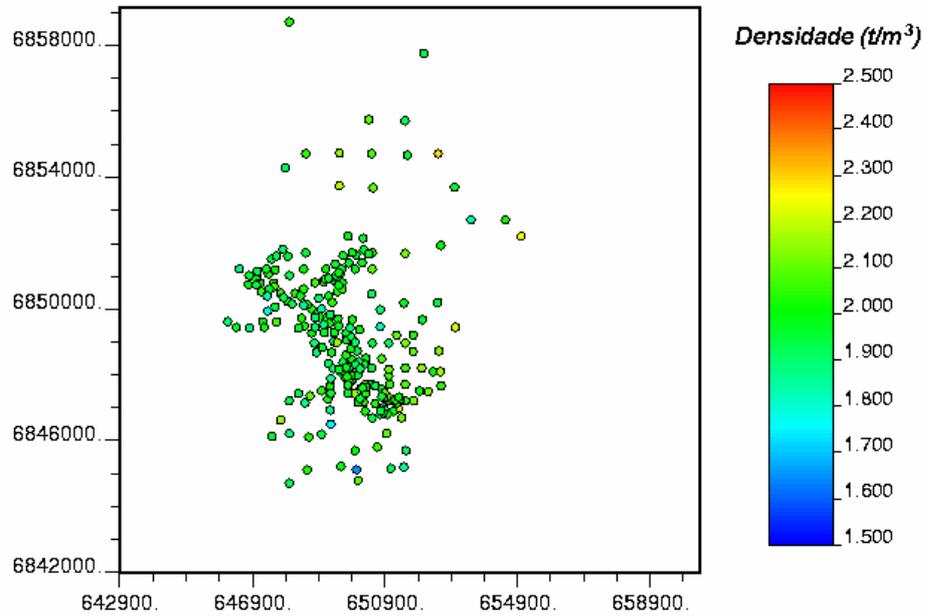


Figura 5.4. Mapa de localização das amostras disponíveis de densidade.

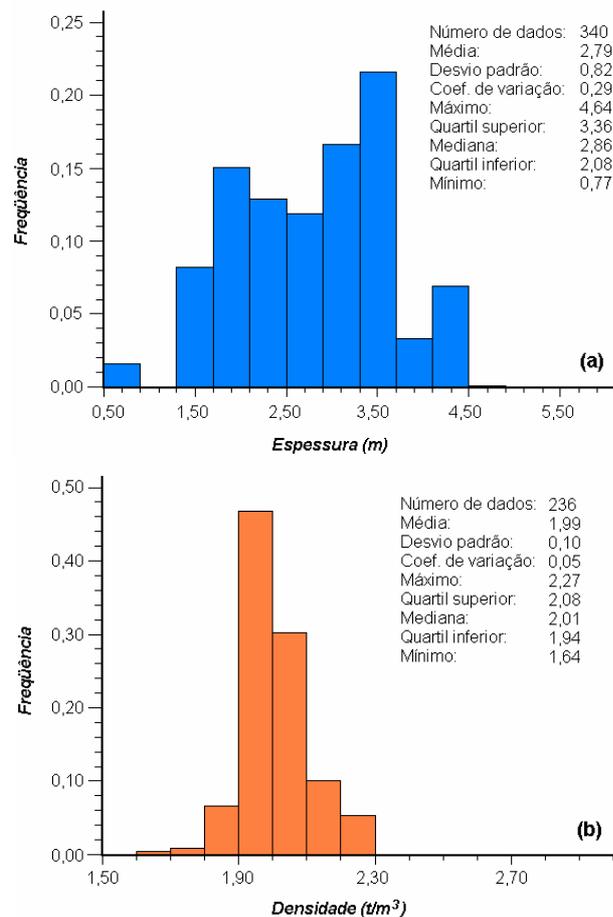


Figura 5.5. Histograma dos dados desagrupados para (a) espessura e (b) densidade.

5.3 Simulação seqüencial gaussiana

A simulação seqüencial gaussiana é a aplicação dos princípios da simulação seqüencial para a função randômica com distribuição gaussiana. As funções de distribuição, condicionadas aos valores vizinhos dos pontos a serem simulados, serão gaussianas se seus parâmetros forem determinados por meio do sistema de krigagem simples. Isaaks (1990), Journel (1993) e Deutsch & Journel (1998) apresentam o algoritmo básico desse método de simulação seqüencial.

A simulação seqüencial pode ser aplicada para qualquer função de distribuição condicional, desde que seus parâmetros possam ser determinados pela krigagem simples. Os parâmetros da função de distribuição condicional são:

(i) a média condicional, que é o valor da variável estimada por krigagem simples;

(ii) a variância condicional, que é a variância de estimativa da krigagem simples.

A utilização da krigagem simples é possível uma vez que a função randômica gaussiana possui média constante para a área em estudo, o que é a condição para a função randômica ser estacionária.

Para que qualquer tipo de função randômica possa ser aplicada na simulação seqüencial gaussiana, é necessário fazer a transformação dessa função em uma função gaussiana multivariada estacionária. Essa transformação é válida desde que preserve o modelo de covariância. A função randômica $Z(u)$ gaussiana multivariada é caracterizada se (Deutsch & Journel, 1992):

(i) os seus subconjuntos também forem gaussianos multivariados;

(ii) a combinação linear das variáveis randômicas forem gaussianas;

(iii) a covariância entre as variáveis randômicas garantir que elas são independentes;

(iv) as distribuições condicionais de uma variável randômica, determinadas por outras variáveis randômicas que foram simuladas, forem normais.

Uma vez satisfeitas as condições acima, a função randômica $Z(u)$ pode ser simulada por meio da simulação seqüencial gaussiana da seguinte forma (Journel, 1993; Goovaerts, 1997; Deutsch & Journel, 1998):

(i) transformação dos z-dados da distribuição das amostras disponíveis para uma distribuição gaussiana multivariada e modelamento do variograma desses dados normalizados;

(ii) definição de um caminho randômico que passe por todos os pontos a serem simulados;

(iii) em cada ponto, construir a função de distribuição condicional para o ponto, baseada nos pontos vizinhos com amostras originais e previamente simuladas. A função de distribuição cumulativa condicional (ccdf) é caracterizada pela média e pela variância de estimativa calculada pela krigagem simples;

(iv) sorteio de um valor simulado dessa função de distribuição;

(v) adição do valor simulado ao conjunto de amostras, mais os pontos simulados anteriormente;

(vi) repetição do procedimento para todos os pontos.

(vii) transporta os valores simulados sistematicamente de volta ao espaço original, aplicando de maneira inversa a mesma função utilizada em (i), permitindo confrontar o conjunto de realizações com o modelo de histograma dos dados.

Esse procedimento será repetido tantas vezes quantas forem as realizações geradas.

5.3.1 Normalização dos dados

Conforme salientado anteriormente, a técnica de simulação seqüencial gaussiana exige que os dados sigam uma distribuição normal multivariada. Isso significa, que a nova distribuição deve ter média igual a zero e variância igual a um. Como pode-se constatar na Figura 5.5, os dados originais em questão, principalmente a variável espessura, não obedecem essa condição. Portanto deve-se transformar os dados originais (condicionantes) para o espaço normal (Deutsch & Journel, 1998). Novamente, devido à amostragem preferencial apresentada pelos dados de espessura, é necessário utilizar pesos de

desagrupamento para obter a transformação adequada. Como consequência, tanto a média quanto a variância podem tender a afastar-se ligeiramente dos valores esperados.

A Figura 5.6 mostra a distribuição dos valores de espessura e densidade já normalizados e levando em conta os pesos de desagrupamento.

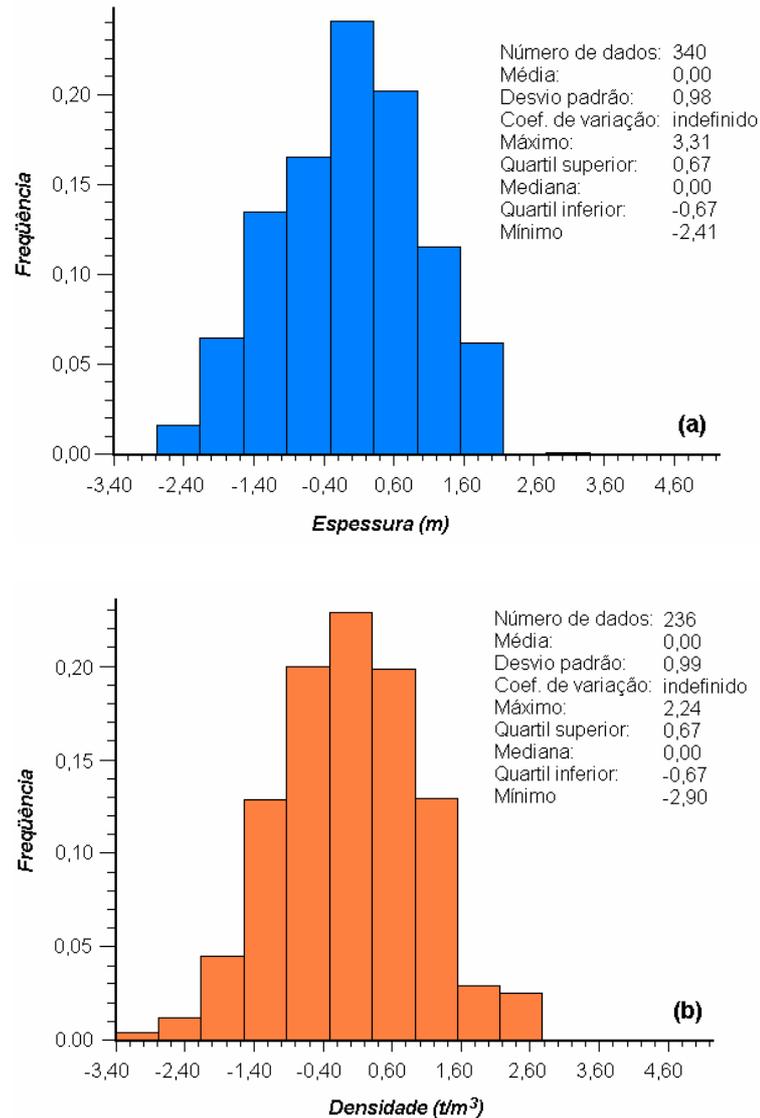


Figura 5.6. Histogramas normalizados para espessura (a) e densidade (b).

Os dados normalizados foram utilizados nas simulações realizadas, resultando em valores simulados no espaço gaussiano que foram posteriormente retro-transformados para o espaço original, utilizando as mesmas leis de correlação da normalização inicial, porém no sentido inverso.

Além dessa normalidade da distribuição univariada, é necessário checar a normalidade de distribuições bivariadas, tri-variadas,..., n-variadas dos dados normalizados, para assegurar que uma função aleatória é multigaussiana. De fato, só se tem como verificar até o nível bivariado (distribuição bigaussiana). Na prática portanto, se testes neste sentido (Costa, 1997; Goovaerts, 1997; Deutsch & Journel, 1998) não invalidarem a hipótese bigaussiana, o formalismo multigaussiano é adotado.

De acordo com a teoria envolvida, sabe-se que a seguinte relação é válida:

$$\frac{\gamma_1(h)}{\sqrt{\gamma_2(h)}} = \frac{1}{\sqrt{\pi}} = 0,564 \quad (5.1)$$

onde: $2\gamma_1(h) = E[| Y(x+h) - Y(x) |]$,

$$2\gamma_2(h) = E\{[| Y(x+h) - Y(x) |]^2\}.$$

As relações acima representam a razão entre o madrograma (variograma de ordem um) e a raiz quadrada do variograma. As Tabela 5.1 e 5.2 apresentam os resultados do teste para distintos valores de *lag*.

Tabela 5.1. Resultados do teste de bigaussianidade baseado na Equação 5.1 para a variável espessura.

Número de pares	Madograma experimental	Variograma experimental	Razão Mad/Variog
184	0,30581	0,28030	0,577614
1884	0,35391	0,42058	0,545711
3272	0,39034	0,50356	0,550069
3966	0,40309	0,54755	0,544746
4424	0,43986	0,62717	0,567906
4866	0,46739	0,67734	0,571023
5408	0,50219	0,77346	0,580190
5782	0,53407	0,84734	0,579478
6046	0,54704	0,89119	0,577232
6028	0,56026	0,94207	0,571156
5860	0,55984	0,96078	0,567814

Tabela 5.2. Resultados do teste de bigaussianidade baseado na Equação 5.1. para a variável densidade.

Número de pares	Madograma experimental	Variograma experimental	Razão Mad/Variog
76	0,41248	0,53189	0,565581
880	0,43229	0,60607	0,555281
1648	0,46528	0,69245	0,559142
1938	0,47800	0,72738	0,560463
2332	0,48849	0,76241	0,559449
2476	0,49331	0,74096	0,573094
2732	0,51981	0,82986	0,570611
2866	0,53530	0,86434	0,575781
2970	0,55352	0,92873	0,574369
2988	0,57999	1,02263	0,573537
2896	0,56820	0,99495	0,569635

5.3.2 Continuidade espacial

Depois dos dados originais terem sido devidamente normalizados, o passo seguinte consiste na obtenção do modelo de continuidade espacial dos dados. Nas Equações 5.2 e 5.3 e nas Figuras 5.7 e 5.8 é mostrada a continuidade espacial das informações para os dados normalizados. A exemplo do que já tinha sido visto no Capítulo 4, para a espessura, o fenômeno permaneceu mostrando-se mais contínuo na direção N-S e, para a densidade, N135E.

$$\gamma(h) = 0,2 + \left[0,15. \text{Sph}_{(1)} \left[\frac{hN-S}{485 \text{ m}}, \frac{hE-W}{476 \text{ m}} \right] + 0,65. \text{Sph}_{(2)} \left[\frac{hN-S}{4500 \text{ m}}, \frac{hE-W}{1978 \text{ m}} \right] \right] \quad 5.2$$

para espessura, e

$$\gamma(h) = 0,05 + \left[0,5. \text{Sph}_{(1)} \left[\frac{hN135E}{410 \text{ m}}, \frac{hN45E}{360 \text{ m}} \right] + 0,45. \text{Sph}_{(2)} \left[\frac{hN135E}{2950 \text{ m}}, \frac{hN45E}{2760 \text{ m}} \right] \right] \quad 5.3$$

para densidade.

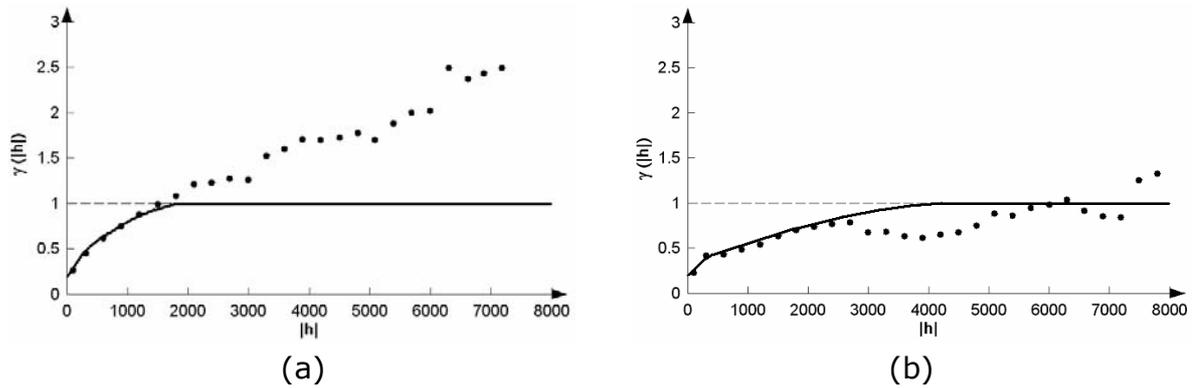


Figura 5.7. Variograma experimental (pontos) e modelado (linha contínua) na direção de mínima (a) e máxima (b) continuidade espacial para espessura normalizada.

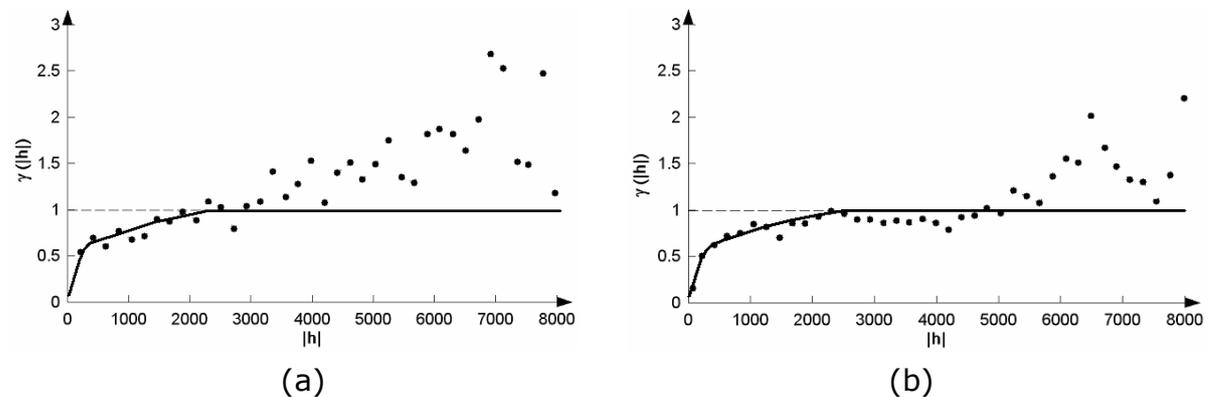


Figura 5.8. Variograma experimental (pontos) e modelado (linha contínua) na direção de mínima (a) e máxima (b) continuidade espacial para densidade normalizada.

5.3.3 Geração dos modelos simulados

A rotina *sgsim* (Deutsch & Journel, 1998) foi utilizada para a geração de 100 realizações de cada uma das variáveis de trabalho. A decisão de gerar 100 realizações para cada camada foi baseada no estudo apresentado em Costa (1997), onde pode-se constatar que um número de 50 a 100 realizações é considerado suficientemente bom para mapear a incerteza associada à estimativa do atributo geológico. No Apêndice E são apresentados os arquivos de parâmetros usados na rotina *sgsim*.

A Figura 5.9 mostra, a título de ilustração, três realizações tomadas de maneira fortuita entre as 100 simulações para espessura e densidade, cujo suporte foi passado agora para blocos de 350 x 350 m, de maneira a facilitar a

comparação com os resultados obtidos por krigagem ordinária e viabilizar a totalização dos recursos e reservas em cada uma das categorias.

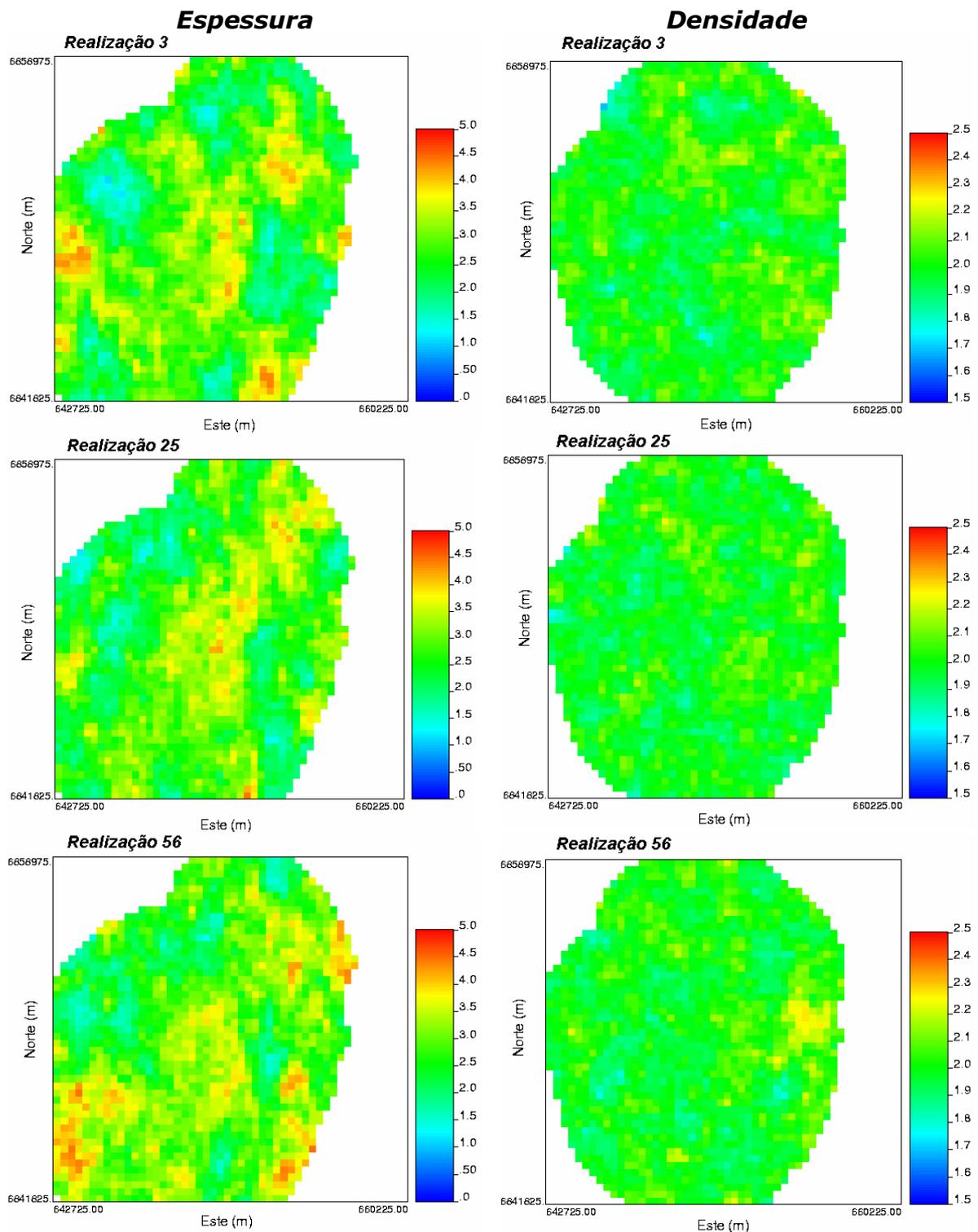


Figura 5.9. Três realizações tomadas de maneira fortuita para as variáveis espessura e densidade.

A geração dos modelos simulados requer ainda que os mesmos sejam validados, verificando-se a reprodução dos parâmetros estatísticos das amostras

condicionantes. Note, que cada realização individual reproduz as características principais mostradas nos mapas das Figuras 5.3 e 5.4, entretanto, elas são diferentes entre si.

5.3.4 Validação das simulações

Antes de se prosseguir com o pós-processamento dos modelos e o uso dos mesmos para estimar a incerteza no processo de cálculo de recursos e reservas, foi executada a validação das simulações geradas, para verificar a reprodutibilidade do variograma e histograma.

Na Figura 5.10 são apresentados os variogramas experimentais dos dados simulados de cinco realizações comparados com os modelos de continuidade espacial baseados nos dados originais (linha contínua, em vermelho) para as variáveis espessura e densidade. Como mostra a figura, os variogramas experimentais de cada realização obedecem os modelos de continuidade espacial das variáveis de trabalho, principalmente nos primeiros *lags* e as curvas desses variogramas ficam em torno da curva dos modelos.

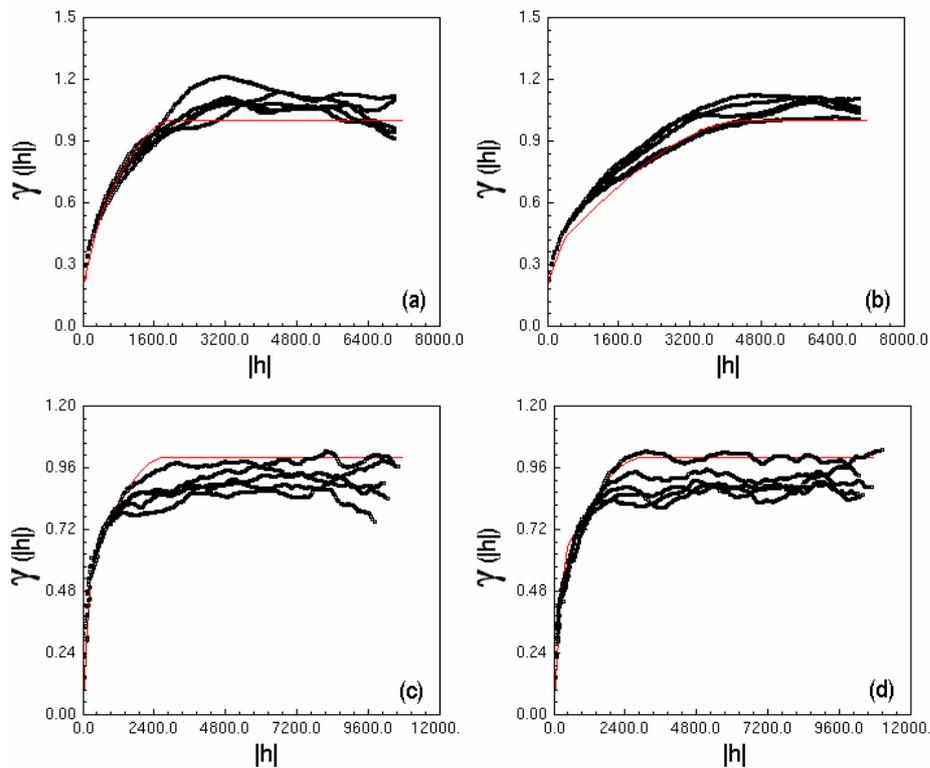


Figura 5.10. Oscilações do variograma nas direções de menor e maior continuidade para espessura (a e b) e densidade (c e d), no espaço normal para 5 realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado.

Como pode ser observado na Figura 5.11, os dados simulados reproduzem a função de distribuição dos dados amostrados, com pequenas diferenças resultantes das flutuações ergódicas.

