

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

**APERFEIÇOAMENTO DA ESTRATÉGIA DE
HOMOGENEIZAÇÃO DE MINÉRIOS
UTILIZANDO SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA**

FERNANDO GAMBIN

Dissertação para obtenção do título de
Mestre em Engenharia

Porto Alegre, RS
2003

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

**APERFEIÇOAMENTO DA ESTRATÉGIA DE
HOMOGENEIZAÇÃO DE MINÉRIOS
UTILIZANDO SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA**

FERNANDO GAMBIN

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

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. Giorgio F.C. de Tomi

Prof. Dr. Jair Carlos Koppe

Prof. Dr. Paulo Salvadorette

Prof. Dr. Carlos Arthur Ferreira
Coordenador do PPGEM

“Comece por fazer o que é necessário, depois o que é possível e de repente estará a fazer o impossível.”

São Francisco de Assis

Dedico esse trabalho aos meus pais, Darci e Tereza, e minha irmã Tatiana, por sempre acreditarem que a educação é chave para o sucesso e crescimento. Obrigado pelo amor, carinho e amizade.

AGRADECIMENTO

Aos Professores João Felipe C.L. Costa e Jair Carlos Koppe pela acolhida e oportunidade de fazer parte do Laboratório de Pesquisa Mineral e Planejamento mineiro (LPM).

Em especial ao Dr. João Felipe C.L. Costa pela orientação na elaboração deste trabalho, pelos constantes ensinamentos e sobretudo, pela amizade.

Aos colegas Luis Eduardo de Souza e Rodrigo Peroni pelas inúmeras colaborações na realização deste trabalho.

Aos bolsistas de iniciação científica Tiago Webber e Vanessa Koppe.

A todos os colegas e amigos do LPM que fazem deste um grupo de trabalho competente e muito qualificado.

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.

Índice

Lista de figuras.....	ix
Lista de tabelas	xiii
Resumo.....	xiv
Abstract	xv
Capítulo 1 – Introdução.....	1
1.1 Meta dessa dissertação	3
1.2 Objetivos específicos da dissertação	4
1.3 Metodologia	4
1.4 Organização dessa dissertação.....	6
Capítulo 2 – Estratégias de homogeneização.....	7
2.1 Variabilidade das características dos minérios.....	7
2.2 Homogeneidade e heterogeneidade.....	8
2.2.1 Material Homogêneo	8
2.2.2 Material Heterogêneo	9
2.3 Estratégias de Homogeneização.	9
2.3.1 Homogeneização na lavra.....	11
2.3.2 Homogeneização em pilhas.....	13
2.3.3 Homogeneização no beneficiamento.....	21
2.4 Comentários finais	23
Capítulo 3 – Simulação seqüencial Gaussiana	24
3.1 Simulação estocástica.....	24
3.2 Simulação seqüencial Gaussiana	27
3.2.1 Análise dos dados.....	29

3.2.2	Transformação Gaussiana	35
3.2.3	Continuidade espacial	37
3.2.4	Verificação de multinormalidade	39
3.2.5	Geração dos modelos simulados	41
3.2.6	Validação das simulações.....	42
3.3	Comentários finais	47
Capítulo 4 – Estratégia de homogeneização incorporando incerteza		48
4.1	Teor de cinzas.....	48
4.2	Pós-processamento dos modelos.....	50
4.2.1	Mapa de variabilidade	50
4.2.2	Mapa de probabilidade	51
4.2.3	Seleção de modelos	52
4.3	Planejamento de lavra	53
4.3.1	O lote	54
4.3.2	Projeto de lavra.....	55
4.4	Estratégia de homogeneização incorporando modelos simulados.....	59
4.4.1	Estratégia de homogeneização em lotes.....	59
4.4.2	Adequação do lote no planejamento de lavra.....	72
4.5	Comentários finais.....	76
Capítulo 5 – Conclusões.....		77
5.1	Conclusões	77
5.2	Recomendações	80
Referências Bibliográficas.....		82
Anexo A – Banco de dados.....		88
Anexo B – Arquivos de parâmetros das rotinas de simulação.....		95

Lista de Figuras

Figura 1.1: Seqüência metodológica adotada.....	5
Figura 2.1: Desenho esquemático de uma atividade de mineração de carvão indicando as áreas disponíveis para a homogeneização de minérios. Modificado de Schofield (1980).....	10
Figura 2.2 : Homogeneização em pilhas.....	15
Figura 2.3: Deposição do material em longas camadas ao longo do eixo longitudinal da pilha ou em pilhas elementares.....	16
Figura 2.4: Seções transversais para diferentes métodos de Deposição em pilhas.....	17
Figura 2.5: Deposição e retomada na pilha <i>Chevron</i> (Schofield, 1980).....	19
Figura 2.6: Diagrama típico de beneficiamento de carvão.....	22
Figura 3.1: Comparação entre valores reais, estimados por krigagem e simulados condicionalmente.....	26
Figura 3.2: Esquema representando um modelo simulado, onde se tem acesso à variabilidade de cada bloco e um modelo estimado, que fornece apenas o valor médio local.....	27
Figura 3.3: Fluxograma para simulação seqüencial Gaussiana.....	28
Figura 3.4: Mapa de localização das amostras utilizadas de espessura.....	29
Figura 3.5: Mapa de localização das amostras utilizadas de teor de cinzas.....	30
Figura 3.6: Mapa de localização para a variável de acumulação de cinzas.....	31
Figura 3.7: Duas técnicas para desagrupamento dos dados: método dos polígonos (a) e método das células móveis (b)	33
Figura 3.8: (a) Histograma dos dados originais para espessura (%). (b) Histograma dos dados desagrupados para espessura (%)......	34

Figura 3.9: (a) Histograma dos dados originais para teor de cinzas (%). (b) Histograma dos dados desagrupados para teor de cinzas (%).	34
Figura 3.10: (a) Histograma dos dados originais para acumulação de cinzas (%.m). (b) Histograma dos dados desagrupados para acumulação de cinzas %.m).	35
Figura 3.11: Histograma dos dados normalizados para espessura.	36
Figura 3.12: Histograma dos dados normalizados para acumulação de cinzas.	36
Figura 3.13: Mapeamento da continuidade espacial para os dados normalizados de espessura. Variograma experimental (pontos) e modelo ajustado (linha contínua) na direção de mínima (E-W) e máxima (N-S) continuidade.	38
Figura 3.14: Mapeamento da continuidade espacial para os dados normalizados de acumulação de cinzas. Variograma experimental (pontos) e modelo ajustado (linha contínua) na direção de mínima (E-W) e máxima (N-S) continuidade.	38
Figura 3.15: Três realizações escolhidas aleatoriamente para a variável espessura e para a variável acumulação.	43
Figura 3.16: Três realizações escolhidas aleatoriamente para o teor de cinzas obtido indiretamente.	44
Figura 3.17: Reprodução dos variogramas no espaço normal para as direções de menor e maior continuidade para espessura (a e b) e acumulação de cinzas (c e d).	45
Figura 3.18: Histogramas das espessuras e acumulações de cinzas no espaço original das três realizações mostradas na Figura 3.15.	46
Figura 3.19: Histograma dos valores de cinzas das três realizações mostradas na Figura 3.16.	47
Figura 4.1: Mapa de variabilidade mostrando a incerteza em relação aos blocos considerando as 70 realizações de teor de cinzas.	