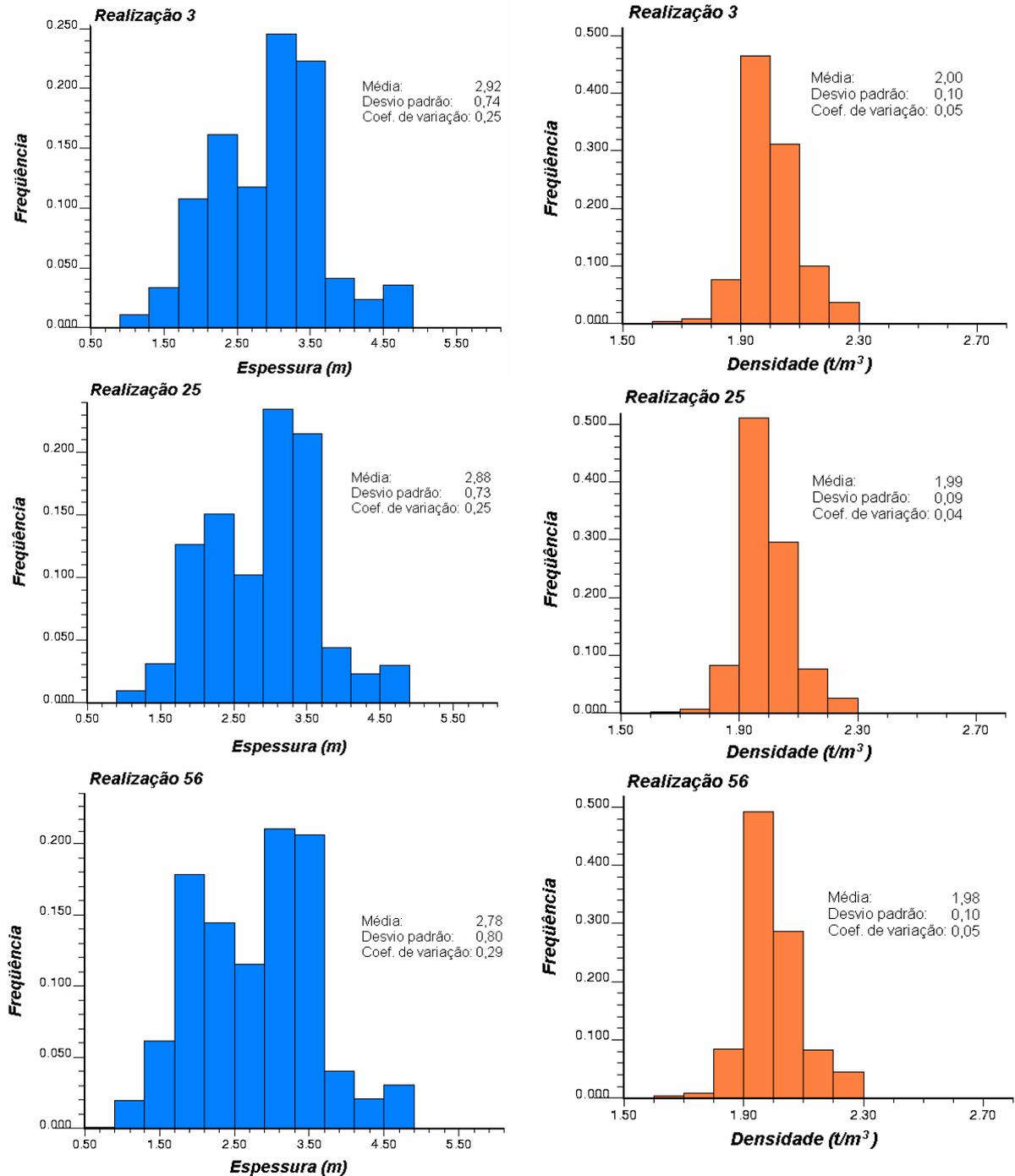


Figura 5.11. Reprodutibilidade da estatística de três realizações quaisquer para espessura (azul) e densidade (laranja) - ver Figura 5.5 para comparação.

5.3.5 Pós-simulação

Com as simulações geradas para as duas variáveis, são compostos os possíveis modelos para a variável de acumulação (t/m^2). Esses modelos são compostos pela escolha aleatória de uma realização no conjunto de 100 realizações geradas para a variável espessura multiplicada por uma realização no conjunto das realizações geradas para a variável densidade, também escolhida aleatoriamente. Essa etapa do trabalho, extremamente repetitiva e trabalhosa, foi viabilizada pela automação das tarefas pelos *scripts* listados no Apêndice C.

Para decidir o número de cenários compostos, utilizou-se a variância das toneladas globais, que oscila conforme aumentamos o número de modelos até atingir um patamar limite (Bonato et al., 2000). O número de cenários necessários seria aquele que garanta que esse patamar de variância tenha sido atingido (Figura 5.12).

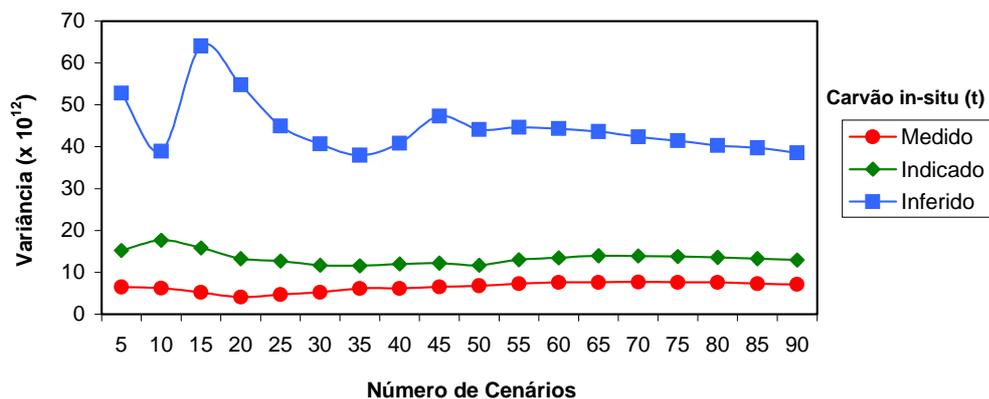


Figura 5.12. Flutuação da incerteza ou variabilidade em função do número de cenários gerados.

Na Figura 5.12, pode-se observar que a partir de 50 possíveis cenários, o intervalo de incerteza ou variabilidade representado pela variância entre os valores de toneladas dos modelos torna-se constante para a classe de carvão *in situ* inferido, enquanto que, para as classes de carvão *in situ* indicado e medido, entre 25 e 30 cenários já seriam suficientes. Portanto, considera-se que a incerteza sobre esse parâmetro foi caracterizada, não trazendo mais alterações sobre a variância a adição de novos modelos.

Em cada cenário são mantidos somente os valores de blocos englobados pelos limites definidos pelos critérios geométricos e que definem as classes de recursos. O somatório dos valores de t/m^2 no interior de cada limite são multiplicados pelas áreas dos blocos obtendo-se, assim, as toneladas para cada

cenário em cada uma das classes de recursos. De posse do grupo de possíveis cenários, para cada classe de recurso, resta determinar se a flutuação dos mesmos não excede os limites de variabilidade impostos pelo sistema de classificação. Como a metodologia apresentada fornece a distribuição (forma, espalhamento, etc) dos valores de tonelagens, essa variabilidade é facilmente calculada pela diferença percentual entre os valores mínimos e máximos em relação à média. A Figura 5.13 apresenta a distribuição para as três classes de carvão *in situ* de 100 cenários equiprováveis e a Tabela 5.3 resume os resultados obtidos.

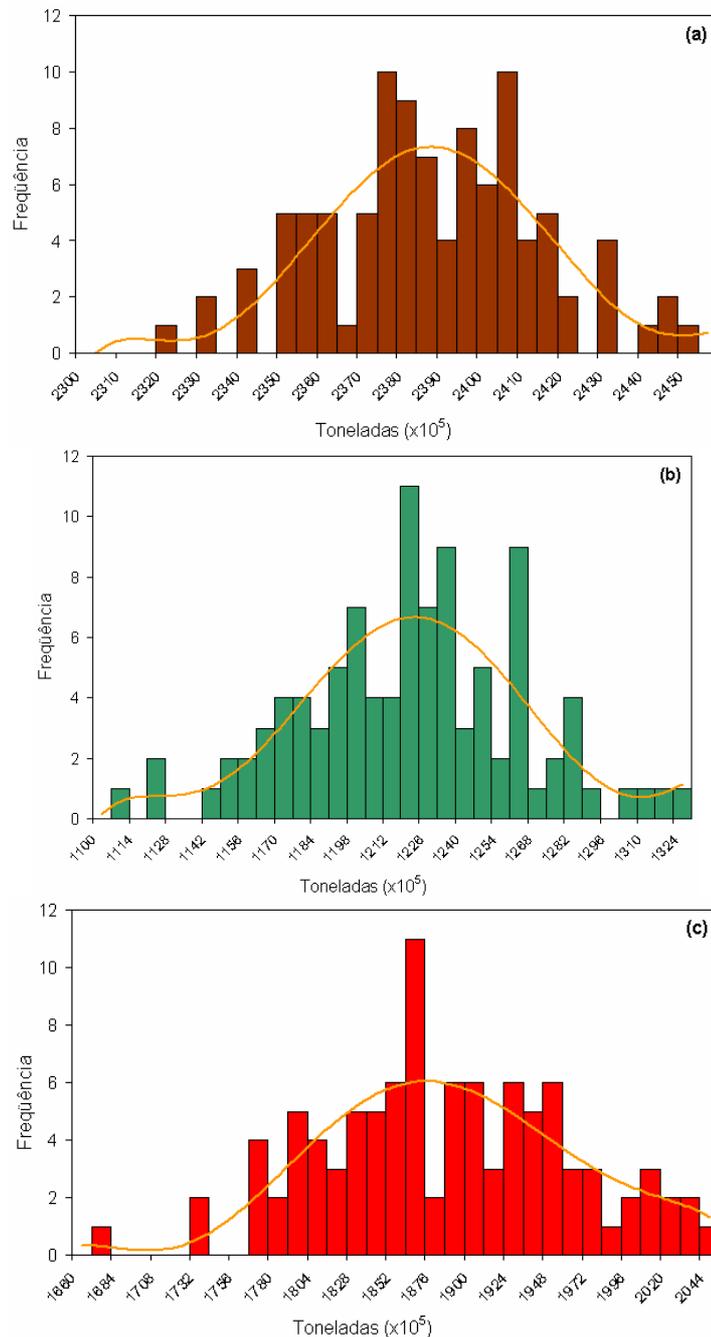


Figura 5.13. Histogramas de tonelagens de carvão *in situ* para as classes (a) medida, (b) indicada e (c) inferida.

Tabela 5.3. Variação em relação à média para as categorias de carvão *in situ*, recursos e reservas.

	Carvão In Situ Medido (t)	Recurso Medido (t)	Reserva Provada (t)
Mínimo	231.996.747,7	162.383.158,9	64.953.263,6
Média	238.372.365,3	167.295.863,1	66.918.345,2
Máximo	244.894.713,5	173.990.456,9	69.596.182,8
Variação	- 2,67%; + 2,66%	- 2,94%; + 3,85%	- 2,94%; + 3,85%
	Carvão In Situ Indicado (t)	Recurso Indicado (t)	Reserva Provável (t)
Mínimo	110.549.109,9	61.199.321,4	24.479.728,6
Média	121.157.932,6	68.395.633,0	27.358.253,2
Máximo	131.789.656,4	76.018.892,1	30.407.556,8
Variação	- 8,76%; + 8,07%	- 10,52%; + 10,03%	- 10,52%; + 10,03%
	Carvão In Situ Inferido (t)	Recurso Inferido (t)	
Mínimo	166.992.732,4	115.810.187,9	
Média	187.914.701,1	135.272.756,9	
Máximo	204.465.443,0	147.709.421,0	
Variação	- 11,13%; + 8,09%	- 14,39%; + 8,42%	

A análise da Tabela 5.3 ressalta o fato de que os intervalos de incerteza não são necessariamente simétricos em torno da média, o que, de forma inadequada, é assumido quando a variância de krigagem é utilizada como medida da incerteza. Destaca-se também, o aumento da incerteza, conforme a classe muda de medida para inferida, associado diretamente à diminuição da densidade amostral.

5.4 Simulação seqüencial de indicadores

Essa seção revisa brevemente alguns dos principais aspectos do algoritmo de simulação de indicadores proposto por Journel & Alabert (1990). Uma abordagem completa sobre o algoritmo e implicações na utilização do método também pode ser encontrada em Deutsch & Journel (1998) e Goovaerts (1997a).

Apesar de ser mais rápida e direta, já que para o modelamento da ccdf (*função de distribuição cumulativa condicional*) para uma dada localização u requer a solução de apenas um único sistema de krigagem para essa localização,

a simulação seqüencial gaussiana apresenta algumas desvantagens (Goovaerts, 1997a):

(i) assume-se, como hipótese implícita, que a variabilidade espacial dos valores dos atributos podem ser completamente caracterizada por uma única função de covariância (variograma), não permitindo o modelamento de padrões de continuidade espacial específicos para diferentes classes de valores;

(ii) o fato de se verificar normalidade da distribuição bivariada dos dados, não é suficiente para assegurar que uma função aleatória é multigaussiana;

(iii) no formalismo multigaussiano, valores extremamente altos e baixos não são correlacionados espacialmente, uma hipótese freqüentemente invalidada na prática;

(iv) a variância da ccdf no espaço normal depende apenas da configuração dos dados e não dos próprios dados.

Dessa forma, quando existe a necessidade de modelar distintos padrões de continuidade para diferentes intervalos da distribuição ou quando a hipótese multigaussiana não pode ser aceita, faz-se necessário a adoção de uma metodologia não-paramétrica. Encontra-se aí uma classe de algoritmos que não assumem nenhuma forma particular ou expressão analítica para a distribuição condicional. Nesse sentido, a simulação seqüencial de indicadores é a técnica de simulação não-gaussiana mais amplamente empregada.

Nessa metodologia, a distribuição espacial de uma variável contínua $z(u)$ é discretizada em K classes mutuamente exclusivas s_k : $(z_{k-1}, z_k]$, $k = 1, \dots, K$, podendo ser então interpretada e simulada como uma distribuição espacial de K classes de indicadores, caracterizados cumulativamente segundo a expressão:

$$i(u; z_k) = \begin{cases} 1, & \text{se } z(u) \leq z_k \\ 0, & \text{se } z(u) > z_k \end{cases} \quad k = 1, \dots, K \quad (5.4)$$

onde $z(u)$ é o valor da variável no vetor de localização u e z_k é o valor que vai separar ou limitar a distribuição. Assim, tem-se uma distribuição binária onde os valores da variável serão 1 se menores que o limite z_k e 0 se forem maiores.

Entre as principais vantagens da simulação por indicadores pode-se citar (Deutsch & Journel, 1998):

(i) a flexibilidade de modelar a distribuição espacial de cada classe por um diferente variograma de indicador;

(ii) a possibilidade de modelar misturas de população livremente, definidas como classes de valores de um atributo contínuo $z(u)$;

(iii) a possibilidade de considerar informações secundárias, sejam elas atributos categóricos (como, por exemplo, tipo de solo) ou contínuos (informações de variáveis com correlação positiva ou negativa).

A simulação de indicadores garante a reprodução dos variogramas de cada classe de indicadores, consideradas as flutuações ergódicas. A reprodução do variograma dos dados originais não é garantida, a não ser que uma grande discretização seja adotada (grande número de limites de classe), o que fatalmente pode implicar em grande número de problemas de relação de ordem. Nesse sentido, a definição do número de limites de classe e seus valores é um dos passos iniciais e um dos mais importantes na metodologia da simulação de indicadores.

De acordo com Goovaerts (1997a), o número de intervalos de classe deve ser tal que permita uma discretização razoável da distribuição, seguindo as seguintes regras:

(i) identificar valores críticos como, por exemplo, uma concentração de um contaminante acima da qual uma ação de remediação deva ser adotada ou uma espessura mínima de camada para viabilizar uma lavra subterrânea;

(ii) um número maior de limites de classe devem ser escolhidos na parte da distribuição de maior interesse;

(iii) como os variogramas dos indicadores não são bem definidos em valores extremos, pela pequena quantidade de dados, valores além do primeiro e do nono decil podem ser inapropriados.

Uma vez escolhidos os limites de classe, a simulação seqüencial de indicadores de um atributo contínuo z para N nós de grid u_j segue as seguintes etapas (Goovaerts, 1997a; Goovaerts, 1998b; Deutsch & Journel, 1998; Richmond & Dimitrakopoulos, 2000):

(i) discretiza o campo de variação de z em $(K + 1)$ classes usando K valores limites z_k . Transforma cada dado $z(u)$ em um indicador, de acordo com a Equação 5.4;

(ii) define um caminho randômico para visitar cada nó do grid a ser simulado apenas uma vez;

(iii) em cada nó de grid u' :

- determina os K valores da ccdf $[F(u'; z_k|(n))]^* = \text{Prob}\{Z(u') \leq z_k|(n)\}$, usando qualquer um dos algoritmos de krigagem de indicadores disponíveis (krigagem de indicadores ordinária ou simples, krigagem de indicador da mediana, cokrigagem de indicadores, etc). A informação condicionante (n) consiste de indicadores transformados dos z -dados originais da vizinhança e dos z -valores previamente simulados;

- correção de possíveis problemas de relação de ordem e construção do modelo completo de ccdf $F[u'; z_k|(n)]$, $\forall z$, usando algoritmos de extrapolação/interpolação;

- sorteia um valor simulado $z^*(u')$ daquela ccdf;

- adiciona o valor simulado para o conjunto de dados condicionantes;

- procede para o próximo nó, ao longo do caminho randômico, e repete os passos anteriores.

(iv) repete-se todo o procedimento com um diferente caminho randômico para gerar outra realização.

Ao contrário da simulação seqüencial gaussiana (SSG), nenhuma transformação sistemática dos dados precisa ser realizada após a simulação, para permitir a utilização dos valores simulados.

5.4.1 Escolha dos limites de classes

Aqui novamente, devido ao impacto que o agrupamento preferencial das amostras exerce na distribuição dos dados de espessura e que certamente também se verificaria nos modelos de variogramas dos indicadores, buscou-se implementar computacionalmente (Apêndice C, *Script 6*) uma metodologia para ponderação dos mesmos. Uma abordagem detalhada sobre a importância da

utilização de ponderadores no modelamento variográfico é feita por Rivoirard (2000). Já para a variável densidade, pelo fato de ser muito menos afetada pela amostragem preferencial, optou-se pela utilização dos limites de classe tomados da distribuição agrupada e o modelamento convencional dos variogramas experimentais.

Os pesos foram obtidos a partir da área de influência das amostras, num procedimento semelhante àquele apresentado no Capítulo 3. O diferencial está na solução adotada para fechamento do polígono nas extremidades da área global, buscando-se combinar a área de concessão da empresa e a área padrão fornecida pelo método de desagrupamento por polígonos, convencionalmente definida pela última linha de furos de sondagem (Figura 5.14).

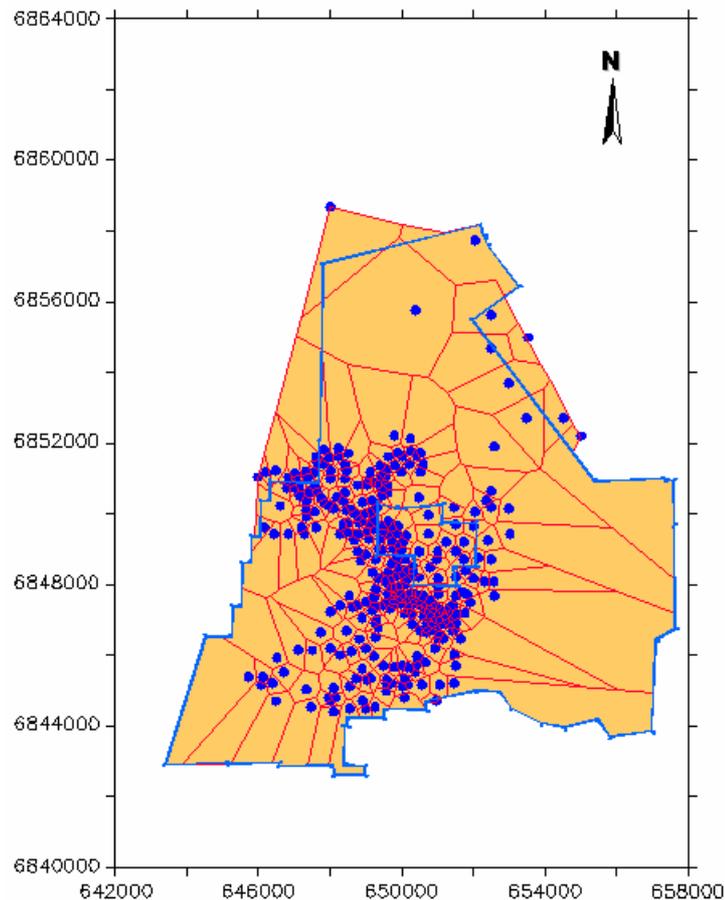


Figura 5.14. Solução de fechamento dos polígonos de influência, para a variável espessura, contemplando a área de concessão do projeto.

Visando uma boa discretização da distribuição optou-se por utilizar como limites de classe os dez quantis apresentados nas Tabelas 5.4 e 5.5 para as variáveis espessura e densidade, respectivamente.

Tabela 5.4. Comparativo entre os valores e respectivos quantis das distribuições agrupada e desagrupada da variável espessura.

Quantil	Distribuição agrupada (z_k)	Distribuição desagrupada (z_k^*)
0,1	2,3425	1,6307
0,2	2,8157	1,9657
0,3	3,0362	1,9694
0,4	3,1602	2,2791
0,5	3,2705	2,6886
0,6	3,3532	2,9948
0,7	3,4727	3,1970
0,8	3,5645	3,3498
0,9	3,7024	3,4727
0,95	3,8402	3,6564

Tabela 5.5 Comparativo entre os valores e respectivos quantis das distribuições agrupada e desagrupada da variável densidade.

Quantil	Distribuição agrupada (z_k)	Distribuição desagrupada (z_k^*)
0,1	1,9006	1,9006
0,2	1,9273	1,9184
0,3	1,9451	1,9451
0,4	1,9629	1,9629
0,5	1,9807	1,9910
0,6	1,9985	2,0251
0,7	2,0162	2,0457
0,8	2,0429	2,0874
0,9	2,0874	2,1373
0,95	2,1292	2,2037

Pela análise da Tabela 5.4 nota-se o impacto que o agrupamento preferencial exerce na distribuição dos dados de espessura, fato também evidente na Figura 5.15, onde são comparadas as duas distribuições. Já para a densidade (Tabela 5.5), percebe-se que as diferenças são muito pequenas.

Para ilustrar a evolução da transformação dos dados em indicadores, as Figuras 5.16 e 5.17 apresentam os mapas de localização dos indicadores da variável espessura a medida que variavam os limites de classe utilizados.

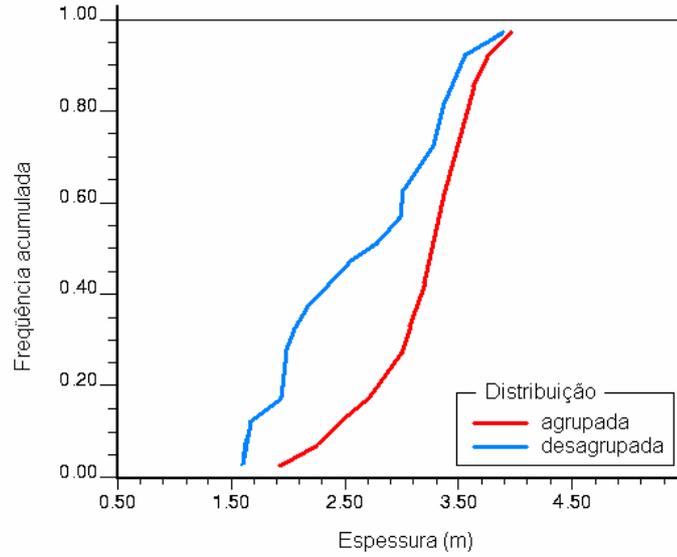


Figura 5.15. Histogramas cumulativos da variável espessura para as distribuições agrupada e desagrupada.

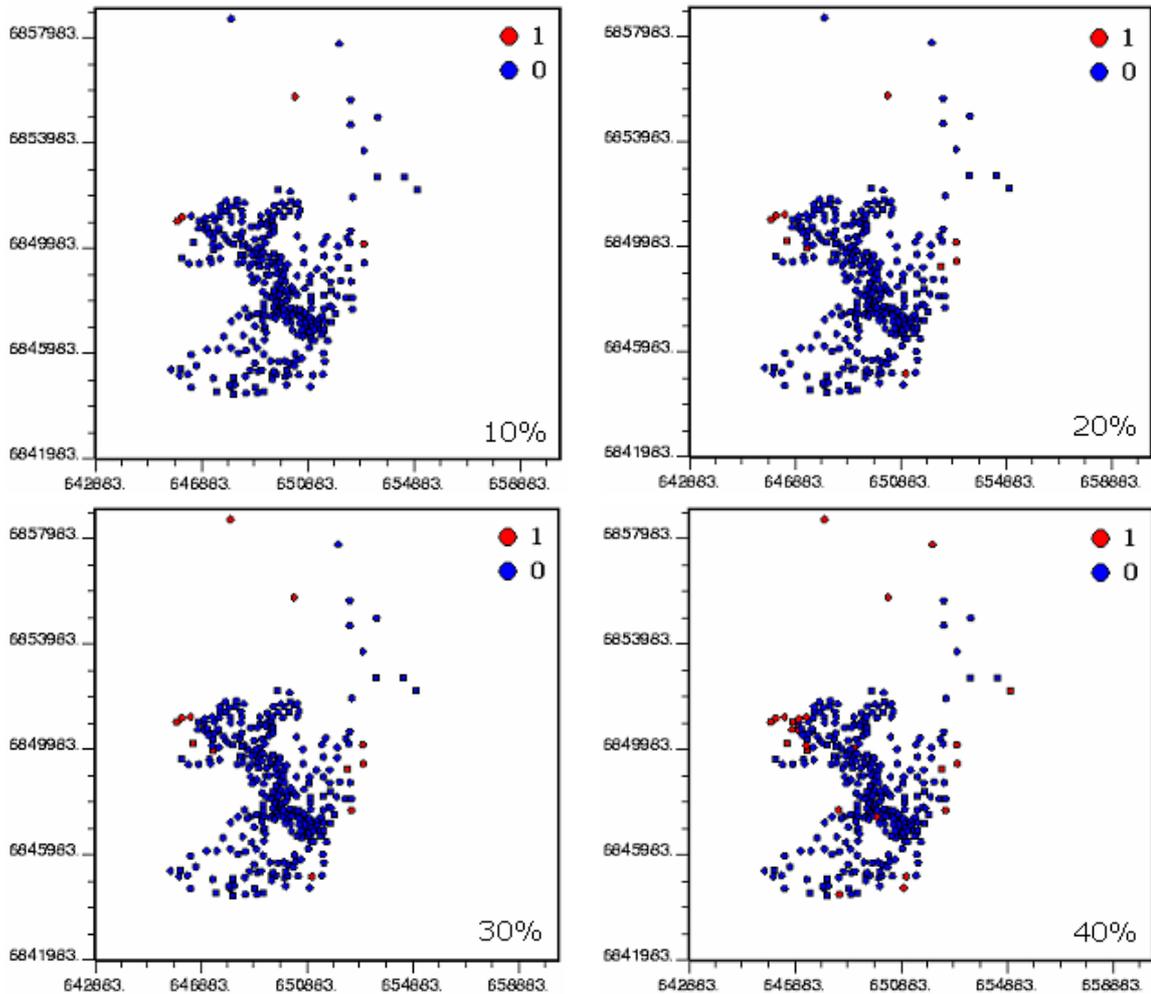


Figura 5.16. Mapas de localização dos indicadores da variável espessura, do quantil 0,1 ao 0,4.

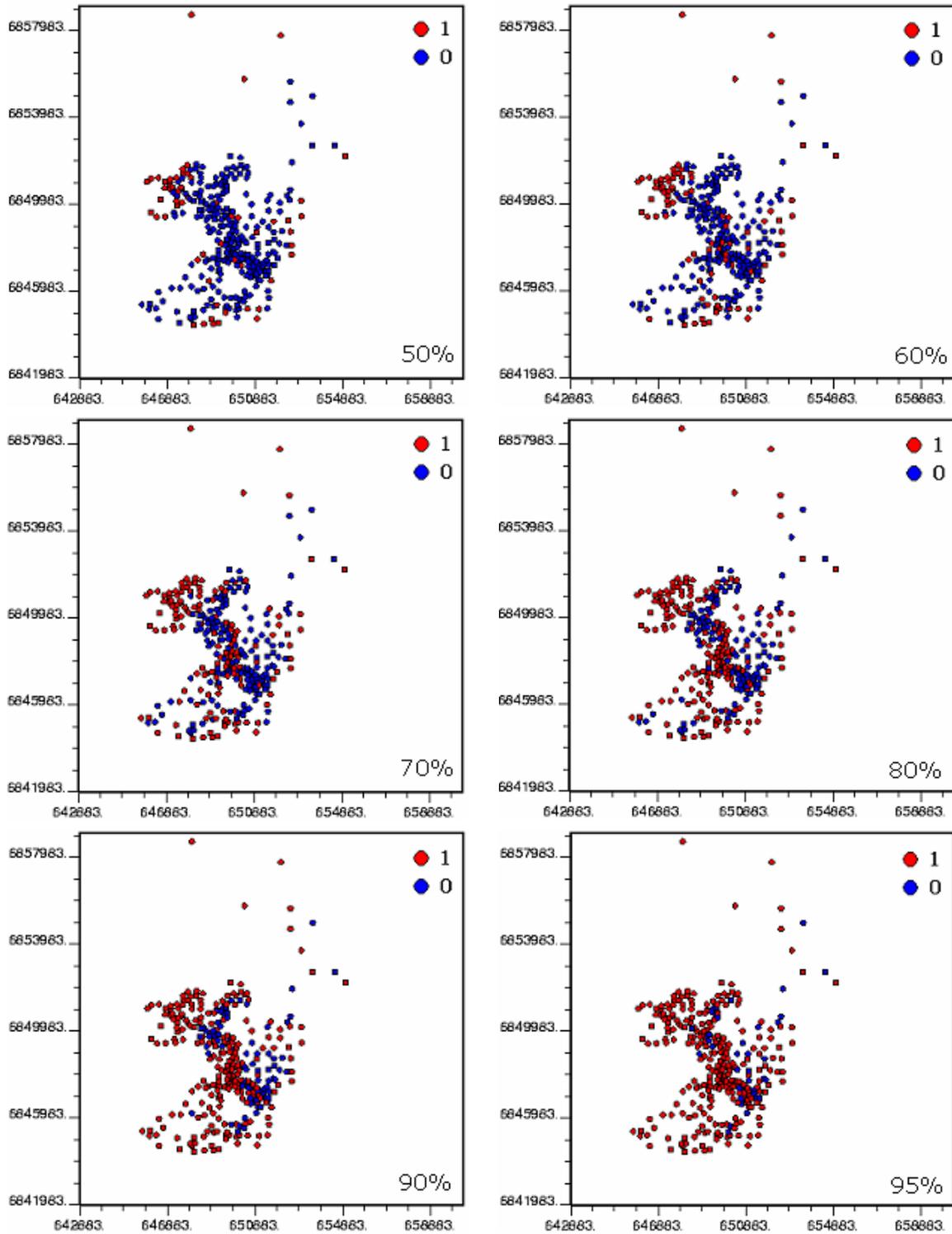


Figura 5.17. Mapas de localização dos indicadores da variável espessura, do quantil 0,5 ao 0,95.

5.4.2 Continuidade espacial

Com exceção dos quantis 0,1, 0,9 e 0,95 para a variável espessura, em todos os demais utilizou-se um modelo variográfico $[\gamma(h)]$ esférico (Sph) com

duas estruturas, estimados a partir dos pontos do variograma experimental de indicadores, tal que:

$$\gamma(h) = C_0(z_k) + \left[C_1(z_k) \cdot \text{Sph}(1) \left[\frac{h(D_1)}{R_1(D_1)}, \frac{h(D_2)}{R_1(D_2)} \right] + C_2(z_k) \cdot \text{Sph}(2) \left[\frac{h(D_1)}{R_2(D_1)}, \frac{h(D_2)}{R_2(D_2)} \right] \right] \quad (5.5)$$

onde $C_0(z_k)$ é o efeito pepita, $C_1(z_k)$ e $C_2(z_k)$ os patamares da primeira e segunda estruturas, D_1 e D_2 as direções de maior e menor continuidade e R_1 e R_2 os alcances da primeira e segunda estruturas nas direções D_1 e D_2 .

Para ambas as variáveis a variância a priori para os indicadores foi definida a partir dos valores de $F^*(z_k)$ da cdf desagrupada pela relação:

$$\text{Var} * \{I(u; z_k)\} = F^*(z_k) \times [1 - F^*(z_k)] \quad (5.6)$$

Para espessura, a Tabela 5.6 apresenta os 10 quantis, utilizados como limites de classe da cdf desagrupada $F^*(z_k)$ dos 340 z-dados e a lista dos parâmetros dos seus respectivos variogramas onidirecionais. Os parâmetros dos variogramas de indicadores para a variável densidade são apresentados na Tabela 5.7.

Tabela 5.6. Parâmetros dos variogramas de indicadores para espessura.

$F^*(z_k)$	$C_0(z_k)$	$C_1(z_k)$	$R_1(z_k)$	$C_2(z_k)$	$R_2(z_k)$
0,1	0,000	0,090	5500	-	-
0,2	0,000	0,100	3000	0,050	4300
0,3	0,005	0,150	1700	0,055	3300
0,4	0,010	0,190	1700	0,050	4500
0,5	0,015	0,145	1800	0,090	4000
0,6	0,020	0,140	900	0,080	2000
0,7	0,030	0,150	850	0,030	3200
0,8	0,040	0,070	600	0,050	1250
0,9	0,025	0,065	700	-	-
0,95	0,020	0,0275	600	-	-

Tabela 5.7. Parâmetros dos variogramas de indicadores para densidade.

$F^*(z_k)$	$C_0(z_k)$	$C_1(z_k)$	$R_1(z_k)$	$C_2(z_k)$	$R_2(z_k)$
0,1	0,00920	0,0275	250	0,05325	1500
0,2	0,03165	0,0527	520	0,07590	1480
0,3	0,05000	0,1040	150	0,05600	610
0,4	0,11730	0,0851	120	0,03760	610
0,5	0,16400	0,0369	150	0,04920	1920
0,6	0,13920	0,0383	100	0,05626	2100
0,7	0,08000	0,0570	780	0,07200	3650
0,8	0,04200	0,0505	530	0,06830	4200
0,9	0,0203	0,0284	120	0,0413	900
0,95	0,0034	0,0030	300	0,0411	5000

5.4.3 Geração dos modelos simulados

Para a geração dos modelos simulados utilizou-se uma versão modificada da rotina *sisim* (Deutsch & Journel, 1998), que permite que a simulação seja efetuada apenas no interior do domínio de um polígono irregular, sendo que o polígono limitante utilizado é aquele apresentado na Figura 5.14. Foram geradas 100 realizações de cada uma das variáveis de trabalho, simuladas em blocos de 35 x 35 m, seguindo os mesmos critérios utilizados para a simulação gaussiana, de maneira a garantir que fosse mapeada toda a incerteza associada à estimativa dos atributos geológicos. O Apêndice E apresenta os arquivos de parâmetros usados na rotina *sisim*.

A Figura 5.18 mostra, a título de ilustração, três realizações tomadas de maneira fortuita entre as 100 simulações para espessura e densidade, em blocos de 350 x 350 metros.

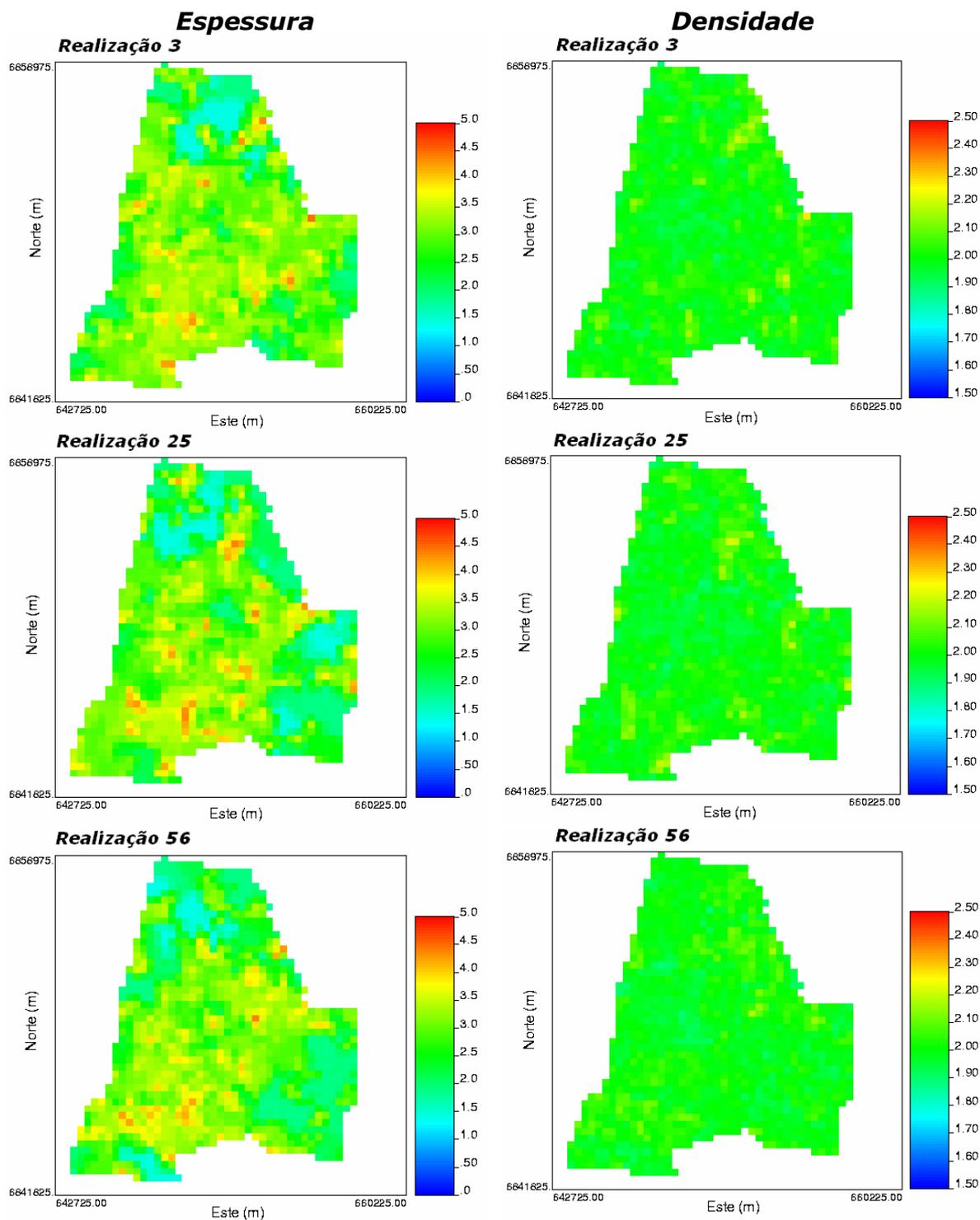


Figura 5.18. Três realizações tomadas de maneira fortuita para as variáveis espessura e densidade.

5.4.4 Validação das simulações

Da mesma forma que para o procedimento por simulação gaussiana, antes de se prosseguir com o pós-processamento dos modelos e o uso dos mesmos para estimar a incerteza no processo de cálculo de recursos e reservas, foi executada a validação das simulações geradas, para verificar a reprodutibilidade do variograma e histograma.

Conforme (Deutsch & Journel, 1998), a simulação de indicadores garante reprodução apenas dos variogramas de indicadores, consideradas as flutuações ergódicas, mas não garante reprodução do variograma original dos dados. Dessa forma, na Figura 5.19 e 5.20 são apresentados os variogramas experimentais de três dos indicadores simulados de cinco realizações comparados com os modelos de continuidade (linha contínua, em vermelho) para as variáveis espessura e densidade. Como mostra a figura, os variogramas experimentais de cada realização obedecem os modelos de continuidade espacial das variáveis de trabalho.

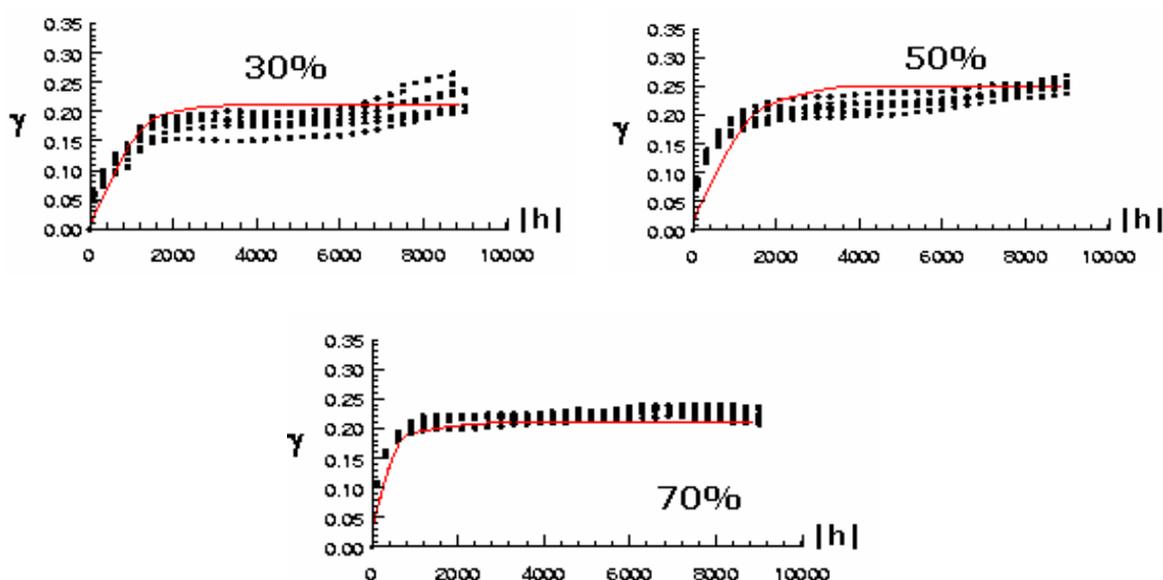


Figura 5.19. Oscilações dos variograma de indicadores onidirecionais para espessura, em cinco realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado.

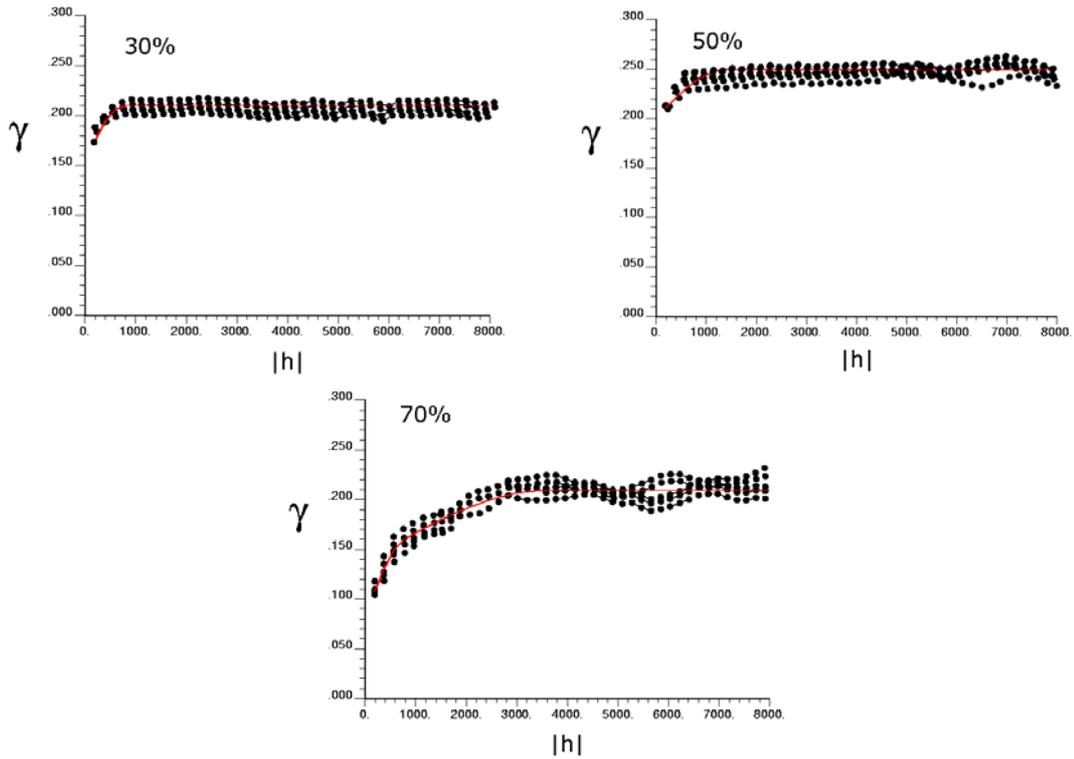


Figura 5.20. Oscilações dos variograma de indicadores onidirecionais para densidade, em cinco realizações quaisquer. Em vermelho aparece o modelo variográfico utilizado.

Como pode ser observado nas Figura 5.21, para espessura, e na Figura 5.22, para densidade, os dados simulados reproduzem a função de distribuição de probabilidade dos dados desagrupados, com diferenças resultantes das flutuações ergódicas.

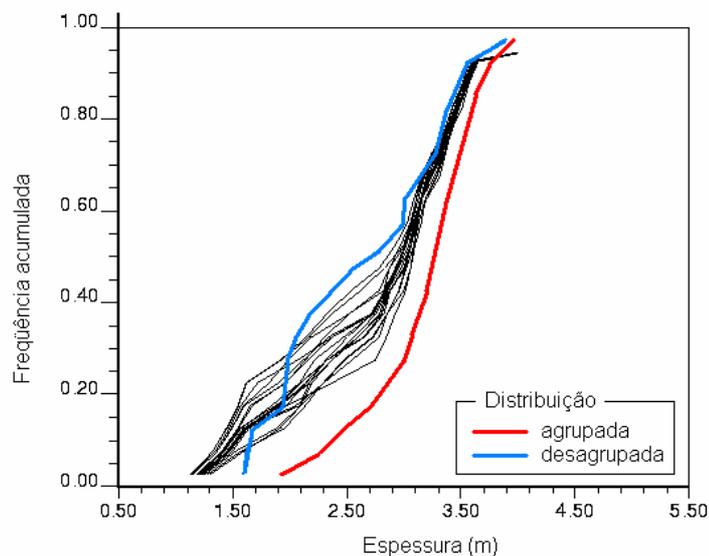


Figura 5.21. Reprodutibilidade dos histogramas de freqüência acumulada de vinte realizações da variável espessura.

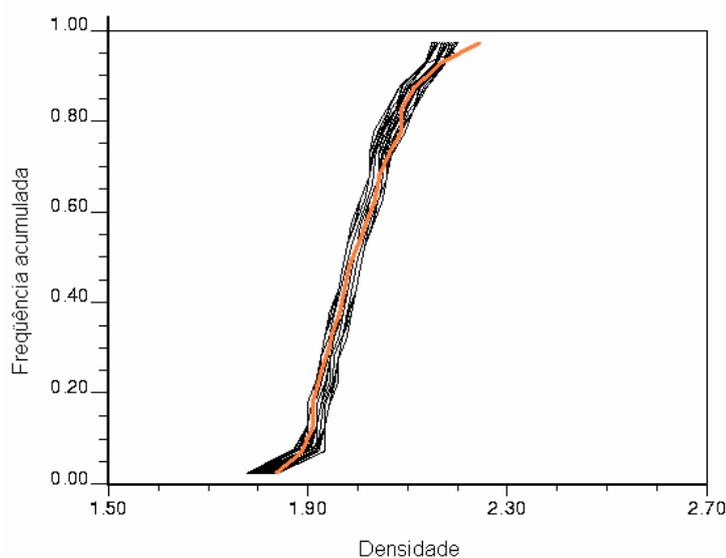


Figura 5.22. Reprodutibilidade dos histogramas de frequência acumulada de vinte realizações da variável densidade.

5.4.5 Pós-simulação

Seguindo o mesmo procedimento adotado no pós-simulação da simulação seqüencial gaussiana, foram compostos os possíveis modelos para a variável de acumulação (t/m^2), mantendo em cada cenário somente os valores de blocos englobados pelos limites definidos pelos critérios geométricos e que definem as classes de recursos. O somatório dos valores de t/m^2 no interior de cada limite são multiplicados pelas áreas dos blocos obtendo-se, assim, as tonelagens para cada cenário em cada uma das classes de recursos.

De posse do grupo de possíveis cenários, para cada classe de carvão *in situ*, recurso e reserva, determinou-se a flutuação dos mesmos e se essa flutuação não excedia os limites de variabilidade impostos pelo sistema de classificação. A Figura 5.23 apresenta a distribuição para as três classes de carvão *in situ* de 100 cenários equiprováveis e a Tabela 5.8 sumariza os resultados obtidos, para todas as categorias.

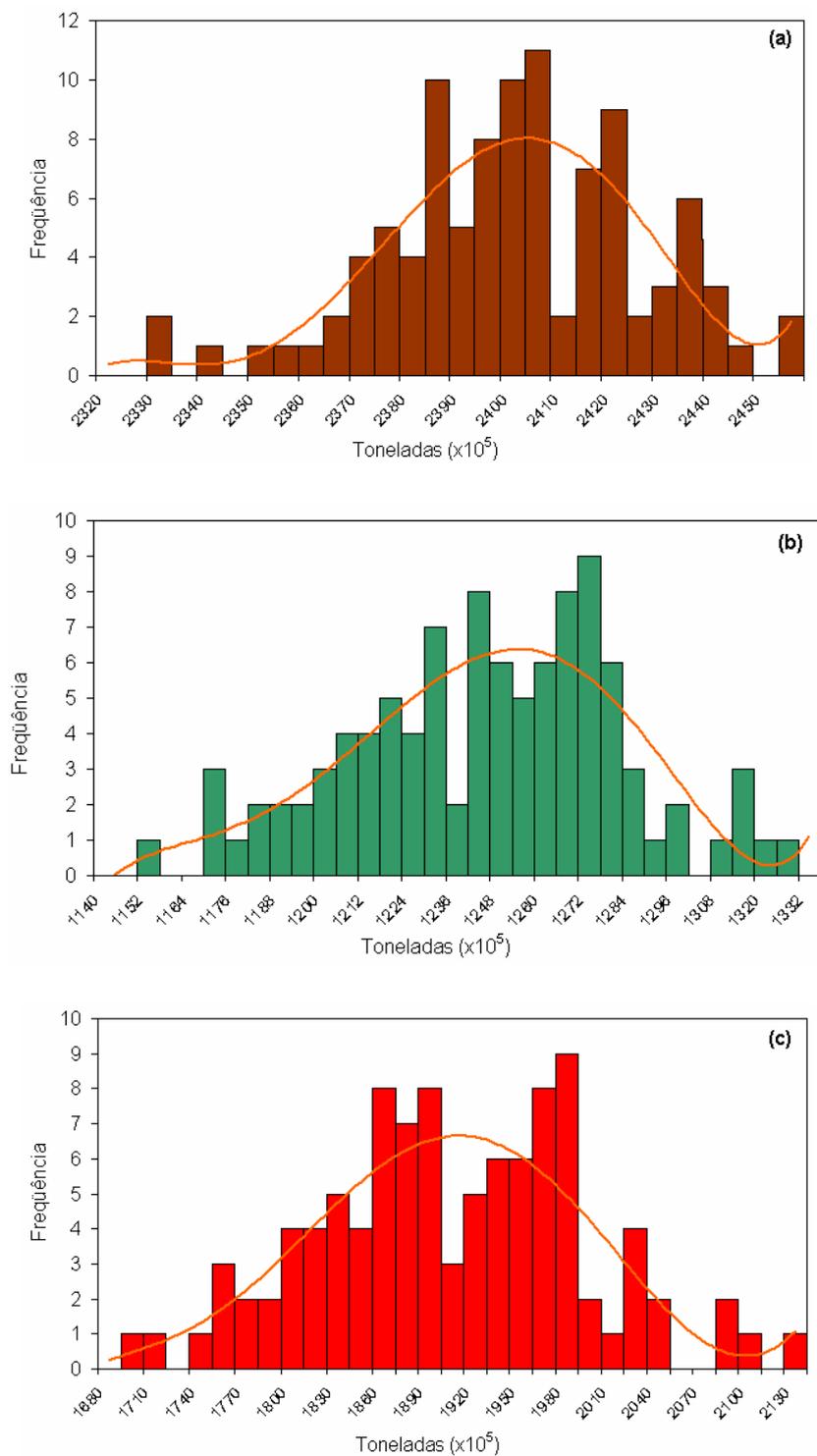


Figura 5.23. Histogramas de tonelagens de carvão *in situ* para as classes (a) medida, (b) indicada e (c) inferida.

Tabela 5.8. Variação em relação à média para as categorias de carvão *in situ*, recursos e reservas.

	Carvão In Situ Medido (t)	Recurso Medido (t)	Reserva Provada (t)
Mínimo	232.787.848,6	163.461.330,9	65.384.532,4
Média	239.778.394,7	168.965.801,5	67.586.320,6
Máximo	245.277.116,0	173.593.889,8	69.437.555,9
Variação	- 2,92%; + 2,24%	- 3,26%; + 2,67%	- 3,26%; + 2,67%
	Carvão In Situ Indicado (t)	Recurso Indicado (t)	Reserva Provável (t)
Mínimo	114.774.512,0	63.198.167,5	25.279.266,9
Média	122.814.661,1	71.001.876,6	28.400.750,7
Máximo	132.578.429,9	78.129.466,3	31.251.786,5
Variação	- 6,55%; + 7,36%	- 10,99%; + 9,12%	- 10,99%; + 9,12%
	Carvão In Situ Inferido (t)	Recurso Inferido (t)	
Mínimo	168.140.834,7	120.445.580,1	
Média	189.646.340,8	136.162.470,9	
Máximo	212.838.806,0	157.842.578,0	
Variação	- 11,34%; + 10,90%	- 11,54%; + 13,74%	

5.5 Comparativo dos resultados

Pela análise dos resultados apresentados, pôde-se constatar que tanto em termos de tonelagens absolutas quanto em termos de variação em torno das médias, as duas técnicas de simulação apresentaram resultados bastante similares. Ou seja, nenhuma das classes de carvão *in situ*, recursos ou reservas teria que ser re-classificada em função da incerteza associada.

O espalhamento das distribuições locais também é relativamente similar para as duas técnicas. Geralmente utilizados para verificar a existência de efeito proporcional (maior variabilidade em zonas com valores médios maiores e que pode deturpar o variograma experimental), os gráficos apresentados nas Figuras 5.24 e 5.25, também podem ser utilizados, segundo Goovaerts (1998b), como indicativo do tamanho do espaço de incerteza mapeado. Pode-se notar, que mesmo o espaço de incerteza é similar, apenas com o desvio padrão local parecendo variar menos ao longo da área, para a variável espessura, na simulação seqüencial gaussiana, sendo que para a variável densidade esse cenário parece se inverter.

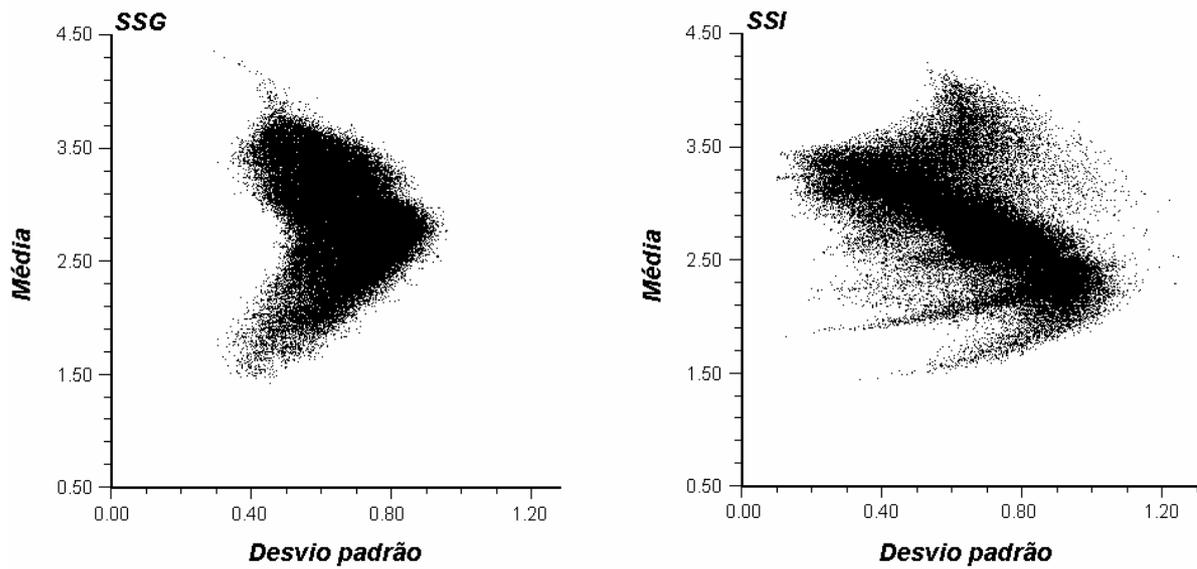


Figura 5.24. Diagrama de dispersão de desvio padrão versus a média de 100 valores simulados de espessura.

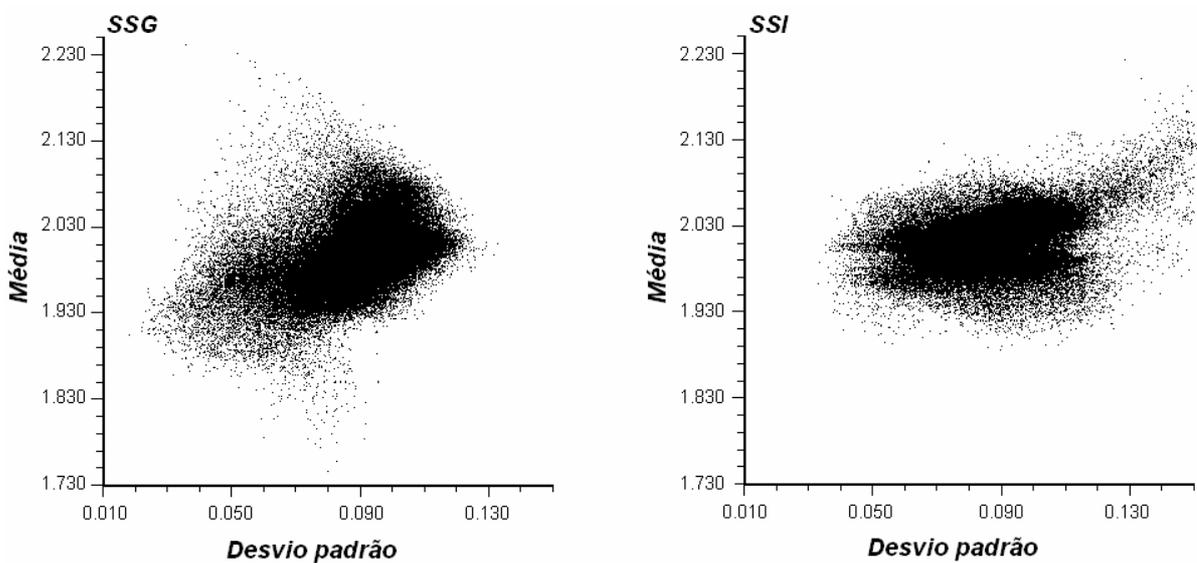


Figura 5.25. Diagrama de dispersão de desvio padrão versus a média de 100 valores simulados de densidade.

Goovaerts (1997a) destaca a importância da definição dos objetivos a serem atingidos no trabalho, em termos de precisão e acuracidade, como um possível critério na bibliografia para escolha do algoritmo de simulação (Figura 5.26).

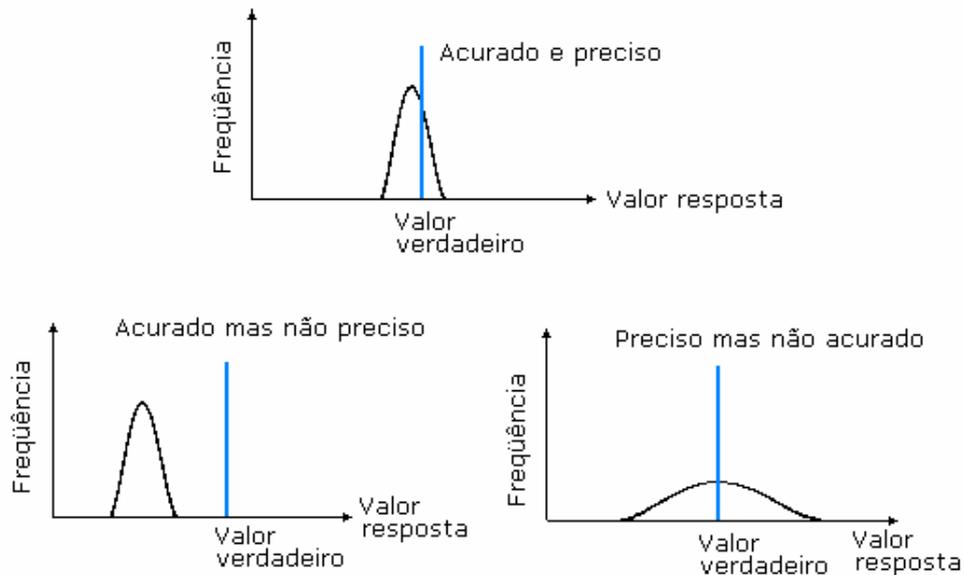


Figura 5.26. Ilustrações de acuracidade e precisão de uma distribuição de saída de um algoritmo de simulação (modificado de Goovaerts, 1997a).

Nas Figuras 5.27 e 5.28 é feito um comparativo entre as distribuições de saída dos algoritmos de simulação seqüencial gaussiana e de indicadores para as variáveis espessura e densidade, respectivamente. Para ambas as variáveis e para os dois algoritmos, de acordo com a Figura 5.25, pode-se dizer que os resultados obtidos foram acurados e precisos.

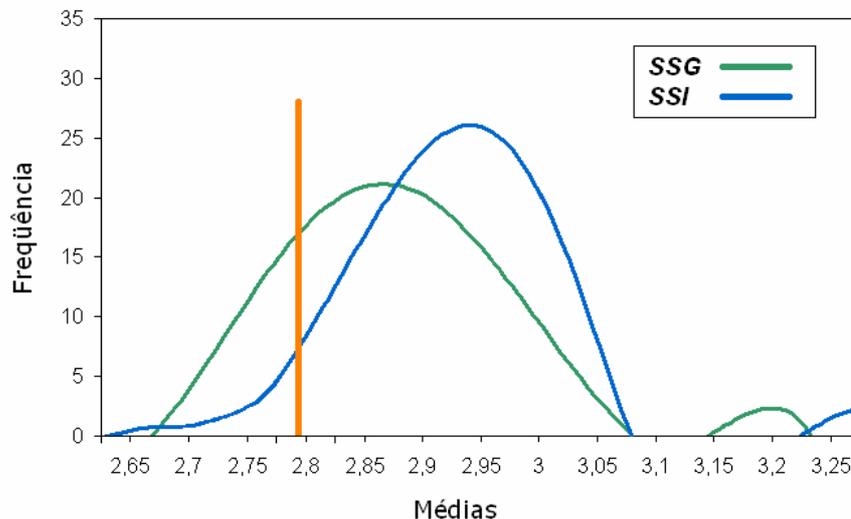


Figura 5.27. Distribuição das médias de 100 realizações da variável espessura.

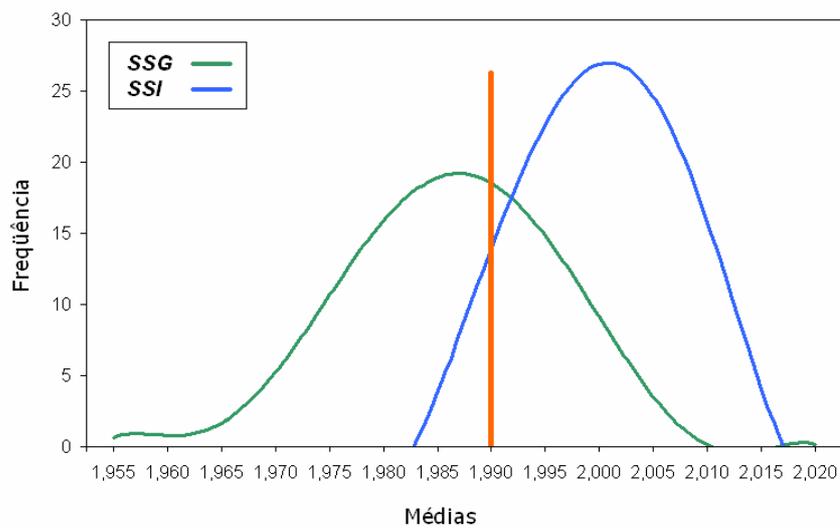


Figura 5.28. Distribuição das médias de 100 realizações da variável densidade.

Capítulo 6

Conclusões

Nessa seção é apresentado o conjunto de considerações finais relacionadas à dissertação. Uma breve síntese dos resultados básicos obtidos é apresentada e uma metodologia de referência para avaliação de depósitos do tipo que foi estudado nessa dissertação é proposta. Uma discussão em torno do cumprimento dos objetivos específicos à dissertação é apresentada, seguida por algumas proposições para trabalhos futuros e recomendações a respeito da aplicação da metodologia sugerida.

6.1 Sumário dos resultados obtidos

Sabe-se que o sistema de avaliação mais empregado pela maioria das empresas brasileiras, pelo menos aquelas da área de carvão, é baseado na utilização de cubagem pelo método de isolinhas, com a utilização de um raio de influência empírico como fator discriminante entre as diferentes classes de recursos, desconsiderando a singularidade dos depósitos minerais. Nenhuma medida real da incerteza associada às estimativas é realizada e, talvez pelo fato da legislação sobre o assunto ser omissa nesse ponto, nem mesmo as validações dos modelos ou análise dos resíduos de interpolação são realizadas.

Com a possibilidade de participação cada vez maior de empresas internacionais na indústria mineral brasileira e com a crescente movimentação no sentido de criar padrões internacionais sabe-se, no entanto, que inevitavelmente mudanças deverão ocorrer, principalmente no sentido de atualização do sistema

de classificação nacional, extremamente defasado, e na capacitação do corpo técnico das empresas.

Deve-se enfatizar que mesmo a fase de inventário e análise dos dados é importante, devendo ser conduzida com cuidado, pois é nessa fase que os dados serão preparados para posterior utilização na quantificação dos recursos e reservas. Do mesmo modo, buscou-se apresentar a importância do conhecimento das distribuições estatísticas dos dados e a utilização das estatísticas descritivas no controle do processamento, além do cuidado que deve ser tomado na obtenção de variogramas representativos. Com esse intuito, essa dissertação buscou utilizar três metodologias com um nível crescente de sofisticação, procurando apresentar alternativas e discutir as limitações encontradas.

Pela análise da Tabela 6.1, nota-se que os resultados absolutos obtidos pelas três metodologias empregadas são bastante similares. No entanto, como mostrou-se ao longo da dissertação, os métodos de simulação estocástica são os únicos que permitem uma real avaliação da incerteza associada à estimativa.

Tabela 6.1. Comparativo dos valores de tonelagens obtidos. No caso dos métodos de simulação seqüencial, os valores correspondem às médias das 100 realizações.

<i>Categoria</i>	<i>KO</i>	<i>SSG</i>	<i>SSI</i>
Carvão in-situ medido	239.283.363,2 ± 4,74%	238.372.365,3 -2,67%; +2,66%	239.778.394,7 -2,91%; +2,24%
Carvão in-situ indicado	124.598.689,6 ± 9,39%	121.157.932,6 -8,76%; +8,07%	122.814.661,1 -6,54%; +7,36%
Carvão in-situ inferido	189.597.613,3 ± 13,79%	187.914.701,1 -11,13%; + 8,09%	189.646.340,8 -11,34%; +10,89%
Recurso medido	168.570.594,9 ± 4,49%	167.295.863,1 -2,94%; +3,85%	168.965.801,5 -3,26%; +2,67%
Recurso indicado	70.996.204,0 ± 9,84%	68.395.633,0 -10,52%; +10,03%	71.001.876,6 -10,99%; +9,12%
Recurso inferido	137.856.333,8 ± 14,20%	135.272.756,9 -14,39%; +8,42%	136.162.470,9 -11,54%; +13,74%
Reserva provada	67.428.237,9 -	66.918.345,2 -2,94%; +3,85%	67.586.320,6 -3,26%; +2,67%
Reserva provável	28.398.481,6 -	27.358.253,2 -10,52%; +10,03%	28.400.750,7 -10,99%; +9,12%

Como pode ser observado, nenhuma categoria teve que ser reclassificada em função dos erros calculados em cada metodologia. Também com ordem de grandeza semelhante, o diferencial está no fato de que os erros obtidos pelos métodos de simulação não são obrigatoriamente simétricos, ao contrário dos erros obtidos por krigagem ordinária, onde uma distribuição normal é assumida para os mesmos. De qualquer forma, deve-se ressaltar o caráter extremamente regular das variáveis em estudo e, em especial, da variável densidade que atenuava a variabilidade da espessura, ao compor a variável auxiliar de acumulação.

Além disso, procurou-se mostrar no estudo comparativo realizado no Capítulo 5, que ambas as metodologias de simulação apresentaram resultados similares quanto ao espaço de incerteza mapeado e quanto às características de precisão e acuracidade na distribuição de valores de saída da simulação.

Dentre os métodos de simulação, apesar de mais trabalhoso, a simulação seqüencial de indicadores mostra-se mais flexível, na medida em que nenhuma hipótese quanto à natureza da distribuição das amostras precisa ser assumida, permitindo que diferentes modelos de continuidade para intervalos de classe distintos da distribuição sejam utilizados. Por essas características, esse método é menos afetado por valores extremos e permite, ao contrário dos demais, uma mistura de populações, desde que os intervalos de classe sejam escolhidos criteriosamente.

Assim, em face aos resultados obtidos, acredita-se ter cumprido os objetivos específicos propostos no item 1.3, na medida em que:

(i) foram quantificados os recursos minerais do depósito e a incerteza associada às estimativas, permitindo-se acessar a incerteza de uma forma direta, robusta e com embasamento teórico;

(ii) as metodologias utilizadas permitiram avaliar os recursos minerais em função de ambos os parâmetros discriminantes entre as classes de recursos (incerteza das estimativas e critérios geométricos), com base em padrões aceitos internacionalmente;

(iii) foram comparados os resultados gerais obtidos, tendo os mesmos se mostrado coerentes.

6.2 Proposta metodológica

Conforme apresentado no item 1.2, a meta dessa dissertação consistia basicamente na criação de uma proposta metodológica que, diante da ineficiência dos métodos até então utilizados, permitisse a incorporação de incertezas às estimativas de recursos e reservas, proporcionando o correto enquadramento nas classes propostas pelos principais sistemas de avaliação e classificação.

A seqüência de passos apresentada a seguir não pretende servir como guia ideal para avaliação e classificação de recursos. A singularidade de cada depósito mineral e a variedade de feições e padrões encontrados na natureza implicam em inevitáveis adaptações e implementações específicas, onde várias etapas citadas aqui poderiam ser simplesmente suprimidas ou várias outras, não utilizadas nessa dissertação, poderiam se fazer necessárias. Com esse intuito e fazendo uma extensão do fluxograma apresentado no Capítulo 1, buscou-se elaborar uma proposta com um caráter geral, englobando as seguintes etapas:

(i) revisão e preparação do banco de dados para tratamento estatístico e geoestatístico, buscando identificar características como mistura de populações e garantindo a homogeneidade dos dados;

(ii) modelo digital do terreno, definição dos limites geográficos e localização espacial das amostras, buscando identificar áreas com agrupamento preferencial;

(iii) definição dos limites geométricos discriminantes entre as categorias de carvão in-situ e recursos a partir dos limites de extrapolação e de afastamento entre mostras adotados;

(iv) definição do objetivo específico da avaliação. Se o estudo fosse de pré-viabilidade ou uma re-avaliação de áreas de caráter interno da empresa, o procedimento adotado no Capítulo 4, com estimativa por krigagem ordinária e cálculo de erro numa base bloco-a-bloco seria plenamente admissível. Por outro lado, para um estudo com um nível maior de detalhe, duas outras questões se apresentam:

- há a necessidade de definir diferentes modelos de continuidade para limites de classe distintos da distribuição de amostras?

- existem dúvidas sobre a multigaussianidade da distribuição da variável em estudo?

Caso haja resposta afirmativa para qualquer uma das perguntas acima, certamente a abordagem de simulação seqüencial de indicadores seria a alternativa mais coerente;

(v) definida a utilização da simulação estocástica acredita-se que a seqüência apresentada ao longo do Capítulo 5 seja robusta o suficiente para permitir o tratamento da maioria dos bancos de dados típicos da área de mineração;

(vi) reconciliação entre os valores estimados e os reais.

6.3 Recomendações

Com vistas tanto à continuidade como ao aprimoramento da metodologia proposta aqui, seria recomendável para trabalhos futuros, verificar a possibilidade de implementar no algoritmo do GSLIB uma alternativa para cálculo de variância que leve em conta os valores dos dados e não apenas suas posições espaciais, verificando-se a resposta das várias propostas citadas na bibliografia (Arik, 1999; Yamamoto, 1989, 1991 e 2001), obtendo-se uma medida mais real da variabilidade da estimativa.

Um estudo sobre a influência do tamanho dos blocos, na incerteza obtida pela metodologia de krigagem ordinária, poderia ser efetuado, já que sabe-se que quanto maior o tamanho de bloco menor será a variância, podendo-se assim deturpar o erro associado.

Nesse estudo, as estimativas de incerteza por simulação geoestatística foram obtidas a partir da variação dos valores mínimos e máximos em relação à média. Como apresentado em várias metodologias de classificação, poderia ser investigada a utilização de um critério estatístico que permitisse definir, mesmo que em termos aproximados, um nível de confiança para o intervalo de variação.

Quanto à possíveis alterações nos códigos de classificação, poderia-se sugerir que as técnicas geoestatísticas recebessem um papel preponderante na classificação de recursos e reservas, determinando inclusive as distâncias de extrapolação admissíveis.

Referências Bibliográficas

- ALABERT, F. 1987. *Stochastic Imaging of Spatial Distributions Using Hard and Soft Information*. Dissertação de Mestrado, Leland Stanford Junior University.
- ANNELS, A.E. 1991. *Mineral Deposit Evaluation: A Practical Approach*. London: Chapman & Hall, 436 p.
- ANNELS, A.E. 1996. *Ore Reserves: Errors and Classification*. Transactions of the Institution of Mining and Metallurgy, Section A, Mining Industry, Vol. 105, p. A150-A156.
- AusIMM. 1999. *Australasian Code for Reporting of Mineral Resources and Ore Reserves (The JORC Code)*. Joint Ore Reserves Committee of The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Australian Institute of Geoscientists and Minerals Council of Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.jorc.org>. Arquivo capturado em setembro de 2001.
- ARIK, A. 1999. *An Alternative Approach to Resource Classification*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 45-53.
- ARMSTRONG, M. 1998. *Basic Linear Geostatistics*. Springer, Berlin, 153 p.
- BARNES, T. 1999. *Practical Post-Processing of Indicator Distributions*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 227-237.

- BIENIAWSKI, Z.T. 1989. *Engineering Rock Mass Classifications: A Complete Manual for Engineers and Geologists in Mining, Civil and Petroleum Engineering*. John Wiley & Sons, Canada, 251 p.
- BONATO, F.S., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2000. *Planejamento de Lavra Baseado na Variabilidade de Atributos Geológicos*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 64, Vol. 53, Nº 4, p. 275-284.
- BONATO, F.S. 2000. *Planejamento de Lavra com Auxílio de Simulação Geoestatística*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 87 p.
- CAMISANI-CALZOLARI, F.A., KRIGE, D.J. & DIXON, J.R. 2000. *The South African Code for Reporting of Mineral Resources and Mineral Reserves and The Geostatistical Implications Involved*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, 11 p.
- CAMISANI-CALZOLARI, F.A. & KRIGE, D.J. 2001. *The SAMREC Code Seen in a Global Context*. 29th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2001), Beijing, China. p. 39-44.
- CAPUTO, H.P. 1969. *Matemática para a Engenharia*. Ed. Ao Livro Técnico S.A., Rio de Janeiro, 416 p.
- CARVALHO, R.M. & REMACRE, A.Z. 1999. *The Importance of Sampling Representativeness: Analyzing Declustering Techniques and Addressing the Question Under Geostatistical Point of View*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 265-273.
- CARVALHO, R.M., REMACRE, A.Z. & SUSLICK, S.B. 2000. *Geostatistical Simulation and Option Pricing Techniques: A Methodology to Integrate Geological Models in The Mining Evaluation Projects*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, 10 p.
- CAYE, B.R., POZZA, E.V., FABRÍCIO, J.A.C. & SÜFFERT, B.R. 1975. *Projeto Carvão no Pré-Barro Branco*. MME, DNPM/CPRM, Supervisão do Departamento de Geologia Econômica, Superintendência Regional de Porto Alegre, 149 p.

- CHILÈS, J.P. & DELFINER, P. 1999. *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley-Interscience Publication, Wiley Series in Probability and Statistics, New York, 695 p.
- CIM. 2000. *Resource and Reserve Definitions: CIM Standards on Mineral Resources and Reserves – Definitions and Guidelines*. CIM Standing Committee on Reserve Definitions, The Canadian Mining and Metallurgical Bulletin, Vol. 93, N^o 1044, p. 53-61.
- CLARK, I. 1979. *Practical Geostatistics*. Applied Science Publishers Ltd., London, 129 p.
- COOMBES, J., THOMAS, G., GLACKEN, I. & SNOWDEN, V. 2000. *Conditional Simulation – Which Method for Mining?* Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, 15 p.
- CORTEZ, L.P., DURÃO, F.O. & SOUSA, J. 1999. *Mineral Resources Estimation Methods: A Comparative Study*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 425-434.
- COSTA, J.F.C.L. 1997. *Developments in Recoverable Reserves and Ore Body Modeling*. PhD Thesis, WH Bryan Mining Geology Research Centre, The University of Queensland, 333 p.
- COSTA, J.F.C.L., KOPPE, J.C., SOUZA, L.E. & PILGER, G.G. 2001a. *Distribuição Espacial de Concreções Piríticas e sua Influência na Performance de Conjuntos Mecanizados em Mina de Carvão*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 65, Vol. 54, N^o 4, p. 287-293.
- COSTA, J.F.C.L., KOPPE, J.C., SOUZA, L.E. & PILGER, G.G. 2001b. *Predicting the Spatial Distribution of Pyrite Concretions and Its Influence in Continuous Coal Mining*. Mineral Resources Engineering, Imperial College Press, Vol. 10, N^o 4, p. 415-425.
- CRUZ JR., A.C. & REMACRE, A.Z. 2001. *Impacto do Efeito Suporte e do Efeito Informação sobre a Recuperação de Reservas*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 65, Vol. 54, N^o 2, p. 137-142.

- DAVID, M. 1977. *Geostatistical Ore Reserve Estimation*. Developments in Geomathematics 2. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam, 364 p.
- DAVID, M. 1988. *Handbook of Applied Advanced Geostatistical Ore Reserve Estimation*. Developments in Geomathematics 6. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam, 216 p.
- DEUTSCH, C.V. 1989. *DECLUS: A Fortran Program for Determining Optimum Spatial Declustering Weights*. Computers & Geosciences, Vol. 15, Nº.3, p. 325-332.
- DEUTSCH, C.V. & JOURNEL, A.G. 1998. *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*. Oxford University Press, New York, 2ª Edição, 369 p.
- DIEHL, P. & DAVID, M. 1982. *Classification of Ore Reserves/Resources based on Geostatistical Methods*. The Canadian Mining and Metallurgical Bulletin, Vol. 75, Nº 838, p. 127-136.
- DIMITRAKOPOULOS, R. 1998. *Conditional Simulation Algorithms for Modelling Orebody Uncertainty in Open Pit Optimization*. International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment, Vol. 12, Nº.4, p. 173-179.
- DOWD, P.A. 1998. *Geostatistics in the United Kingdom – Past, Present and Future*. Proceedings, 27th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'98), The Institution of Mining and Metallurgy, London, United Kingdom, p. 327-335.
- DOWD, P.A. 1999. *Reserves and Resources – Continuity and Levels of Confidence*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p.93-99.
- DOWD, P.A. & PARDO-IGÚZQUIZA, E. 2000. *Incorporating Model Uncertainty in Geostatistical Simulation*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 12 p.
- FABRÍCIO, J.A.C. 1973. *Projeto Carvão de Santa Catarina – Relatório Integrado*. DNPM/CPRM, Supervisão do Departamento de Geologia Econômica, Superintendência Regional de Porto Alegre, 182 p.
- FERGUSON, G. 1997. *Resource and Reserve Estimation*. Mining Magazine, Setembro, p. 163-167.

- FROIDEVAUX, R. 1982. *Geostatistics and Ore Reserve Classification*. The Canadian Mining and Metallurgical Bulletin, Vol. 75, N^o 843, p. 77-83.
- GOOVAERTS, P. 1997a. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press, New York, 483 p.
- GOOVAERTS, P. 1997b. *Kriging vs. Stochastic Simulation for Risk Analysis in Soil Contamination*. IN: A. Soares, J. Gomez-Hernandez & R. Froidevaux, (Ed.), *geoENVI – Geostatistics for Environmental Applications*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, p. 247-258. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www-personal.engin.umich.edu/~goovaert/scrf98.html>. Arquivo capturado em janeiro de 2002. Stanford Center for Reservoir Forecasting, Stanford University, Unpublished annual report no. 11.
- GOOVAERTS, P. 1998a. *Accounting for Estimation Optimality Criteria in Simulated Annealing*. *Mathematical Geology*, Vol. 30, N^o 5, p. 511-534.
- GOOVAERTS, P. 1998b. *Impact of the Simulation Algorithm, Magnitude of Ergodic Fluctuations and Number of Realizations on the Spaces of Uncertainty of Flow Properties*. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www-personal.engin.umich.edu/~goovaert/scrf98.html>. Arquivo capturado em novembro de 2001.
- HENLEY, S. & WATSON, D.F. 1998. *Possible Alternatives to Geostatistics*. Proceedings, 27th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'98), The Institution of Mining and Metallurgy, London, United Kingdom, p. 337-353.
- HUSTRULID, W. & KUČHTA, M. 1995. *Open Pit Mine: Planning & Design*. A.A. Balkema Publishers, Netherlands, Vol. 1, 636 p.
- IMM. 2001. *Code for Reporting of Mineral Exploration Results, Mineral Resources and Mineral Reserves (The Reporting Code)*. Institution of Mining and Metallurgy, European Federation of Geologists and The Institute of Geologists of Ireland. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.imm.org.uk/rescode/reportingcode.doc>. Arquivo capturado em outubro de 2001.
- ISAAKS, E.H. & SRIVASTAVA, M.R. 1989. *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York, 561 p.

- ISAAKS, E.H. 1990. *The Application of Monte Carlo Methods to The Analysis of Spatially Correlated Data*, PhD Thesis, Leland Stanford Junior University, USA, 213 p.
- JOHNSON, M.E. 1987. *Multivariate Statistical Simulation*, John Wiley & Sons, New York, 230 p.
- JOURNEL, A.G. 1974. *Geostatitics for Conditional Simulation of Ore Bodies*, Economic Geology, Vol. 69, No. 5, p. 673-687.
- JOURNEL, A.G. & HUIJBREGTS, C.J. 1978. *Mining Geostatitics*, Academic Press, London, 600 p.
- JOURNEL, A.G. 1983. *Non-parametric Estimation of Spatial Distributions*, Mathematical Geology, Vol. 15, No. 3, p. 445-468.
- KREBS, A.S.J. *et al.* 1994. *Potencial Mineral para Não-Metálicos do Município de Criciúma/SC*, Porto Alegre: CPRM/MME, Série Recursos Minerais Nº 3, Programa de Informações Básicas para Gestão Territorial de Santa Catarina – PROESC, 45 p.
- KRIGE, D.G. 1996a. *A Practical Analysis of The Effects of Spatial Structure and of Data Available and Accessed, on Conditional Biases in Ordinary Kriging*. Proceedings, Wollongong'96 International Geostatistics Congress, E.Y Baafi & N.A. Schofield Editors, Kluwer Academic Publishers, Wollongong, Austrália, Vol. 2, p. 799-810.
- KRIGE, D.G. 1996b. *A Basic Perspective on The Roles of Classical Statistics, Data Search Routines, Conditional Biases and Information and Smoothing Effects in Ore Block Valuations*. Proceedings, Conference on Mining Geostatistics, Geostatistical Association of South Africa, Kruger National Park, África do Sul, p. 1-10.
- KRIGE, D.G. & ASSIBEY-BONSU, W. 2000. *Limitations in Accepting Repeated Simulations to Measure The Uncertainties in Recoverable Resource Estimates Particularly For Sections of An Ore Deposit*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 8 p.
- LLOYD, C.D. & ATKINSON, P.M. 2000. *Comparison of Kriging with Sequential Indicator Simulation for Assessing Uncertainty in Digital Terrain Models*.

- Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 10 p.
- LLOYD, C.D. & ATKINSON, P.M. 2001. *Assessing Uncertainty in Estimates With Ordinary and Indicator Kriging*. Computers & Geosciences, Nº 27, p. 929-937.
- MACHADO, I.F., SOUZA, P.A., BARBOZA, F.L., FIGUEIREDO, M.A.F. & COSTA, F.S.F. 1992. *Bases Técnicas de Um Sistema de Quantificação do Patrimônio Mineral Brasileiro*. MME/Secretaria Nacional de Minas e Metalurgia, Departamento Nacional da Produção Mineral, Série de Estudos de Política e Economia Mineral, Nº 5, 28 p.
- MATHERON, G. 1963. *Principles of Geostatistics*. Economic Geology, Nº 58, p. 1246-1266.
- MISKELLY, N. 2001. *Accelerated Progress on World Mineral Reserves Reporting Standards*. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.jorc.org/miskelly.htm>. Arquivo capturado em setembro de 2001.
- MOEBS, N.N. 1983. *Geologic Studies in Ground Control*, Proceedings Bureau of Mines, Technology Transfer Seminars, Pittsburgh, USA.
- MWASINGA, P.P. 1996. *Sequential Indicator Conditional Simulation: Typical Witwatersrand Gold Distribution*. Proceedings, Conference on Mining Geostatistics, Geostatistical Association of South Africa, Kruger National Park, África do Sul, p. 39-47.
- MWASINGA, P.P. 2001. *Approaching Resource Classification: General Practices and The Integration*. Proceedings, 29th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2001), Beijing, China, p. 97-104.
- MÜLLER, A.A., SANTOS, H.M., SCHMITT, J.C.C., MACIEL, L.A.C., BERTOL, M.A. & CÉSAR, S.B. 1987. *Perfil Analítico do Carvão*, Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional da Produção Mineral, Boletim Nº 6, 2^a Edição, 140 p.
- MYERS, J.C. 1996. *Geostatistical Error Management: Quantifying Uncertainty For Environmental Sampling And Mapping*. Van Nostrand Reinhold, New York, USA, 545 p.

- NSW, Dept. of Mineral Resources. 2000. *Guidelines for The Estimation and Reporting of Australian Black Coal Resources and Reserves*. Coalfield Geology Council of The New South Wales Department of Mineral Resources. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.minerals.nsw.gov.au/geosurvey/coal/resguide.htm>. Arquivo capturado em setembro de 2000.
- OLEA, R.A. 1999. *Geostatistics for Engineers and Earth Scientists*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, Massachusetts, USA, 303 p.
- OLIVEIRA, S.A., KOPPE, J.C. & COSTA, J.F.C.L. 1995. *Overburden Volume Estimation Assisted by Geostatistics in Open Cast Coal Mine*. Proceedings, 24th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'95), Brisbane, Australia, p. 181-187.
- PANNATIER, Y. 1996. *Variowin: Software for Spatial Data Analysis in 2D*. Springer-Verlag, New York, USA, 91 p.
- PARDO-IGÚZQUIZA, E. & DOWD, P.A. 2001. *VARIOG2D: A Computer Program for Estimating the Semi-Variogram and Its Uncertainty*. Computers & Geosciences, Vol. 27, N^o. 5, p. 549-561.
- PERONI, R. 1998. *Introdução de Variável Espectro-Colorimétrica no Modelamento e Planejamento de Jazidas de Caulim e Comparação da Seletividade Produzida por Modelos de Diferentes Dimensões*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 125 p.
- PERONI, R., COSTA, J.F.C.L., KOPPE, J. & PETTER, C. 2000. *New Mine Planning Strategies Applied to Kaolin Deposits*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 9 p.
- PHILLIPS, R. 2000. *The Liability of Company Directors and Competent Persons for Resource/Reserve Disclosure*. Mineral Industry Consultants Association (MICA), The Codes Forum, Sydney, Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.mica.org.au/pdf/phillips1.pdf>. Arquivo capturado em março de 2001.
- PILGER, G.G., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2000. *Projeto de Amostragem: Uma Proposição Baseada em Simulação Estocástica*. Revista Escola de

Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 64, Vol. 53, Nº 4, p. 265-274.

- PILGER, G.G. 2000. *Critérios para Locação Amostral Baseados em Simulação Estocástica*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 127 p.
- RENDU, J.M. 1999. *International Definitions of Mineral Resources and Mineral Reserves – A U.S. Perspective*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p.27-34.
- RENDU, J.M. 2000. *International Aspects of Resource and Reserve Reporting Standards*. Mineral Industry Consultants Association (MICA), The Codes Forum, Sydney, Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.mica.org.au/pdf/rendu1.pdf>. Arquivo capturado em março de 2001.
- RICHMOND, A. & DIMITRAKOPOULOS, R. 2000. *Evolution of a Simulation: Implications for Implementation*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 11 p.
- RIVOIRARD, J. 2000. *Weighted Variograms*. Proceedings, 6th International Geostatistical Congress (Geostats 2000), CD-ROM, Cape Town, South Africa, 11 p.
- ROSSI, M.E. 1994. *Of Tool Makers and Tool Users*. Geostatistics, 7(2):7-9.
- ROSSI, M.E. & ALVARADO C., S.B. 1998. *Conditional Simulations Applied to Recoverable Reserves*. Proceedings, 27th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'98), The Institution of Mining and Metallurgy, London, United Kingdom, p. 187-199.
- ROSSI, M.E. 1999. *Uncertainty and Risk Models for Decision-Making Processes*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 185-195.
- SAMREC. 2000. *South African Code for Reporting of Mineral Resources and Mineral Reserves (The SAMREC Code)*. The South African Mineral Resource

Committee (SAMREC) and South African Institute of Mining and Metallurgy. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: http://www.saimm.co.za/pages/comppages/samrec_version.pdf. Arquivo capturado em outubro de 2001.

- SCHUENEMEYER, J.H. & POWER, H.C. 2000. *Uncertainty Estimation for Resource Assessment – An Application to Coal*. *Mathematical Geology*, Vol. 32, Nº 5, p. 521-541.
- SME. 1999. *A Guide for Reporting Exploration Information, Mineral Resources, and Mineral Reserves*. The Resources and Reserves Committee of The Society for Mining, Metallurgy and Exploration. 17 p.
- SOUZA, L.E., GAMBIN, F., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001a. *Estimativa de Incerteza na Classificação de Recursos Minerais por Simulação Geoestatística*. *Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica)*, Ano 65, Vol. 54, Nº 2, p. 143-148.
- SOUZA, L.E., WEISS, A.L., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001b. *Impacto do Agrupamento Preferencial de Amostras na Inferência Estatística: Aplicações em Mineração*. *Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica)*, Ano 65, Vol. 54, Nº 4, p. 257-266.
- SOUZA, L.E., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2002. *A Geostatistical Contribution to the Use of Resource/Reserves Classification Systems*. *Proceedings, 30th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2002)*, Phoenix, Arizona USA, p. 73-84.
- SRIVASTAVA, R.M. 1994. *Thoughts and Comments on Conditional Simulation Algorithms*. *Geostatistics*, 7(2):9-10.
- STANGLER, R.L., ARMSTRONG, M., STRIEDER, A.J., KOPPE, J.C. & COSTA, J.F.C.L. 2001. *Geostatistical Framework for Modeling Clay Deposits: Nova Veneza Case Study in Southern Brazil*. *Geostatistics Rio 2000, Proceedings, 31th International Geological Congress, Geostatistics Sessions*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht Holland, p. 131-146.
- STANGLER, R.L., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001. *Risk in Stripping Ratio Estimation*. *Proceedings, 29th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2001)*, Beijing, China, p. 81-86.

- STEPHENSON, P.R. & STOKER, P.T. 1999. *Classification of Mineral Resources and Ore Reserves*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 55-67.
- STEPHENSON, P.R. 2000a. *The JORC Code – Its Operation and Application*. Mineral Industry Consultants Association (MICA), The Codes Forum, Sydney, Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.mica.org.au/pdf/stephenson1.pdf>. Arquivo capturado em março de 2001.
- STEPHENSON, P.R. 2000b. *The 1999 JORC Code and The Mining Professional*. 4th International Mining Geologists Conference, Coolumb, Queensland, Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.jorc.org/pdf/stephenson2.pdf>. Arquivo capturado em março de 2001.
- THWAITES, A.M. 1998. *Assessment of Geological Uncertainty for a Mining Project*. Proceedings, 27th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'98), The Institution of Mining and Metallurgy, London, United Kingdom, p. 391-404.
- UN-ECE. 1996. *United Nations International Framework Classification for Reserves/Resources – Solid Fuels and Mineral Commodities*. Publicação das Nações Unidas, Genebra, Suíça.
- VALENTE, J.M.G.P. 1982. *Geomatemática - Lições de Geoestatística*. Ouro Preto, Fundação Gorceix, Vol. 4, p. 714-1062.
- VALLÉE, M. 1999a. *Toward Resource/Reserve Estimation, Inventory and Reporting Standards*. Proceedings, 28th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'99), Colorado School of Mines, Golden, Colorado USA, p. 69-76.
- VALLÉE, M. 1999b. *Resource/Reserve Inventories: What Are The Objectives?* The Canadian Mining and Metallurgical Bulletin, Vol. 92, N^o 1031, p. 151-155.
- WEATHERSTONE, N. 2000. *Rio Tinto's Adoption of the JORC Code as a World Reporting Standard*. Mineral Industry Consultants Association (MICA), The Codes Forum, Sydney, Australia. [online] Disponível na Internet via WWW. URL: <http://www.mica.org.au/pdf/weatherstone1.pdf>. Arquivo capturado em março de 2001.

- WELLMER, F.W. 1983. *Classification of Ore Reserves by Geostatistical Methods*. ERZMETALL, 36(7/8):315-321.
- YAMAMOTO, J.K. 1989. *Novo Método para Modelagem de Jazidas e Avaliação de Reservas*. Revista Brasil Mineral, 68:52-56.
- YAMAMOTO, J.K. 1991. *Comparação de Métodos Computacionais para Avaliação de Reservas: Um Estudo de Caso na Jazida de Cobre de Chapada, GO*. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia, Universidade de São Paulo, Instituto de Geociências, 175 p.
- YAMAMOTO, J.K. 2001. *Computational of Global Estimation Variance in Mineral Deposits*. Proceedings, 29th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2001), Beijing, China, p. 61-65.
- ZINGANO, A.C. 1996. *Estimativa e Simulação Geoestatística do Teor de Óleo na Jazida de Folhelho Pirobetuminoso da Mina Paiol Grande, São Mateus do Sul - PR*. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 114 p.

Apêndice A

Normas para avaliação e apresentação de recursos e reservas de carvão pelo código JORC

Nesse apêndice são apresentados os principais aspectos das normas para avaliação, classificação e relatório de bens minerais in-situ, recursos minerais e reservas minerais do código JORC. As definições básicas que foram consideradas importantes para o desenvolvimento desse trabalho foram extraídas e sumarizadas a partir de NSW (2000).

A.1 Avaliação de reservas de carvão

A.1.1 Introdução

O escopo deste documento é esquematizar a metodologia que deveria normalmente ser seguida para avaliação quantitativa e qualitativa de reservas e recursos carboníferos. Estas normas têm um caráter amplo de maneira a acomodar a grande variação de depósitos de carvão em termos de posição, qualidade e ambiente geológico e, ainda, definir a responsabilidade final da “Pessoa Responsável” pela a exatidão numérica dos recursos e reservas.

A.1.2 Apresentação da terminologia

Relatórios relacionados com carvão precisam utilizar os termos apresentados na Figura 1 Nesta figura são definidos o sistema para classificação e a relação entre as categorias "in situ", recursos e reservas. Apresenta também os diferentes níveis de confiança geológica e diferentes graus utilizados para avaliação técnica e econômica.

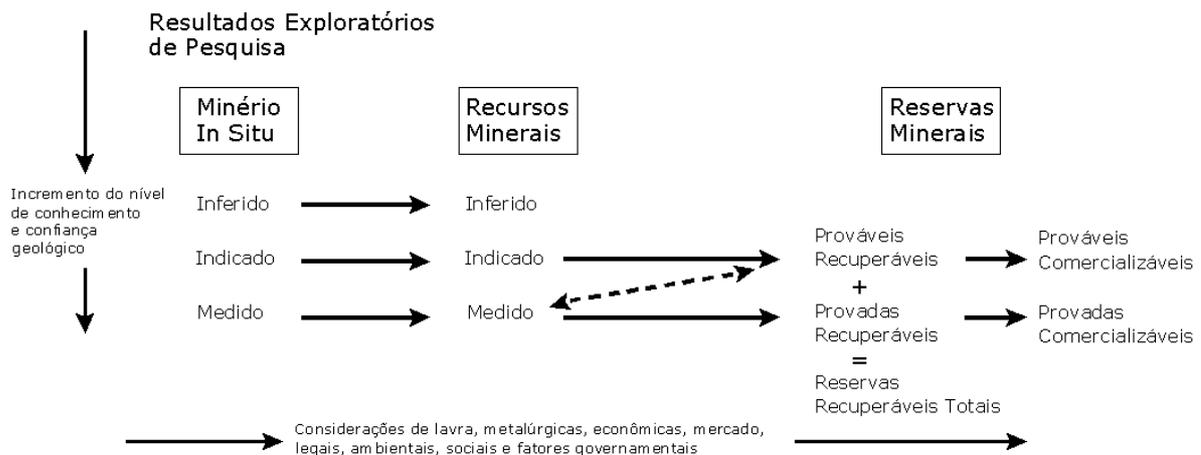


Figura A.1. Relação entre as categorias de carvão "in situ", recursos e reservas (traduzido de NSW, 2000).

A.1.3 Definições específicas

A.1.3.1 Pessoa responsável

A "Pessoa Responsável" precisaria ter uma educação formal com qualificação de nível superior em geologia ou engenharia de minas e cinco anos de experiência relevante na indústria carbonífera. Se a "Pessoa Responsável" está estimando ou supervisionando a estimativa de Recursos Carboníferos, a experiência relevante precisa ser em estimativa ou avaliação de Recursos Carboníferos. Se a "Pessoa Responsável" está estimando ou supervisionando a estimativa de Reservas Carboníferas, a experiência relevante precisa ser em estimativa ou avaliação e extração econômica de Reservas Carboníferas. Uma

"Pessoa Responsável" precisa também ser membro ou sócio do The Australasian Institute of Mining and Metallurgy e/ou Australian Institute of Geoscientists.

A.1.3.2 Pontos de observação

São intersecções da camada de carvão, em local conhecido, que forneçam informações sobre o carvão por observação, medição e/ou verificação feitas em locais onde haja exposição na superfície ou no subsolo, testemunhos de sondagem, descrição geofísica de furos e/ou perfuração sem recuperação de testemunho. Qualquer Ponto de Observação deverá permitir determinar a presença de carvão de maneira não ambígua.

Resultados interpretativos são observações relativas ao carvão onde as informações são insuficientes para, de forma não ambígua, determinar a presença de carvão (espessura e qualidade). Uma companhia, quando relatando resultados interpretativos, deveria obrigatoriamente demonstrar a fundamentação técnica para estes resultados.

Resultados interpretativos podem incluir resultados de mapeamento sísmico, magnético, gravimétrico e outros métodos de pesquisa geológica e geofísica e não devem fornecer uma estimativa de qualidade ou quantidade.

A.1.3.3 Carvão "in situ"

É considerado carvão "in situ" qualquer ocorrência de carvão na crosta da Terra que possa ser estimado e descrito sem considerar espessura, profundidade, qualidade ou explotabilidade. **Carvão "in situ"** será relatado em termos de categorias Medida, Indicada e Inferida.

A.1.3.4 Carvão "in situ" inferido

Um carvão é considerado **inferido** quando tonelagens e parâmetros qualitativos podem ser estimados ainda que com um baixo nível de segurança. As tonelagens e os parâmetros qualitativos são inferidos de evidências geológicas e são adotadas mas não verifica a continuidade geológica baseada em informação reunida a partir de pontos de observação confirmados por resultados interpretativos.

A.1.3.5 Carvão "in situ" indicado

Um carvão é considerado **indicado** quando tonelagens e parâmetros qualitativos podem ser estimados com um razoável nível de segurança, baseado em informações reunidas de pontos de observação confirmadas por resultados interpretativos. Elas são insuficientes para confirmar a continuidade geológica, mas suficientes o bastante para que essa continuidade seja assumida.

A.1.3.6 Carvão "in situ" medido

Um carvão é considerado **medido** quando tonelagens e parâmetros qualitativos podem ser estimados com um alto nível de segurança, baseados em informações reunidas de pontos de observação confirmados por resultados interpretativos, com um espaçamento tão próximo que permita confirmar a continuidade geológica.

A.1.3.7 Recurso de carvão

É aquela parte da categoria de Carvão "In Situ" em tal forma e quantidade que há razoável possibilidade para uma eventual extração econômica. Recursos de carvão serão também descritos em termos das categorias Inferido, Indicado e Medido.

A.1.3.8 Reserva de carvão

É a parte economicamente minerável de um recurso de carvão medido ou indicado. Isso inclui diluição do material e estimativa de perdas que podem ocorrer quando o carvão é minerado. A avaliação apropriada, que pode incluir estudos de viabilidade, deve ser executada e incluir considerações assumindo realisticamente aspectos de mineração e beneficiamento, aspectos econômicos, de *marketing* e aspectos legais e ambientais além de fatores sociais e governamentais. Esta avaliação demonstra na conclusão do relatório que a extração é viável e justificada.

A.1.3.9 Reserva provável

É a parte economicamente minerável classificada como recurso de carvão indicado e, em algumas circunstâncias, como recurso de carvão medido. Inclui perdas que podem ocorrer quando o carvão é minerado. Ao elaborar a avaliação de reservas, que pode incluir estudos de viabilidade, devem ser efetuadas e incluídas considerações realísticas, quanto aos métodos de lavra, beneficiamento, aspectos econômicos, de *marketing*, legais, ambientais, sociais e governamentais. Esta avaliação demonstra na conclusão do relatório que a extração é viável e justificada.

A.1.3.10 Reserva provada

É a parte economicamente minerável de um recurso de carvão medido. Inclui perdas que podem ocorrer quando o carvão é minerado. Ao elaborar a avaliação, que pode incluir estudos de viabilidade, devem ser efetuadas e incluídas considerações realísticas quanto aos métodos de lavra e beneficiamento, aspectos econômicos, de *marketing*, legais, ambientais, sociais e governamentais. Esta avaliação demonstra na conclusão do relatório que a extração é justificada.

A.1.3.11 Reserva recuperável total

Reservas de carvão prováveis e provadas podem ser combinadas e relatadas como **Reservas carboníferas recuperáveis totais**. **Reservas comercializáveis** são as tonelagens de carvão de uma dada qualidade e certo teor de umidade disponível para venda depois do beneficiamento de reservas de carvão. O fundamento utilizado para quantificar as reservas de carvão comercializáveis deve ser bem esclarecido. Se o carvão for comercializado sem qualquer beneficiamento, as reservas de carvão comercializáveis serão iguais às reservas de carvão.

A.1.4 Avaliação de carvão "in situ" e recursos de carvão

A.1.4.1 Carvão "in situ"

Carvão "in situ" abrange as estimativas de um carvão importante para se fazer o reconhecimento de sua existência, mas para o qual não exista possibilidade de extração econômica numa determinada época. Pode incluir também o carvão com espessura não economicamente lavrável, não acessível por questões ambientais e de segurança, por algum obstáculo em termos de legislação ou por algum parâmetro de qualidade. A avaliação de carvão in situ deve ser efetuada da mesma forma que para recursos de carvão.

A.1.4.2 Recursos de carvão

Recursos de carvão podem apenas ser estimados a partir de dados obtidos de **pontos de observação** geralmente apoiados por **resultados interpretativos**. Um **ponto de observação** para verificação de qualidade de carvão é normalmente obtido do exame de superfícies expostas na superfície no subsolo, ou da análise de furos de sondagem. Técnicas geofísicas aplicadas em locais que não os dos furos, não são diretamente pontos de observação, mas podem incrementar a confiabilidade na continuidade das camadas entre os pontos de observação, especialmente na categoria de recursos inferidos. Um ponto de observação para estimativa quantitativa de carvão poderá não ser utilizado obrigatoriamente para avaliação qualitativa do carvão.

Recursos carboníferos são estimados pela multiplicação da extensão em área da(s) camada(s) de carvão (definida pela área de influência dos pontos de observação e fatores técnicos e econômicos, por exemplo, espessura mínima de camada, profundidade e qualidade), pela espessura da(s) camada(s), e pela densidade in situ. A Pessoa Responsável deveria assegurar que a correta densidade in situ seja aplicada.

Se qualquer parâmetro da camada (por exemplo conteúdo de cinza, recuperação) cair abaixo do nível para o qual exista "possibilidade razoável de eventual extração econômica" ao longo de uma área contínua, então os Recursos Carboníferos não poderiam ser estimados para a camada naquela área. Se houverem razões convincentes para manter a categoria (por exemplo, a área deve ser minerada para acessar recursos de qualidade superior ou a camada

deve ser minerada para acessar outra camada de maior potencial) a Pessoa Responsável deveria explicar as razões. Da mesma forma, se qualquer consideração geológica, técnica ou cultural (por exemplo, intrusões abrangentes, profundidade excessiva, altura de galeria limite em minas subterrâneas, áreas protegidas ou reservadas em superfície) que evite que exista "possibilidade razoável de eventual extração econômica" da camada ou de parte dela, os Recursos Carboníferos não poderiam ser estimados para a camada ou para a parcela relevante da camada, na área. A Pessoa Responsável poderia explicar estas considerações.

As seguintes estimações poderia ser usadas as quando condições geológicas forem consideradas favoráveis:

Recursos de carvão inferidos têm baixo nível de confiabilidade. A densidade e distribuição dos pontos de observação confirmados pelos resultados interpretativos pode fornecer compreensão suficiente das condições geológicas para inferir continuidade das camadas entre os pontos de observação e permitir que uma estimativa da ordem de grandeza de espessura e de parâmetros qualitativos seja feita. Recursos carboníferos inferidos podem ser estimados utilizando dados obtidos de pontos de observação separados de até 4 km. Esta distância pode ser aumentada se auxiliada por resultados interpretativos adequados. Tendências de espessura e qualidade de carvão não podem ser extrapolados mais que 2 km dos pontos de observação.

Recursos de carvão indicados têm um razoável nível de confiabilidade. A densidade, distribuição e integridade dos pontos de observação confirmados por resultados interpretativos, usados para gerar os Recursos Carboníferos Indicados são suficientes para permitir uma estimativa realística das espessuras médias de carvão, extensão em área, profundidade, qualidade e quantidade "in situ". Fornece um nível de confiabilidade ao depósito suficiente para elaborar planos de lavra e determinar a qualidade do provável produto. Além disso, há razoável expectativa de que a estimativa de recursos de carvão para o depósito não variará mais que 20% com exploração mais detalhada.

Recursos carboníferos indicados podem ser estimados utilizando dados obtidos de pontos de observação separados de até 2 km, mas normalmente até uma distância menor que 1 km. Resultados interpretativos podem fornecer um aumento de confiabilidade tal que permita aumentar a distância sob condições

favoráveis. Tendências de espessura e qualidade de carvão não podem ser extrapolados por mais de 1 km dos pontos de observação.

Recursos de carvão medidos têm um alto nível de confiabilidade. A densidade, distribuição e integridade dos pontos de observação, apoiados por resultados interpretativos, utilizados para classificar recursos de carvão medidos são suficientes para permitir uma estimativa confiável de espessuras de carvão, extensão em área, profundidade, qualidade e quantidade. Fornece um nível de confiabilidade ao depósito suficiente para gerar planos de lavra detalhados, determinar custos de mineração e determinar especificações para um produto comerciável. Além disto, há razoável expectativa de que a estimativa de recursos carboníferos para o depósito não variará mais que 10% com exploração mais detalhada.

Recursos de carvão medidos podem ser estimados utilizando dados obtidos de pontos de observação separados de até 1 km, mas normalmente até uma distância menor que 500 m. Resultados interpretativos podem fornecer aumento de confiabilidade tal que permita aumentar a distância sob condições favoráveis. Tendências de espessura e qualidade de carvão não podem ser extrapolados por mais de 500 metros dos pontos de observação.

Devem ser salientados os locais onde ocorram falhas, intrusões, fraturas ou variações significativas na espessura ou qualidade num espaçamento inferior à distância entre os pontos de observação apoiados por resultados interpretativos.

Qualquer estimativa de recursos de carvão e de carvão "in situ" precisa claramente determinar todos os fatores utilizados na avaliação, incluindo valor em área, espessura e densidade "in situ". A avaliação de toneladas de recursos de carvão poderiam ser arredondadas proporcionalmente à precisão da própria avaliação. Os procedimentos de avaliação deveriam ser transparentes e reproduzíveis.

A.1.4.3 Avaliação de reservas de carvão

Reservas prováveis, provadas, recuperáveis totais e reservas de carvão comercializáveis são coletivamente chamadas de reservas de carvão.

Reservas de carvão podem apenas ser derivadas de recursos medidos e indicados incluídos dentro de um plano de lavra: representam as toneladas de carvão esperadas para lavra e apresentadas como carvão ROM (*Run of Mine*). Recursos de carvão indicados são adequados para estimar reservas de carvão recuperáveis prováveis. Apenas recursos de carvão medidos são adequados para um planejamento detalhado de mineração e avaliação de reservas de carvão provadas.

Na avaliação de reservas de carvão, a recuperação da lavra e ajustes de umidade precisam ser aplicados aos recursos de carvão.

A recuperação da lavra dependerá do método de mineração proposto e pode ser expressa em termos da quantidade específica de carvão perdida para cada camada ou, alternativamente, como uma percentagem da recuperação total da lavra. A menos que um fator específico seja determinado a partir de estudos conceituais, índices de recuperação de lavra historicamente verificados para o método de mineração proposto na área poderiam ser utilizados. Se estas informações não estão disponíveis ou se a recuperação da lavra é incerta devido à complexidade da geologia, fatores de recuperação de 50% e 90% podem ser aplicados para recursos de carvão em subsolo e a céu-aberto, respectivamente.

As reservas de carvão podem ser reduzidas por aspectos técnicos (por exemplo, estabilidade, máxima e mínima seção, afastamento da camada), aspectos qualitativos (conteúdo de cinza, material volátil, escala de produção) ou fatores econômicos (relação estéril/minério). Reservas de carvão devem ser estimadas separadamente para minas em subsolo e céu-aberto.

Reservas de carvões comercializáveis são estimadas pela adoção de uma produção prevista e a aplicação de redutores de umidade nas reservas de carvão. Se o carvão for vendido bruto, as reservas comercializáveis serão iguais às reservas de carvão.

Qualquer estimativa de reservas de carvão precisa claramente determinar todos os fatores utilizados na avaliação, incluindo a extensão em área, espessura e densidade "in situ". A avaliação de tonelagens de reservas de carvão poderiam ser arredondadas proporcionalmente com a precisão da avaliação. Os procedimentos de avaliação deveriam ser transparentes e reproduzíveis.

Apêndice B

Banco de dados

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
BG01A	652504	6855614	2,80		55,80	21,10	5,30	(*****)
BG02	651494	6856694	(*)	2,17				
BG03	651494	6855694	(*)	1,90				
BG04	650394	6855749	1,46	2,10	69,30	19,50	4,23	(*****)
BG05	652489	6854694	3,35	2,31	64,10	23,80	4,60	(*****)
BG06	651559	6854659	(*)	1,96				
BG07	650494	6854694	(*)	2,08				
BG08	652994	6853694	3,45	1,96	54,00	25,00	1,53	(*****)
BG09	651494	6853694	(*)					
BG10	650524	6853669	(*)	2,10				
BG11	649504	6853719	(*)	2,20				
BG12	648564	6853819	(*)					
BG124	650974	6844714	1,94					
BG125	649474	6846704	(***)					
BG126	649994	6847694	2,85					
BG13	654519	6852694	4,60	2,02	57,80	26,30	6,80	(*****)
BG14	653489	6852694	2,83	1,82	41,50	29,60	2,46	(*****)
BG15	652524	6852669	(***)	1,98				
BG16	651494	6852694	(*)					
BG17	650484	6852664	(*)					
BG19	649519	6854724	(*)	2,16	68,60	17,70	2,95	(*****)
BG20	648494	6854694	(*)	2,05				
BG21	654494	6851694	(*)					
BG22	652509	6848714	2,28	2,14	65,40	17,20	4,51	(*****)
BG23	652584	6851914	3,70	2,00				
BG24	651494	6851674	(*)	2,13				
BG25	649471	6849679	3,45	1,98				
BG26	649474	6851694	(*)					
BG27	648494	6851694	3,04	1,95	58,50	24,90	5,63	(*****)
BG28	647459	6851504	(*)	1,92				
BG29	652494	6850654	4,29		58,10	13,60	5,40	(*****)

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
BG30	651509	6850709	(*)					
BG31	650494	6850694	(**)					
BG32	652494	6849694	(*)					
BG33	648470	6850695	(*)	1,81				
BG34	647448	6850706	(*)		50,50	16,50	4,90	(*****)
BG35	651494	6849694	3,50	1,97	62,80	8,10	2,90	(*****)
BG36	650484	6849704	(***)		65,20	12,40	5,60	
BG37	648469	6849724	3,08		52,70	13,50	3,90	(*****)
BG38	651494	6848624	(*)		72,10	5,50	4,40	(*****)
BG39	650954	6848694	2,60		67,70	6,30	4,30	(*****)
BG40	649494	6848719	(*)		49,20	13,40	6,50	(*****)
BG41	648481	6848667	(*)					
BG42	651014	6847694	(*)		56,00	9,70	5,80	(*****)
BG43	649464	6847694	(*)					
BG44	648524	6847694	2,05					
BG45	650994	6846719	(*)		72,20	7,50	5,10	(*****)
BG46	648459	6846679	3,16		74,50	9,50	4,40	(*****)
BG47	650994	6845694	(*)		69,20	5,80	3,30	(*****)
BG48	649494	6845694	2,93					
BG49	647494	6845694	(*)		62,90	13,60	5,10	(*****)
BG50B	649494	6844694	(*)					
BG51	648494	6844694	(***)					
BG52	646494	6844694	2,79		62,50	9,70	3,20	(*****)
BG53	648994	6843684	(*)					
BG54	648014	6843724	(*)		56,00	9,70	5,80	(*****)
BG60	651984	6862694	(****)					
BG61	650994	6862659	(****)					
BR06	649144	6845344	2,38		58,00			
BR07	650274	6849774	(*)		50,20			
BR10	653514	6854974	4,35		49,60			
E01	650291	6847705	3,33	2,10	60,90		5,35	
E02	650316	6847438	3,69	2,03	58,60		4,47	
E03	650254	6847166	2,61	2,04	63,30		4,55	
E04	650591	6847117	3,43	2,04	62,20		4,83	
E05	650488	6846163	(**)	2,06	62,30		4,82	
E06	650299	6846879	3,20	2,02	64,50		4,92	
E07	650083	6847169	3,33	2,01	63,00		4,62	
E08	648572	6846111	3,28	2,04	63,30		4,69	
E09	649963	6847429	2,08	2,17	72,90		2,34	
E10	650794	6847544	3,35	1,96	60,20		7,08	
E100	649585	6847477	3,30		60,37		3,12	
E101	649792	6847591	3,25					
E102	649799	6847490	2,68		62,09			
E104	649937	6847645	3,15					
E105	649599	6847740	3,06					
E106	649934	6847555	(**)					
E11	651005	6847956	2,77	2,06	63,90		5,43	
E111	649670	6847320	3,05					
E117	649285	6847000	3,28					
E12	651023	6847699	3,95	2,04	59,90		4,50	
E13	651500	6847693	3,60	2,09	62,80		5,21	
E130	649330	6846780	2,77					

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E14	651509	6848202	3,57	2,06	61,30		5,01	
E15	651998	6848190	3,58	2,15	66,30		5,60	
E16	650494	6847694	3,52	1,93	56,10		5,05	
E165	647732	6846630	3,16	2,17	59,37			
E166	651392	6846691	3,50	2,12	61,79			
E167	651608	6846900	(***)		66,06		5,11	
E168	648275	6846000	3,20		62,50		4,00	
E169	651935	6846982	(***)		67,00		5,16	
E17	651004	6847194	3,67	2,02	61,30		4,84	
E170	651729	6846779	(*)					
E171	652215	6846770	(***)		65,49		4,83	
E172	651620	6847385	(***)		62,55		4,38	
E173	651076	6847032	(***)		61,41		4,52	
E174	651223	6847337	(***)		60,90		5,92	
E175	651279	6847541	(***)		57,42		3,44	
E176	651255	6847774	(***)		60,81		3,69	
E177	651574	6847893	(**)					
E178	647092	6846139	3,31		58,98		3,26	
E179	651698	6847787	3,90		66,28		4,86	
E18	652009	6847696	(**)	2,02	60,70		3,98	
E180	651810	6847743	3,91					
E181	650901	6847001	3,61		60,78		5,79	
E182	650664	6846887	3,74		60,00		3,67	
E183	651771	6848383	3,68		69,02		3,78	
E184	652135	6848745	3,64		69,34			
E185	652526	6848390	(***)		73,40		2,82	
E186	652789	6848743	(*)					
E188	651145	6846959	(***)					
E19	650500	6846696	3,40	1,93	57,80		6,53	
E190	651475	6846997	(**)					
E195	651235	6846615	(***)		55,37		4,10	
E197	651015	6846590	3,35		63,06		4,26	
E199	651514	6846675	(***)		64,48			
E20	651505	6847199	3,63	2,05	63,70		6,33	
E200	651053	6846997	3,28		59,62		6,19	
E201	651362	6846517	(***)		61,41			
E202	651248	6846320	(*)					
E203	651630	6846465	2,54				2,66	
E204	650954	6845942	(***)		59,71		4,76	
E205	651479	6846000	3,05		58,86			
E206	651129	6847030	(***)					
E207	650760	6846967	3,37		60,28			
E208	650798	6847142	3,38					
E209	650980	6847348	(***)					
E21	650941	6846205	3,85	2,10	64,40		4,61	
E210	650776	6846706	3,30					
E211	650320	6846556	(*)					
E212	648895	6850312	3,37	1,90	59,16	15,83	4,87	2944
E22	651755	6847198	2,79	2,13	66,50		4,93	
E23	651285	6846963	4,15	2,24	63,60		4,23	
E24	651075	6845154	1,81	1,91	52,80		5,57	
E243	649019	6845312	3,31					

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E244	648879	6845604	2,96					
E248	649237	6845962	3,23					
E25	652567	6848086	2,47	2,18	70,50		3,17	
E250	648096	6845075	3,39					
E251	647342	6845043	2,99					
E252	646692	6845523	3,37					
E253	646110	6845390	3,20					
E254	645725	6845379	2,98					
E255	646387	6845204	3,38					
E256	646498	6845927	3,33					
E257	646066	6845146	3,37					
E258	647447	6844533	3,15					
E259	648091	6844418	2,52					
E260	648559	6844489	2,07					
E265	649139	6844782	(*)					
E266	649240	6844534	2,24					
E267	649007	6844494	2,60					
E27	651010	6847547	(**)	2,13	66,40		4,82	
E270	648909	6844712	2,45					
E273	648710	6845350	3,05					
E278	650146	6845638	3,80					
E279	650369	6845508	3,59					
E28	650652	6845807	3,25	2,06	64,60		3,12	
E280	649558	6845000	2,59					
E282	649734	6844903	(*)					
E283	650156	6845173	2,83					
E284	650090	6845352	3,96					
E285	648126	6844818	3,42					
E286	647937	6844787	3,46					
E287	649120	6850042	2,00					
E288	649597	6849782	2,99					
E289	649744	6849647	3,65					
E29	650547	6845176	2,41					
E290	649633	6849407	3,40					
E291	650449	6845729	3,33					
E292	650415	6845975	3,55					
E293	649804	6845670	3,64					
E294	649707	6845194	2,90					
E295	649594	6845313	2,94					
E30	650030	6845113	3,12	1,60	64,80		3,71	
E302	649714	6849255	3,27	1,95	60,22	13,85	2,96	2858
E303	649721	6849031	3,48	1,94	60,71	14,05	3,79	2818
E304	649363	6849286	3,85	1,97	60,74	15,89	4,19	3017
E305	649881	6849130	3,60	1,92	59,18	15,66	3,52	3038
E31	649781	6847445	3,39	1,96	62,00		3,81	
E311	650030	6849215	3,10		55,47	19,02	5,94	(*****)
E312	650113	6849361	2,43	2,00	65,24	14,82	3,90	2449
E313	651125	6847255	3,80	2,08	65,78	9,61	5,20	2309
E314	651238	6847132	3,81	2,00	57,46	10,02	4,25	2912
E315	651350	6847250	3,75	2,01	62,22	9,41	4,87	2496
E316	651350	6847440	(***)					
E317	651196	6847224	4,77	2,03	62,76	8,69	4,68	2650

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E318	651307	6847322	3,70	2,00	61,41	8,84	4,06	2867
E319	651411	6847406	3,68					
E32	651125	6846883	2,82	2,01	61,00		5,46	
E321	649099	6849700	3,70	1,94	57,21	16,02	4,75	3013
E322	649199	6849550	3,71	1,99	57,79	15,62	5,04	2931
E323	649789	6849525	(*)					
E324	649890	6849660	3,15	2,02	56,73	18,01	4,26	3089
E325	650841	6847014	3,61	1,93	62,02	12,18	3,35	(*****)
E326	650870	6846930	3,55	1,79	56,92	9,22	4,59	(*****)
E327	650749	6846799	3,50	1,93	56,09	11,05	5,15	3295
E328	650964	6846793	3,55	1,99	61,33	12,88	4,42	2947
E33	650837	6846828	3,34	1,93	59,90		4,05	
E330	648663	6849266	3,54	2,00	58,00	16,62	4,16	3097
E338	648910	6849760	3,65	2,00	60,16	15,70	4,29	2777
E340	644949	6844013	(*)					
E341	650731	6847256	(**)					
E343	648454	6849467	3,30	2,03	61,09	15,62	4,26	2921
E344	648783	6849885	3,37	2,04	59,99	16,80	5,46	2951
E345	648660	6849999	3,65	2,04	58,21	15,63	3,99	3167
E346	648539	6850119	3,60	1,98	57,37	15,37	4,09	3118
E347	650772	6846893	3,41	1,95	58,42	9,59	4,37	3041
E350	650961	6847353	3,41	2,17	67,30	14,89	2,94	2386
E351	651010	6847300	(***)					
E352	650784	6847506	(***)					
E353	650676	6847586	(***)	2,02	60,25	14,48	4,76	(*****)
E354	650583	6847665	3,30	1,92	52,87	14,64	5,41	(*****)
E355	650867	6847434	3,75	2,11	64,09	12,60	5,36	(*****)
E356	650437	6847789	(***)					
E357	650352	6847841	(***)					
E358	651066	6847257	(***)					
E359	650392	6847816	(*)					
E36	648537	6845114	3,40	2,03	65,20		4,29	
E360	650289	6847882	(*)					
E361	650222	6847733	3,10					
E362	650402	6847560	3,55					
E363	650491	6847501	3,71					
E364	650534	6847435	3,58					
E365	650588	6847359	3,84					
E366	650653	6847291	3,83					
E367	650287	6848394	2,95	2,02	60,24	14,39	4,84	(*****)
E368	650372	6848362	(***)	2,04	57,72	15,24	6,24	
E37	650253	6847614	3,58	2,05	61,40		6,40	
E370	648175	6850474	2,80	2,04	61,81	15,44	5,01	(*****)
E376	648028	6850612	(**)					
E38	650313	6847613	3,00	1,98	62,60		5,58	
E380	647925	6850226	3,05	2,01	61,98	15,14	4,19	(*****)
E381	649186	6850373	3,65	1,99	59,65	16,76	4,57	(*****)
E382	649444	6850502	3,30	2,01	60,71	16,33	4,24	(*****)
E384	649292	6850182	3,55	2,04	59,58	17,31	5,46	(*****)
E387	647623	6850604	(*)					
E389	647741	6850476	3,10	2,05	62,47	14,43	4,93	(*****)
E39	650154	6847604	3,61	1,98	62,20		3,79	

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E390	649313	6850876	3,80	1,94	59,84	17,15	4,77	(*****)
E391	649476	6850926	3,45	2,00	62,28	16,32	4,77	
E392	649552	6851070	3,75	1,98	60,03	15,31	4,12	
E393	649574	6851210	3,15	1,93	62,25	16,46	3,68	
E394	649108	6851196	3,15	2,00	62,93	14,89	4,12	
E395	649977	6851194	3,47	1,97	60,56	16,81	5,18	
E396	647534	6850761	2,25	2,00	56,77	16,75	5,12	
E398	647374	6851040	2,70	2,05	63,87	14,56	4,24	
E399	647554	6850667	2,75	2,08	65,30	15,45	4,27	
E40	650844	6847289	3,90	2,03	58,80		4,06	
E400	647001	6850201	(*)					
E401	646492	6850518	(**)					
E402	646521	6850975	(*)					
E403	647029	6851008	2,25	2,13	57,46	16,79	7,52	
E404	647999	6850999	3,28	1,91	61,89	14,18	4,21	
E405	648441	6851208	2,65	2,00	60,29	15,53	4,10	
E406	650504	6851199	3,60	2,10	63,98	14,78	4,68	(*****)
E407	650505	6851700	3,00	2,04	61,92	17,08	4,59	(*****)
E408	648421	6850593	2,85	2,04	64,06	16,70	3,98	
E409	648396	6850798	(***)	2,03	61,77	14,24	3,71	(*****)
E41	650194	6847604	3,10	1,95	62,30		5,54	
E410	648768	6850801	3,30	2,07	63,05	16,11	8,82	(*****)
E411	649601	6850595	3,83	2,05	62,94	17,57	4,45	(*****)
E412	649596	6850797	3,55	1,97	59,68	15,26	4,66	(*****)
E413	647317	6851198	2,20	1,96	56,28	17,25	5,58	(*****)
E414	649025	6850822	3,10	2,04	62,18	14,67	4,61	(*****)
E415	649099	6850900	3,60	2,07	64,75	17,01	3,67	(*****)
E416	649188	6850917	3,60	1,95	60,11	15,86	4,73	(*****)
E417	649395	6850998	3,70	1,94	59,22	16,99	4,47	(*****)
E418	649498	6851101	3,82	2,01	62,69	19,17	4,44	(*****)
E419	650700	6846730	3,45					
E42	650796	6847340	3,33	1,94	59,00		5,28	
E420	650825	6846650	(***)					
E421	650894	6846719	3,66					
E422	646999	6850894	2,10	1,97	56,45	16,85	5,62	(*****)
E423	646769	6850722	2,12	1,99	57,64	19,04	4,27	(*****)
E424	647116	6850766	2,41	1,99	60,20	17,14	3,92	(*****)
E425	647024	6851144	2,00	1,92	56,01	14,33	5,75	(*****)
E426	646798	6851017	1,90	1,95	56,00	17,58	6,80	(*****)
E427	646759	6851196	(*)					
E428	646485	6851205	1,65	1,85	57,32	14,88	4,46	(*****)
E429	646526	6850730	(*)					
E43	649893	6847831	3,19	1,96	59,10		4,57	
E430	646750	6850499	(*)					
E431	647000	6850449	(*)					
E432	647152	6850513	2,72	2,07	65,85	14,08	3,41	(*****)
E433	647400	6850599	2,55	1,95	62,78	15,03	3,95	(*****)
E434	650680	6846629	3,70					
E435	650790	6846564	(***)					
E436	651030	6846485	3,55					
E437	651141	6846466	3,55					
E438	651379	6846890	3,80					

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E439	651461	6846742	3,60					
E44	649873	6847390	(**)					
E440	650233	6847438	3,25					
E441	650152	6847347	3,20					
E442	651510	6846905	4,25					
E443	651317	6847018	4,23					
E444	649795	6851377	3,55	1,96	60,26	17,31	4,25	(*****)
E445	650006	6851627	3,05	1,96	60,03	17,61	4,64	(*****)
E446	650242	6851776	3,25	1,96	60,23	16,51	3,74	(*****)
E447	650156	6847567	3,34					
E448	650545	6852164	(*)					
E449	650229	6852138	3,50	1,94	60,97	14,69	4,33	(*****)
E45	649559	6845207	2,82	1,97	62,10		4,15	
E450	649779	6852200	3,40	1,98	62,18	13,80	3,70	(*****)
E451	650176	6852594	(*)					
E452	650800	6851562	(*)					
E453	650590	6851412	3,50					
E454	650406	6851650	3,40	1,97	61,75	13,80	4,82	(*****)
E455	650209	6851391	3,95	1,99	63,03	16,64	3,92	(*****)
E456	649904	6851709	3,50	1,99	60,83	15,41	4,57	(*****)
E457	649614	6851612	3,15	1,96	61,26	15,87	4,26	(*****)
E458	649386	6851348	3,12	1,95	64,14	15,24	4,45	2934
E459	646618	6850000	(*)					
E46	650302	6848507	3,28	2,01	61,20		5,00	
E460	646996	6849997	(*)					
E461	647318	6850116	2,09					
E462	647601	6849596	3,00	2,08	65,00	15,58	5,11	(*****)
E463	647195	6849598	3,05	2,02	56,00	13,49	3,91	(*****)
E464	646799	6849799	(*)					
E465	646399	6849799	(*)					
E466	646597	6849581	(**)					
E467	646406	6849422	2,35	1,97	61,51	13,56	3,64	3061
E468	646799	6849414	2,22	1,89	58,32	16,07	4,78	(*****)
E469	647251	6849434	2,82	2,02	65,03	13,18	4,42	(*****)
E47	649919	6847954	3,32	2,01	62,60		5,11	
E470	647570	6851188	2,78	2,01	64,55	15,84	4,89	(*****)
E471	647800	6851400	2,25					
E472	647600	6851600	2,30	1,92	60,74	17,16	4,44	(*****)
E473	647800	6851800	2,30	1,89	54,47	15,59	4,13	(*****)
E474	647956	6851581	2,75	1,95	61,88	14,49	5,52	(*****)
E475	648212	6851830	2,98					
E476	648400	6851399	2,81					
E48	649671	6847938	2,92	1,95	57,90		4,74	
E486	646195	6849802	(*)					
E487	646135	6849597	2,30	1,88	57,42	16,13	3,61	3428
E488	647989	6851202	2,37					
E489	648393	6850990	3,10					
E49	649833	6847772	3,54	1,98	61,10		4,47	
E493	647619	6851426	2,30					
E494	648206	6851609	3,20					
E495	646583	6850212	1,75					
E496	646200	6850197	(**)					

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E497	645777	6850182	(*)					
E498	646212	6850601	(*)					
E499	645803	6850596	(*)					
E500	645594	6850425	(*)					
E501	645973	6851013	1,45					
E502	646175	6851162	1,45					
E503	651600	6850400	3,18					
E504	651600	6850400	(****)					
E505	652364	6850383	4,60					
E507	651215	6850994	(*)					
E51	649807	6848223	2,88	1,97	61,20		4,91	
E510	645785	6850025	(*)					
E511	645578	6850174	(*)					
E512	645798	6850407	(*)					
E513	645598	6850807	(*)					
E516	649999	6850398	(*)					
E52	649610	6848366	3,00	1,90	59,10		3,40	
E53	649883	6848461	3,09	1,98	61,80		3,98	
E54	649186	6848326	3,22	1,89	57,40		4,60	
E56	649347	6848180	2,47	1,89	53,60		5,06	
E57	649234	6847631	3,43	2,01	67,60		4,05	
E59	648825	6848681	3,48	1,88	58,70		5,13	
E62	649266	6848684	3,20	1,97	60,70		4,13	
E64	649338	6848988	3,50	1,90	60,30		4,81	
E65	648991	6848825	3,33	1,96	60,30		4,57	
E66	650278	6848311	3,18	1,93	61,30		3,74	
E67	650095	6848394	3,15	1,90	60,90		4,94	
E68	649038	6849521	3,50	1,86	60,40		4,82	
E69	651926	6847503	3,05	1,98	62,60		4,63	
E70	648974	6850000	3,59	1,82	58,80		4,45	
E71	652334	6848089	3,60	2,00	65,70		3,75	
E72	648780	6849734	3,59	1,90	60,30		4,96	
E73	649220	6849813	3,72	1,91	59,30		4,64	
E74	648089	6850150	3,35	1,93	62,90		4,52	
E75	648421	6850098	3,90	1,85	61,00		4,58	
E76	648368	6849713	3,51	2,02	61,90		4,10	
E77	648346	6850370	3,05	1,99	62,30		4,56	
E78	647818	6850334	2,23	1,92	57,80		6,72	
E79	647562	6850064	2,26	1,93	56,80		4,53	
E80	647342	6849924	1,80	1,77	53,00		4,15	
E81	647329	6850374	2,71	1,81	54,50		3,71	
E82	650886	6847320	3,22					
E83	650734	6847305	3,64					
E85	650055	6848726	3,32	1,94	54,40		5,09	
E86	649705	6848595	3,23	2,04	60,80		3,34	
E87	649861	6848772	3,20	1,99	61,40		5,15	
E88	650002	6848309	3,20	1,91	58,90		4,27	
E89	650073	6847992	3,38	1,96	59,80		4,36	
E90	649524	6848099	3,25	1,93	59,70		4,94	
E91	649753	6847944	3,40	2,02	60,80		4,92	
E92	649715	6848211	3,20	1,96	59,30		3,95	
E93	649764	6847683	3,00	1,97	61,30		4,42	

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
E94	648966	6847510	3,13	2,05	61,60		4,74	
E95	648632	6847365	3,19	2,10	63,50		5,04	
E96	649170	6847250	3,20	2,02	61,30		5,11	
E97	648878	6847043	3,22		59,72		3,44	
E98	649500	6847400	3,31					
E99	649679	6847569	3,26		59,08		3,73	
EP01	649499	6848162	3,38	1,96	60,80		4,38	
EP02	650146	6848168	2,90	1,90	59,40		6,04	
EP03	649021	6848164	(*)					
EP05	648003	6846204	3,60	1,86	53,10		4,12	
EP07	649068	6849274	3,07	1,97	61,60		4,69	
EP08	649242	6847869	2,91	1,86	55,20		4,25	
EP09	649250	6847424	3,26	1,95	55,70		5,04	
EP10	649237	6846916	3,08	1,85	56,00		8,23	
EP11	649248	6846490	3,00	1,71	58,10		3,75	
EP12	647998	6847209	3,29	1,91	59,30		8,60	
EP13	648748	6847422	3,06		54,40		4,73	
EP14	648282	6847417	2,50	1,93	55,90		4,42	
EP16	648272	6849406	3,49	1,96	61,20		4,66	
EP17	648775	6849421	3,47	1,90	59,60		5,24	
EP18	648750	6848944	3,80	1,88	58,50		3,87	
EP19	647489	6846124	3,17	1,96	59,60		5,93	
EP20	648974	6846191	3,33	1,93	57,10		5,67	
EP21	648745	6846945	(*)					
EP22	648812	6846447	2,22		51,50		5,12	
FB01	650852	6843483	(*)					
FB02	651878	6843240	(*)					
FB03	651352	6844692	(*)					
FO01	651744	6848694	4,00	2,10	61,80		5,60	
FO02	651494	6848944	3,55	2,13	61,30		5,92	
FO03	651244	6849194	3,44	2,11	60,20		5,36	
FO04	651744	6849194	2,59	2,03	58,00		7,15	
FO05	651004	6848162	3,80	2,11	62,60		5,74	
FO06	650778	6848471	3,54	2,08	59,00		6,67	
FO07	650495	6848948	4,04	1,94	56,80		5,51	
FO08	649990	6848971	2,85	1,89	53,20		5,42	
FO09	649489	6849474	3,34	1,97	56,20		5,19	
FO10	649443	6848980	3,46	2,17	63,10		4,55	
FO11	650494	6850444	3,23	1,91	52,40		4,70	
FO12	649994	6850194	(*)					
FO13	650734	6849974	3,36	1,88	54,60		4,88	
FO14	649834	6849428	2,64	1,87	56,20		4,36	
FO15	650744	6849444	3,72	1,78	54,90		6,46	
FO17	650994	6848944	3,72	1,90	58,60		4,87	
FO18	650494	6848194	3,77	1,94	57,30		6,08	
FT03	651503	6846240	(*)					
FT04	649990	6845687	3,08	1,99	64,20		4,43	
FT05	651519	6845683	3,30	1,90	61,80		4,66	
FT06	651449	6845195	3,36	1,83	54,60		4,15	
FT07	652569	6847663	1,86	2,04	63,90		4,36	
FT08	650075	6844794	3,01	2,09	66,90		3,72	
FT11	652410	6849233	1,50					

Nome Furo	Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Densidade (t/m³)	Cinza (%)	Matéria Volátil (%)	Enxofre (%)	Poder Calorífico (kcal/kg)
FT12	652016	6849658	2,85	1,97	58,50		6,41	
FT13	651456	6850170	3,89	1,98	59,90		5,38	
FT14	652032	6850059	3,08		57,90		3,87	
FT15	652481	6850191	3,35	1,94	62,20		2,86	
FT16	653015	6849439	1,56	2,24	74,90		3,61	
FT17	652996	6850143	0,56					
FT19	651462	6851280	(**)					
LM30	647994	6858694	1,86	2,04				
LM54	647994	6844694	3,43	1,91	58,40		6,10	
LM63	647002	6850719	2,04	1,94	54,90		5,48	
PB17	654994	6852194	1,99	2,27	74,40		5,04	
PB18	652064	6857744	2,11	1,93	58,00		4,85	
PB19	651474	6861774	(****)	2,18	60,20		6,82	
PB30	650194	6841694	(*)					
PB31	645494	6847694	(*)					
PB33	654994	6845194	(*)					
PB35	654994	6849194	(*)					
PB36	649494	6850694	3,92	1,98				
PB40	647874	6854274	(*)	1,90				
PB41	645494	6861494	(****)	2,09				
PB43	652194	6847494	(*)	2,13				
PB44	648474	6847134	(*)	1,85				
PB46	645279	6840544	(*)					

Observações:

(*) desconsiderados por terem sido descritos adotando critérios diferentes dos demais;

(**) interceptados por falha ou diabásio;

(***) recuperação do testemunho < 90%;

(****) duvidoso por apresentar coordenadas duplicadas (iguais às de outro furo);

(*****) muito distantes da área de interesse;

(*****) estimados a partir de ajuste numérico usando dados de matéria volátil e teor de cinza.

Apêndice C

Breve descrição e código dos scripts utilizados

Essa dissertação fez uso intensivo das rotinas disponíveis na biblioteca de programas GSLIB (*Geostatistical Software Library*), abordada em detalhe por Deutsch & Journel (1998). No entanto, uma série considerável de tarefas, diretamente ligadas ao objetivo específico dessa dissertação e que demandavam grande esforço computacional, demandaram o desenvolvimento de rotinas que permitissem sua automatização. Esse Apêndice lista os códigos-fonte das rotinas desenvolvidas.

C.1 Script 1

O objetivo deste script é tomar um arquivo de saída das rotinas *sgsim*, *smu* ou *sisim* e separar cada realização em uma coluna independente das demais. Para isso ele pergunta pela localização dos arquivos de entrada e onde os arquivos de saída serão salvos. O usuário deve informar também o número de realizações, o número de linhas e o número de colunas de cada realização. As linhas de cabeçalho serão apagadas.

```
Sub Main
```

```
'Pergunta pelo path onde estão os arquivos a serem trabalhados
path$ = InputBox$("Entre o path dos arquivos:", _
    "Cálculo de Reservas", "c:\winnt\temp\")
```

```
'Pergunta pelo número de realizações
Begin Dialog UserDialog 400,203,"Cálculo de Reservas"
```

```

        GroupBox 20,14,350,147,"Pós-Simulação",.GroupBox1
        TextBox 130,63,90,21,.num_simul
        Text 100,42,170,14,"Número de Realizações",.Text1
        TextBox 50,119,90,21,.num_linhas
        Text 50,98,90,14,"Linhas (Y)",.Text2
        Text 220,98,90,14,"Colunas (X)",.Text3
        TextBox 220,119,90,21,.num_colunas
        OKButton 140,175,90,21
    End Dialog
    Dim dlg2 As UserDialog
    Dialog dlg2

'-----
'Abre o arquivo de saída do Gslib (SGSIM ou SMU) na planilha do
'Surfer e apaga as linhas de cabeçalho
'Declares SurferApp as an object
Dim SurferApp As Object

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

'Declares Wks as an object
Dim Wks As Object

'Creates a worksheet document in Surfer and assigns it to
'the variable named "Wks"
'Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:=path$+"sgsim_dens.smu")
Dim WksRange As Object
Set WksRange = Wks.Rows(Row1:=1, Row2:=3)
WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteRows)

For i=1 To 49
    Set WksRange = Wks.Range("A1:A" + "2450")
    WksRange.Copy
    Set WksRange = Wks.Range("B1:B2450")
    WksRange.Paste(ClipToRange:=False)
    Set WksRange = Wks.Range("B1:B2450")
    WksRange.Insert(Direction:=wksInsertColumns)
    Set WksRange = Wks.Range("A1:A" + "2450")
    WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteUp)
Next

Debug.Print path$
Debug.Print dlg2.num_simul
Debug.Print dlg2.num_linhas
Debug.Print dlg2.num_colunas

End Sub

```

C.2 Script 2

Esse *script* faz uso de dois arquivos que tenham sido previamente criados: (i) um com as coordenadas X e Y de cada bloco (saída da rotina *addcoord*, por exemplo) e outro que é uma planilha em formato *.dat, sendo que em cada coluna estão os valores simulados (no caso, cada coluna é o produto de espessura por densidade de cada uma das realizações simuladas). A saída do

script consiste de um arquivo para cada realização com X, Y e t/m² de cada bloco simulado.

```

Sub Main

'Pergunta pelo path onde estão os arquivos a serem trabalhados
path$ = InputBox$("Entre o path dos arquivos:", _
"Cálculo de Reservas","d:\eduardo\scripts\")

'Declares SurferApp as an object
Dim SurferApp As Object

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

SurferApp.DefaultFilePath = path$

'Declares Wks as an object
Dim Wks, Wks2, Wks3, WksRange As Object

Set Wks2 = SurferApp.Documents.Open(FileName:="realizacoes.out")

For i=1 To 90
    Set WksRange = Wks2.Range("A1:A2450")
    WksRange.Copy
    WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteColumns)
    Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:="coordenadas.out")
    Set WksRange = Wks.Range("C2:C2451")
    WksRange.Paste(ClipToRange:=False)
    Wks.SaveAs(FileName:="real" + i + _
    ".dat",FileFormat:=srfSaveFormatDat)
    Wks.Close(SaveChanges:=srfSaveChangesYes)
Next

End Sub

```

C.3 Script 3

Esse script transforma o arquivo de cada realização do formato *.dat que foi previamente criado (que consta, basicamente de três colunas: X, Y e t/m²) para o formato *.grd e aplica a rotina de blank com a boundary referente a cada classe de recurso. O formato de saída é, também, *.dat e será posteriormente tratado, removendo os valores que ficaram fora das boundaries.

```

Sub Main

'Pergunta pelo path onde estão os arquivos a serem trabalhados
path$ = InputBox$("Entre o path dos arquivos:", _
"Cálculo de Reservas","d:\eduardo\scripts\")

'Declares SurferApp as an object
Dim SurferApp As Object

```

```

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

SurferApp.DefaultFilePath = path$

'Declares Grid as an object
Dim Grid As Object

'Creates a new grid and assigns it to the variable named "Grid"
Set Grid = SurferApp.NewGrid

'Declares Wks as an object
Dim Wks, WksRange As Object

'Cria ou transforma cada arquivo de realização para o formato Grid
For i=1 To 90
    SurferApp.GridData(DataFile:="real" + i + ".dat", NumCols:= 50,
NumRows:= 49, xMin:= 642900, xMax:= 660050, yMin:= 6842000, yMax:=
6858800, ShowReport:= False, Algorithm:= srfNearestNeighbor,
OutFmt:=srfGridFmtBinary)

    SurferApp.GridBlank(InGrid:="real" + i + ".grd",
BlankFile:="area_inferida.bln", OutGrid:="real" + i + "_cut.dat",
OutFmt:=srfGridFmtXYZ)
Next

End Sub

```

C.4 Script 4

Esse script abre o arquivo de cada realização (que foi transformado pra o formato *.grd e posteriormente submetido à rotina de blank sendo salvo, então, em formato *.dat) e apaga as colunas X e Y e todas as linhas com valores de blocos que tenham ficado fora dos limites definidos pelas boundaries de classes de recursos.

```

Sub Main

'Pergunta pelo path onde estão os arquivos a serem trabalhados
path$ = InputBox("Entre o path dos arquivos:", _
"Cálculo de Reservas","d:\eduardo\scripts\")

'Declares SurferApp as an object
Dim SurferApp As Object

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

SurferApp.DefaultFilePath = path$

'Declares Grid as an object

```

```

Dim Grid As Object

'Creates a new grid and assigns it to the variable named "Grid"
Set Grid = SurferApp.NewGrid

'Declares Wks as an object
Dim Wks, WksRange As Object

For i=1 To 90
    Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:="real" + i +
    "_cut.dat")
    Set WksRange = Wks.Range("A1:A2450")
    WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteColumns)
    Set WksRange = Wks.Range("A1:A2450")
    WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteColumns)
    Set WksRange = Wks.Range("A1:A2450")
    WksRange.Sort(Coll:=1, Order1:=wksSortDescending)
    'For j=1 To 2450
        'Set WksRange = Wks.Range("A1")
        While Wks.Range("A1") = 1.70141E+038
            Wks.Range("A1").Delete(Direction:=wksDeleteRows)
        Wend
    'Next
    Wks.Close(SaveChanges:=srfSaveChangesYes)
Next

End Sub

```

C.5 Script 5

Esse script abre o arquivo de cada realização que já teve as colunas X e Y removidas (além de todas as linhas dos blocos que foram cortados por estarem fora das boundaries que limitam as classes de recursos), multiplica o valor de t/m^2 pela área do bloco e faz o somatório da coluna, fornecendo, assim, as tonelagens daquela classe para cada realização.

```

Sub Main

'Pergunta pelo path onde estão os arquivos a serem trabalhados
path$ = InputBox("Entre o path dos arquivos:", _
"Cálculo de Reservas", "d:\eduardo\scripts\")

'Declares SurferApp as an object
Dim SurferApp As Object

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

SurferApp.DefaultFilePath = path$

'Declares Wks as an object
Dim Wks, Wks2 As Object

For i=1 To 90
    'Opens a worksheet document in Surfer and assigns it to the
    'variable named "Wks"

```

```

        Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:="real" + i +
        "_cut.dat")
        'Declares WksRange as an object
        Dim WksRange As Object
        'Assigns Columns A to the variable named "WksRange"
        Set WksRange = Wks.Columns(Coll:=1)
        'Declares WksStatistics as an object
        Dim WksStatistics As Object
        'Stores the statistics of the range in the variable named
        '"WksStatistics"
        Set WksStatistics = WksRange.Statistics(Flags:=wksStatsSum)
        Debug.Print WksStatistics.Sum * 122500
    Next
End Sub

```

C.6 Script 6

Toma um arquivo com coordenadas (X e Y), n variáveis e uma coluna com o número de vezes que cada linha deve ser repetida. Esse número de cópias está relacionado com o peso atribuído a cada ponto pela sua área de influência (Polígono de Voronoi). Dessa forma, procura-se ponderar os pontos para posterior variografia, já que, quanto mais isolado um ponto estiver, maior será o número de linhas desse ponto a serem repetidas. Uma ressalva importante é que o arquivo de entrada não deve possuir cabeçalho.

```

Sub Main

'Pergunta pelo arquivo a ser trabalhado bem como sua localização
path$ = InputBox("Entre o path dos arquivos:", "VarioWEIGHT", _
"c:\winnt\temp\teste.dat")

'Pergunta pelo número de dados e pela coluna com os números
'de repetições
Begin Dialog UserDialog 390,224,"VarioWEIGHT" '
    GroupBox 20,14,340,154,"Ponderação pela Área de
Influência",.GroupBox1
    TextBox 90,63,90,21,.num_dados
    Text 60,42,170,14,"Número de dados?",>.Text1
    OKButton 120,196,90,21
    Text 60,98,270,28,"Qual a coluna com o número de vezes que as
linhas devem ser repetidas?",>.Text2
    TextBox 90,133,90,21,.coluna
End Dialog
Dim dlg2 As UserDialog
Dialog dlg2

'----- DECLARA VARIÁVEIS -----
'Declara SurferApp, Wks, a e atual como objetos
Dim SurferApp As Object
Dim Wks As Object
Dim a As Object
Dim atual As Object
'-----

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

```

```

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = True

'Abre o arquivo de dados
Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:=path$)

'Atribue as informações obtidas dos formulários às
'variáveis que serão utilizadas. Essas variáveis são:
'o número de repetições do laço principal
'e qual a coluna com os valores de número de cópias a
'serem realizadas
j = dlg2.num_dados
f = dlg2.coluna

'Inicialização de variáveis
e = 1

'Loop principal rodando um número de vezes igual ao
'número de dados existentes
For i=1 To j
  'Toma o valor da série de cópias a ser feita.
  'Desconta uma unidade pois um valor já existe.
  Set a = Wks.Cells(Row:=e, Col:=f)
  m = a - 1
  'Executa m vezes a tarefa de copiar, inserir e
  'colar a linha de trabalho atual
  For l=1 To m
    'A linha atual é a linha c, então marca,
    'copia, insere nova linha e cola o valor na
    'linha inserida
    Set atual = Wks.Rows(e)
    atual.Copy
    atual.Insert(Direction:=wksInsertRows)
    atual.Paste
    e = e + 1
  Next
  e = e + 1
Next

'Salva o resultado final em um arquivo com nome e
'localização definidos pelo usuário e fecha os arquivos abertos
path2$ = InputBox$("Entre o path dos arquivos:", _
"VarioWEIGHT", "c:\winnt\temp\vatio_weight.dat")
Wks.SaveAs(FileName:=path2$, FileFormat:=srfSaveFormatDat)
Wks.Close(SaveChanges:=srfSaveChangesYes)

End Sub

```

C.7 Script 7

Toma um arquivo com coordenadas (X, Y e Z) e uma coluna com os valores a serem convertidos em 0 ou 1 conforme sejam maiores ou menores do que um determinado *threshold*. O arquivo deve possuir cabeçalho padrão do GSLIB para 4 variáveis.

```

Sub Main

'----- INPUTS -----
'Pergunta pelo arquivo a ser trabalhado bem como sua localização
path$ = InputBox$("Entre o path dos arquivos:", _

```

```

"MakeINDICATOR", "c:\winnt\temp\sisimirreg_declus.out")

'Pergunta pelo número de dados e pela coluna com os números
'de repetições
Begin Dialog UserDialog 480,392,"MakeINDICATOR"
  GroupBox 20,14,420,357,"Categorização de Variáveis em 0 e
1",.GroupBox1
  TextBox 90,63,90,21,.num_dados
  Text 60,42,170,14,"Número de dados?",>.Text1
  OKButton 180,112,90,21
  Text 240,42,170,21,"Qual é o threshold?",>.Text2
  TextBox 270,63,90,21,.threshold
  GroupBox 150,168,170,161,"Thresholds",>.GroupBox2
  Text 190,196,100,126,"10% 1.6307 20% 1.9657 30%
1.9694 40% 2.2791 50% 2.6886 60% 2.9948 70%
3.1970 80% 3.3498 90% 3.4727 95% 3.6564",>.Text3
End Dialog
Dim dlg2 As UserDialog
Dialog dlg2

'----- DECLARA VARIÁVEIS -----
Dim SurferApp As Object
Dim Wks As Object
Dim e As Variant
Dim f As Variant
Dim g As Variant
Dim k As Variant
'-----

'Creates an instance of the Surfer Application object and assigns it
'to the variable named "SurferApp"
Set SurferApp = CreateObject("Surfer.Application")

'Makes Surfer visible
SurferApp.Visible = False

'Turning off screen updating can greatly increase the performance of
'automation when you want to perform a number of actions that cause
'screen redraws. You can achieve this efficiency by setting
'ScreenUpdating to False, performing the repetitive operations, then
'turning ScreenUpdating back On. When ScreenUpdating is turned back
'On, all windows will be redrawn in the new state.
SurferApp.ScreenUpdating = False

'Abre o arquivo de dados
Set Wks = SurferApp.Documents.Open(FileName:=path$)

'Apaga as linhas de cabeçalho. Assumindo que é uma
'variável, o cabeçalho deve conter 3 linhas
i = 1
For i=1 To 3
  Set WksRange = Wks.Range("A1:D1")
  WksRange.Delete(Direction:=wksDeleteRows)
Next

'Atribue as informações obtidas dos formulários às
'variáveis que serão utilizadas. Essas variáveis são:
'o número de repetições do laço principal
'e qual o threshold utilizado para criar uma quinta coluna
'com 0 ou 1, conforme o valor da coluna 4 seja maior ou menor
'que o threshold
j = dlg2.num_dados
k = dlg2.threshold

'Loop principal rodando um número de vezes igual ao
'número de dados existentes
i = 1
For i=1 To j
  Set e = Wks.Cells(Row:=i, Col:=1)
  x# = e
  y# = e
  Set f = Wks.Cells(Row:=i, Col:=2)

```

```
    If y < 0 Then
        f.Value = -990
        GoTo Pula
    ElseIf x <= k Then
        f.Value = 1
    ElseIf x>k Then
        f.Value = 0
    End If
    Pula:
    Debug.Print i
Next

'Salva o resultado final em um arquivo com nome e localização
'definidos pelo usuário e fecha os arquivos abertos
path2$ = InputBox("Entre o path dos arquivos:",_
"MakeINDICATOR", "c:\winnt\temp\sisimirreg_declus_ind_d80.out")
Wks.SaveAs(FileName:=path2$,Options:="Delimiter=space;TextQualifier=n
one",FileFormat:=srfSaveFormatDat)
'Wks.Close(SaveChanges:=srfSaveChangesYes)

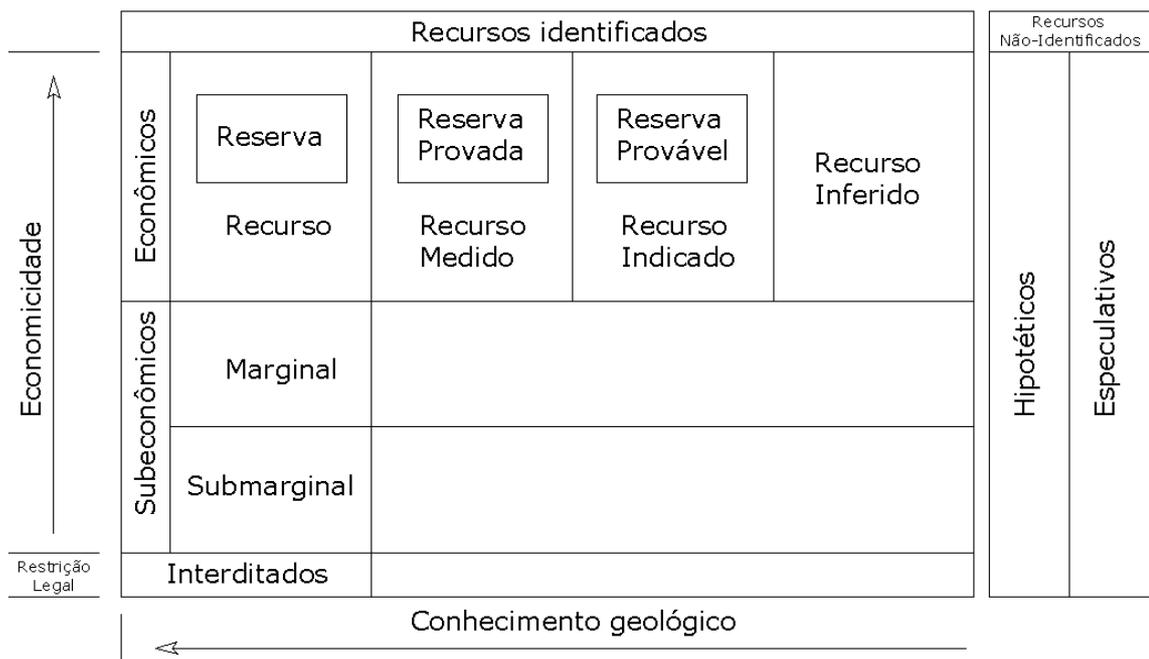
End Sub
```

Apêndice D

Principais aspectos do sistema brasileiro de classificação de recursos e reservas

Este apêndice contempla alguns dos principais aspectos do sistema de quantificação do patrimônio mineral brasileiro proposto por Machado et al. (1992).

D.1 Quadro ilustrativo da classificação de recursos/reservas adotada



D.2 Definições, terminologia e classificação dos recursos e reservas minerais

D.2.1 Recursos identificados

Recursos cuja localização, teor, qualidade e quantidade são conhecidos ou estimados a partir de evidência geológica específica. Subdividem-se em: econômicos, subeconômicos e interditados.

D.2.1.1 Recursos econômicos

Vide definições de recursos econômicos (medidos, indicados e inferidos) e reservas (provadas e prováveis) na Tabela D.1.

D.2.1.2 Recursos subeconômicos

Parte dos recursos identificados que não atende aos critérios econômicos estabelecidos à época da avaliação. Subdivide-se em:

(i) **marginal** – parte dos recursos subeconômicos que, à época da determinação, está no limite de ser produzido economicamente. Sua característica essencial é a incerteza econômica. Estão aí incluídos recursos que seriam passíveis de serem produzidos através de mudanças de caráter econômico ou tecnológico;

(ii) **submarginal** – parte dos recursos subeconômicos que requer um **substancial** aumento no preço do bem mineral ou **grandes avanços** tecnológicos que provoquem uma maior redução nos custos, para torná-la econômica.

D.2.1.3 Recursos interditados

Parte dos recursos identificados que se encontra em áreas ou situações de impedimento temporário ou permanente devido a restrições legais ou regulamentares.

Tabela D.1. Definições dos recursos econômicos e reservas.

RELATÓRIO DE PESQUISA	PLANO DE APROVEITAMENTO ECONÔMICO
<p>RECURSO ECONÔMICO (Mineral*) (Indicação de Economicidade)</p> <p>RECURSO ECONÔMICO: concentração de materiais sólidos, líquidos ou gasosos identificada in situ, aflorante ou subterrânea, quantificada exclusivamente com base em dados geocientíficos e um teor de corte geológico, da qual podem ser recuperadas substâncias úteis e valiosas. Este conceito implica numa indicação preliminar de economicidade, ou seja, de perspectivas razoáveis de aproveitamento econômico, a ser comprovado posteriormente. Os recursos podem ser classificados como: MEDIDO, INDICADO e INFERIDO.</p> <p>(*) Os termos "reserva" e "minério" não devem ser usados nas estimativas de Recursos Econômicos, pois implicam na demonstração de viabilidade técnico-econômica.</p>	<p>RESERVA (Minério/Substância Mineral) (Demonstração de Economicidade)</p> <p>RESERVA: parte ou totalidade de um recurso medido ou indicado, que pode ser lavrada e da qual podem ser recuperadas economicamente substâncias minerais úteis e valiosas sob condições consideradas realistas à época de avaliação técnico-econômica. É oriunda das estimativas prévias dos recursos econômicos nas quais devem necessariamente serem considerados fatores econômicos, técnicos (da mineração e da metalurgia), mercadológicos, ambientais, sociais, governamentais e legais. As reservas são classificadas como: PROVADA e PROVÁVEL.</p>
<p>RECURSO MEDIDO: recurso comprovado por sondagens, escavações subterrâneas e outras formas de amostragem em pontos pouco espaçados de modo a assegurar a sua continuidade e cujos dados geocientíficos (forma, dimensão, densidade, teor e qualidade) são conhecidos com confiabilidade ou,</p> <p>ALTERNATIVAMENTE,</p> <p>Recurso calculado com confiabilidade de pelo menos 95%, para o qual o erro de estimativa é no máximo 20%.</p>	<p>RESERVA PROVADA: parte ou totalidade de um recurso medido economicamente lavrável comprovada por sondagens, escavações subterrâneas e outras formas de amostragem em pontos pouco espaçados de modo a assegurar a sua continuidade e cujos dados geocientíficos (forma, dimensão, densidade, teor e qualidade) são conhecidos com confiabilidade ou,</p> <p>ALTERNATIVAMENTE,</p> <p>reserva calculada por métodos geoestatísticos onde o bloco estimado tenha dimensões pertinentes à escala de produção e proporcionalidade com os alcances variográficos e tenha no mínimo uma amostra na sua auréola de influência, o que equivale a determinar as relações de covariância amostra(s)/bloco, bloco/bloco e amostra(s)/amostra(s).</p>
<p>RECURSO INDICADO: recurso amostrado por sondagens, escavações subterrâneas e outras formas de amostragem em pontos com espaçamento insuficiente para assegurar a continuidade, porém suficiente para uma indicação razoável da mesma e cujos dados geocientíficos (forma, dimensão, densidade, teor e qualidade) são conhecidos com razoável nível de confiabilidade ou,</p> <p>ALTERNATIVAMENTE,</p> <p>Recurso calculado com confiabilidade de pelo menos 95%, para o qual o erro de estimativa é superior a 20% e inferior a 50%.</p>	<p>RESERVA PROVÁVEL: parte ou totalidade de um recurso indicado economicamente lavrável amostrada por sondagens, escavações subterrâneas e outras formas de amostragem em pontos com espaçamento insuficiente para assegurar a continuidade, porém suficiente para uma indicação razoável da mesma e cujos dados geocientíficos (forma, dimensão, densidade, teor e qualidade) são conhecidos com razoável nível de confiabilidade, em condições tais que o minério provavelmente será confirmado, ou,</p> <p>ALTERNATIVAMENTE,</p> <p>reserva calculada por métodos geoestatísticos onde o bloco estimado tenha dimensões pertinentes à escala de produção e proporcionalidade com os alcances variográficos e nenhuma amostra em sua auréola de influência, o que equivale a atribuir à variância de krigagem do bloco o valor da variância a priori mais o valor do covariograma do bloco.</p>
<p>RECURSO INFERIDO: recurso estimado com base em inferências a partir de evidências</p>	

geológicas, sondagens, escavações subterrâneas e outras formas de amostragem, onde ainda faltam informações de testes e amostragens que venham a permitir uma estimativa sistemática mais confiável, ou,

ALTERNATIVAMENTE,

Recurso calculado com confiabilidade de pelo menos 95%, para o qual o erro de estimativa é superior a 50%.

D.2.2 Recursos não identificados

Recursos cuja existência é apenas presumida. Correspondem a corpos não individualizados de minérios ou substância mineral, existindo supostamente com base em conhecimentos geológicos e teorias de caráter amplo. Para refletir os graus variados de conhecimento geológico eles podem ser subdivididos em:

(i) **hipotéticos** – recursos não identificados cuja existência pode ser razoavelmente esperada em um distrito mineiro conhecido sob condições geológicas conhecidas;

(ii) **submarginal** – recursos não identificados que podem ocorrer tanto em tipos conhecidos de depósitos sob condições geológicas favoráveis (onde nenhuma descoberta foi realizada anteriormente), como em tipos convencionais de depósitos ainda não conhecidos por seu valor econômico.

Os recursos hipotéticos e especulativos podem ser reclassificados como recurso identificado, caso a prospecção ou pesquisa confirme a sua existência.

D.3 Quadro de correlação dos ambientes legal, geológico, econômico e de engenharia

AMBIENTE LEGAL	AMBIENTE GEOLÓGICO	AMBIENTE ECONÔMICO	AMBIENTE DE ENGENHARIA
Relatório Final de Pesquisa	RECURSO	Coleta de Informações	Estudos Preliminares
		Projeto Conceitual	
Plano de Aproveitamento Econômico	RESERVA	Pré-Viabilidade	Anteprojeto
		Viabilidade	Projeto Básico
			Projeto Executivo

Apêndice E

Arquivos de parâmetros das rotina de simulação

E.1 Parâmetros da rotina sgsim para a variável espessura

Parameters for SGSIM

```

START OF PARAMETERS:
esp_norm.dat          -file with data
1 2 0 4 6 0          -columns for X,Y,Z,vr,wt,sec.var.
-1.0e21 1.0e21       -trimming limits
1                    -transform the data (0=no, 1=yes)
sgsim.trn             -file for output trans table
0                    -consider ref. dist (0=no, 1=yes)
histsmth.out         -file with ref. dist distribution
1 2                  -columns for vr and wt
0.77 4.64            -zmin,zmax(tail extrapolation)
1 0.0                -lower tail option, parameter
4 2.0                -upper tail option, parameter
1                    -debugging level: 0,1,2,3
sgsim_espes.dbg      -file for debugging output
sgsim_espes.out      -file for simulation output
100                  -number of realizations to generate
500 642900 35        -nx,xmn,xsiz
490 6842000 35       -ny,ymn,ysiz
1 0.1 1.0            -nz,zmn,zsiz
69069                -random number seed
4 32                 -min and max original data for sim
8                    -number of simulated nodes to use
0                    -assign data to nodes (0=no, 1=yes)
1 50                 -multiple grid search (0=no, 1=yes),num
8                    -maximum data per octant (0=not used)
4500.0 4100.0 20.0   -maximum search radii (hmax,hmin,vert)
0.0 0.0 0.0          -angles for search ellipsoid
51 51 11             -size of covariance lookup table
0 0.0                -ktype: 0=SK,1=OK,2=LVM,3=EXDR,4=COLC
../data/ydata.dat    -file with LVM, EXDR, or COLC variable
0                    -column for secondary variable

```

2	0.2				-nst, nugget effect
1	0.15	0.0	0.0	0.0	-it,cc,ang1,ang2,ang3
	485	476	0.0		-a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.65	0.0	0.0	0.0	-it,cc,ang1,ang2,ang3
	4500.0	1978	0.0		-a_hmax, a_hmin, a_vert

E.2 Parâmetros da rotina sgsim para a variável densidade

Parameters for SGSIM

START OF PARAMETERS:

dens_nsc.dat					-file with data	
1	2	0	4	5	0	-columns for X,Y,Z,vr,wt,sec.var.
-1.0e21		1.0e21				-trimming limits
1						-transform the data (0=no, 1=yes)
sgsim.trn						-file for output trans table
0						-consider ref. dist (0=no, 1=yes)
histsmth.out						-file with ref. dist distribution
1		2				-columns for vr and wt
1.643		2.274				-zmin,zmax(tail extrapolation)
1		0.0				-lower tail option, parameter
4		2.0				-upper tail option, parameter
1						-debugging level: 0,1,2,3
sgsim_dens_cp.dbg						-file for debugging output
sgsim_dens_cp.out						-file for simulation output
100						-number of realizations to generate
500	642900		35			-nx,xmn,xsiz
490	6842000		35			-ny,ymn,ysiz
1	0.1		1.0			-nz,zmn,zsiz
69069						-random number seed
4	32					-min and max original data for sim
8						-number of simulated nodes to use
0						-assign data to nodes (0=no, 1=yes)
1	50					-multiple grid search (0=no, 1=yes),num
8						-maximum data per octant (0=not used)
4500.0	4100.0		20.0			-maximum search radii (hmax,hmin,vert)
135.0	0.0		0.0			-angles for search ellipsoid
51	51		11			-size of covariance lookup table
0	0		1.0			-ktype: 0=SK,1=OK,2=LVM,3=EXDR,4=COLC
../data/ydata.dat						-file with LVM, EXDR, or COLC variable
0						-column for secondary variable
2	0.05					-nst, nugget effect
1	0.50	0.0	0.0	0.0		-it,cc,ang1,ang2,ang3
	410	360	0.0			-a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.45	0.0	0.0	0.0		-it,cc,ang1,ang2,ang3
	2950	2760	0.0			-a_hmax, a_hmin, a_vert

E.3 Parâmetros da rotina sisim para a variável espessura

Parameters for SISIM

START OF PARAMETERS:

1										\l=continuous(cdf), 0=categorical(pdf)
10										\number thresholds/categories
1.63	1.966	1.970	2.279	2.689	2.995	3.197	3.350	3.473	3.656	
										\thresholds/categories
0.10	0.20	0.30	0.40	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90	0.95	\global cdf/pdf
voronoi4.dat										\file with data
1	2	0	4							\columns for X,Y,Z, and variable

```

1                                     \use a template limit file (0=no, 1=yes)
voro_template.dat                    \file with template data
cluster.dat                           \file with soft indicator input
1  2  0  5 6 7 8 9 10 11 12 13 14   \columns for X,Y,Z, and indicators
0                                     \Markov-Bayes simulation (0=no,1=yes)
0.61 0.54 0.56 0.53 0.29            \calibration B(z) values
-1.0e21 1.0e21                       \trimming limits
0.77 4.64                             \minimum and maximum data value
2 2.5                                 \lower tail option and parameter
3 1.0                                 \middle option and parameter
4 1.5                                 \upper tail option and parameter
voronoi4.dat                          \file with tabulated values
4 0                                   \columns for variable, weight
2                                     \debugging level: 0,1,2,3
sisimirreg_declus.dbg                \file for debugging output
sisimirreg_declus.out               \file for simulation output
100                                  \number of realizations
500 642900 35                        \nx,xmn,xsiz
490 6842000 35                      \ny,y mn,ysiz
1 1.0 10                             \nz,zmn,zsiz
69069                                \random number seed
32                                   \maximum original data for each kriging
8                                   \maximum previous nodes for each kriging
0                                   \maximum soft indicator nodes for kriging
0                                   \assign data to nodes? (0=no,1=yes)
0 16                                  \multiple grid search? (0=no,1=yes),num
8                                   \maximum per octant (0=not used)
5500.0 5500.0 20.0                  \maximum search radii
0.0 0.0 0.0                         \angles for search ellipsoid
0 2.689                              \0=full IK, 1=median approx. (cutoff)
0                                   \0=SK, 1=OK
1 0.0                                \10%, nst, nugget effect
1 0.09 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
4500 2160 0.0                        \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.0                                \20%, nst, nugget effect
1 0.10 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
1000 950 0.0                         \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.05 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
4300 1950 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.005                              \30%, nst, nugget effect
1 0.15 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
400 360 0.0                          \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.055 0.0 0.0 0.0                 \it,cc,ang1,ang2,ang3
5000 2600 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.01                               \40%, nst, nugget effect
1 0.19 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
400 300 0.0                          \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.05 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
4200 2200 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.015                              \50%, nst, nugget effect
1 0.145 0.0 0.0 0.0                 \it,cc,ang1,ang2,ang3
360 250 0.0                          \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.09 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
3680 2000 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.02                               \60%, nst, nugget effect
1 0.14 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
175 150 0.0                          \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.08 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
2650 1560 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.03                               \70%, nst, nugget effect
1 0.15 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
180 120 0.0                          \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.03 0.0 0.0 0.0                  \it,cc,ang1,ang2,ang3
2700 1300 0.0                       \a_hmax, a_hmin, a_vert

```

```

2    0.04                                \80%, nst, nugget effect
1    0.07                                \it,cc,ang1,ang2,ang3
    180                                \a_hmax, a_hmin, a_vert
1    0.05                                \it,cc,ang1,ang2,ang3
    2250                               \a_hmax, a_hmin, a_vert
1    0.025                               \90%, nst, nugget effect
1    0.065                               \it,cc,ang1,ang2,ang3
    900                                \a_hmax, a_hmin, a_vert
1    0.02                                \95%, nst, nugget effect
1    0.0275                              \it,cc,ang1,ang2,ang3
    1500                               \a_hmax, a_hmin, a_vert

```

E.4 Parâmetros da rotina sisim para a variável densidade

Parameters for SISIM

START OF PARAMETERS:

```

1                                \l=continuous(cdf), 0=categorical(pdf)
10                               \number thresholds/categories
1.90 1.92 1.95 1.96 1.99 2.03 2.05 2.09 2.14 2.20 \thresholds/categories
0.10 0.20 0.30 0.40 0.50 0.60 0.70 0.80 0.90 0.95 \global cdf/pdf
densidade.dat                   \file with data
1 2 0 4                          \columns for X,Y,Z, and variable
1                                \use a template limit file (0=no, 1=yes)
voro_template.dat               \file with template data
cluster.dat                     \file with soft indicator input
1 2 0 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 \columns for X,Y,Z, and indicators
0                                \Markov-Bayes simulation (0=no,1=yes)
0.61 0.54 0.56 0.53 0.29       \calibration B(z) values
-1.0e21 1.0e21                 \trimming limits
1.64 2.27                       \minimum and maximum data value
2 2.5                           \lower tail option and parameter
3 1.0                            \middle option and parameter
4 1.5                            \upper tail option and parameter
densidade.dat                   \file with tabulated values
4 0                              \columns for variable, weight
1                                \debugging level: 0,1,2,3
sisimirreg.dbg                 \file for debugging output
sisimirreg.out                 \file for simulation output
100                             \number of realizations
500 642900 35                   \nx,xmn,xsiz
490 6842000 35                  \ny,ymn,ysiz
1 1.0 10                        \nz,zmn,zsiz
69069                          \random number seed
32                              \maximum original data for each kriging
8                               \maximum previous nodes for each kriging
0                               \maximum soft indicator nodes for kriging
0                               \assign data to nodes? (0=no,1=yes)
0 8                             \multiple grid search? (0=no,1=yes),num
8                               \maximum per octant (0=not used)
4500.0 4100.0 20.0             \maximum search radii
135.0 0.0 0.0                  \angles for search ellipsoid
0 2.005                         \0=full IK, 1=median approx. (cutoff)
0                               \0=SK, 1=OK
2 0.0092                        \10%, nst, nugget effect
1 0.0275 45.0 0.0 0.0          \it,cc,ang1,ang2,ang3
    170                           \a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.05325 45.0 0.0 0.0        \it,cc,ang1,ang2,ang3
    1130                           \a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.03165                       \20%, nst, nugget effect
1 0.0527 135.0 0.0 0.0        \it,cc,ang1,ang2,ang3

```

	300	200	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0759	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	1400	550	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.05				\30%, nst, nugget effect
1	0.104	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	200	170	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.056	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	750	700	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.1173				\40%, nst, nugget effect
1	0.0851	112.5	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	420	100	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0376	112.5	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	1150	370	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.164				\50%, nst, nugget effect
1	0.0369	112.5	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	150	100	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0492	112.5	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	1400	960	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.1392				\60%, nst, nugget effect
1	0.0383	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	1050	130	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.05626	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	2000	210	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.08				\70%, nst, nugget effect
1	0.057	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	780	680	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.072	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	3600	2600	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.042				\80%, nst, nugget effect
1	0.0505	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	550	500	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0683	135.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	4200	3200	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.0203				\90%, nst, nugget effect
1	0.0284	45.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	100	90	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0413	45.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	870	400	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
2	0.0034				\95%, nst, nugget effect
1	0.0030	90.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	300	100	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert
1	0.0411	90.0	0.0	0.0	\it,cc,ang1,ang2,ang3
	2000	350	0.0		\a_hmax, a_hmin, a_vert

Apêndice F

Publicações associadas à essa dissertação

Os trabalhos apresentados a seguir foram produzidos concomitantemente à realização dessa dissertação, durante o período de Mestrado, abrangendo tópicos relacionados e que fizeram parte do estudo efetivado.

COSTA, J.F.C.L., KOPPE, J.C., SOUZA, L.E. & PILGER, G.G. 2001a. *Distribuição Espacial de Concreções Piríticas e sua Influência na Performance de Conjuntos Mecanizados em Mina de Carvão*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 65, Vol. 54, Nº 4, p. 257-266.

Abstract

Mine planning in the coal industry is traditionally developed using a geological model built by discretising relevant geological and engineering attributes into small blocks. Production scheduling is planned based on a 3D geological model representing important features, such as coal cumulation, coal recovery at the plant and other geochemical properties relevant for environmental characterisation. In coal operations using continuous mining systems, rock mechanics properties are deemed relevant as these properties directly influence equipment performance. Rock mass resistance and its

abrasiveness impact directly the system productivity. Operational difficulties may arise when using continuous coal cutters within zones containing high concentrations of pyrite concretions. In extreme situations, high pyrite concentration makes unpractical the use of continuous systems with severe costs penalties if not predicted in advance. This paper presents a methodology to forecast pyrite spatial distribution based on kriging. The results proved to be appropriate based on reconciliation obtained comparing pyrite percentage versus bit consumption. A case study in major coal deposit illustrates the methodology.

Resumo

O planejamento mineiro na indústria carbonífera é tradicionalmente desenvolvido utilizando um modelo geológico construído pela discretização de atributos relevantes (geológicos, de engenharia, etc) em blocos de lavra. O planejamento da produção é elaborado com base em modelos geológicos 3D representando importantes características, tais como acumulação de carvão, recuperação na planta de beneficiamento além de outras propriedades geoquímicas relevantes para, por exemplo, a caracterização ambiental. Nas operações de lavra com conjuntos mecanizados, as propriedades mecânicas das rochas são julgadas relevantes na medida em que têm influência direta na performance do equipamento. A resistência da rocha e sua abrasividade têm um impacto direto na produtividade do sistema. Dificuldades operacionais podem surgir quando cortadeiras de frente atuam em zonas contendo altas concentrações de concreções piríticas. Em situações extremas, altas concentrações de concreções podem penalizar de tal forma a atuação de conjuntos mecanizados, em termos de custos, que podem tornar impraticável sua operação se o esquema de avanço não foi corretamente previsto. Este artigo apresenta uma metodologia de previsão da distribuição espacial de pirita baseada em krigagem. Os resultados provaram ser apropriados baseando-se em uma reconciliação obtida pela comparação de percentagens de pirita versus consumo de bits. Um estudo de caso em um grande depósito de carvão ilustra a metodologia.

COSTA, J.F.C.L., KOPPE, J.C., SOUZA, L.E. & PILGER, G.G. 2001b. *Predicting the Spatial Distribution of Pyrite Concretions and Its Influence in Continuous Coal Mining*. Mineral Resources Engineering, Imperial College Press, Vol. 10, Nº 4, p. 415-425.

Abstract

Mine planning in the coal industry is traditionally developed using a geological model built by discretising relevant geological and engineering attributes into small blocks. Production scheduling is planned based on a 3D geological model representing important features, such as coal cumulation, coal recovery at the plant and other geochemical properties relevant for environmental characterisation. In coal operations using continuous mining systems, rock mechanics properties are deemed relevant as these properties directly influence equipment performance. Rock mass resistance and its abrasiveness impact directly the system productivity. Operational difficulties may arise when using continuous coal cutters within zones containing high concentrations of pyrite concretions. In extreme situations, high pyrite concentration makes unpractical the use of continuous systems with severe costs penalties if not predicted in advance. This paper presents a methodology to forecast pyrite spatial distribution based on kriging. The results proved to be appropriate based on reconciliation obtained comparing pyrite percentage versus bit consumption. A case study in major coal deposit illustrates the methodology.

SOUZA, L.E., GAMBIN, F., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001a. *Estimativa de Incerteza na Classificação de Recursos Minerais por Simulação Geoestatística*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 65, Vol. 54, Nº 2, p. 143-148.

Abstract

The success of a new mine depends highly on the recovery of tons and grades estimated using the information gathered during a mineral exploration survey. These estimates should be able to alert for possible high risk in resource

estimates, possibly built using confidence intervals associated with each estimation.

Categories of mineral resources are divided according sample spacing and on the degree reliability on each class of resources, namely measured, indicated and inferred. Various systems of classification are available world wide and for the purpose of this study the JORC (Joint Organisation Reserves Committee) system was employed. This paper proposes a methodology to assess uncertainty associated with volume and tonnages reported in a mineral deposit inventory. To illustrate the methodology a coal deposit in South Brazil was used. On this deposit 340 drill holes were available containing coal thickness data and among them 236 contain coal seam specific gravity measurements. The results provided the tools to measure the uncertainty based on a sound theoretical procedure.

Resumo

O sucesso de um novo empreendimento de mineração depende muito da recuperação de tonelagens e teores estimados usando informações obtidas durante campanhas de exploração mineral. Estas estimativas deveriam ser capazes de alertar para possíveis altos riscos na classificação de recursos, possivelmente construídas usando intervalos de confiança associados com cada estimativa.

As categorias de recursos minerais são definidas de acordo com o espaçamento entre amostras e do grau de confiabilidade em cada classe de recurso, a saber medida, indicada e inferida. Vários sistemas de classificação estão disponíveis mas, para este estudo, o sistema JORC (Joint Organisation Reserves Committee) foi utilizado. Este artigo propõem uma metodologia para verificar a incerteza associada com volumes e tonelagens relacionados no inventário de um depósito mineral. Para ilustrar a metodologia, um depósito de carvão no sul do Brasil foi utilizado. Nesse depósito, estavam disponíveis 340 furos de sondagem com dados de espessura e 236 com informações sobre densidade. Os resultados forneceram ferramentas para medida da incerteza baseadas em um procedimento com embasamento teórico.

SOUZA, L.E., WEISS, A.L., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001b. *Impacto do Agrupamento Preferencial de Amostras na Inferência Estatística: Aplicações em Mineração*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Mínero-Metalúrgica), Ano 65, Vol. 54, Nº 4, p. 287-293.

Abstract

Preferential sampling or clustering is frequently found in mining and earth sciences applications. Reliable statistics for a population are obtained when representative samples are available. Such representativeness can be achieved by a proper sample design covering evenly the area. This paper investigates two declustering methods to obtain unbiased statistics where clustered samples are available, namely the polygonal and the cell-declustering method. The impact of clustering is analysed for two different datasets. Polygonal method proved to be simpler as it provides an unique solution easily to be understood by the user. In relation to the cell-declustering method, a methodology to calculate the statistical entropy was implemented to help in determining the most appropriate cell size. The two methods lead to similar declustered statistics. However the final statistics showed a large difference when compared to the statistics obtained for the clustered dataset.

Resumo

O agrupamento preferencial de amostras é freqüente em estudos na área de mineração e geociências. A utilização de amostras para estimativas de parâmetros estatísticos da população requer que a amostragem seja representativa da área de interesse e/ou da população. Tal representatividade pode ser obtida pelo planejamento cuidadoso do sistema ou padrão de amostragem e pode ser questionada sempre que os dados não estejam igualmente dispersos pela área. Nesse estudo, foram utilizadas duas técnicas de desagrupamento: o Método da Poligonal e o Método da Célula Móvel. Analisa-se a aplicabilidade dos métodos e o impacto da amostragem preferencial sobre a estatística básica em dois bancos de dados distintos. O fato do método da poligonal fornecer uma resposta direta, única e com metodologia mais facilmente compreensível pelo usuário, contribui favoravelmente para sua adoção. Testou-se também o método da entropia estatística para auxiliar na determinação do

tamanho de célula mais apropriado, quando utilizado o Método de Células Móveis. Os dois métodos estudados apresentaram resultados estatísticos semelhantes, porém distintos dos parâmetros estatísticos calculados para os dados agrupados, atestando o viés estatístico gerado ao ignorar o efeito do agrupamento preferencial.

SOUZA, L.E., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2002. *A Geostatistical Contribution to the Use of Resource/Reserves Classification Systems*. Proceedings, 30th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM'2002), Phoenix, Arizona USA, p. 73-84.

Abstract

United Nations (UN) has been leading an international committee to define the guidelines in reporting resources and reserves. The system proposed by UN is very similar to the guidelines currently in use in Australia known as JORC guidelines (Joint Organisation Reserves Committee). The JORC guidelines show major differences in relation to the Brazilian system current in practice. The important aspects differing JORC from the current Brazilian guidelines for reporting reserves is the required sampling spacing. The JORC system requires the points of observation to be closer spaced than the Brazilian system for any class of resources. All classification systems share some common aspects in terms of defining the classes of resources based on distance separating samples and on the degree of confidence or accuracy associated with the results reported. Despite of being very clear in terms of stating sample distances, all the systems of classification do not provide clear definitions on how confidence limits should be calculated. This paper proposes a geostatistical framework to measure the uncertainty associated with the reported tonnages and grades. Results demonstrate that the error associated with an estimate can be approximated using multiple simulated deposits to define confidence limits. The methodology is illustrated in a large Brazilian coal deposit and proved to be appropriate to address the issue of quantifying the uncertainty necessary to be incorporated in the systems of reserves classification.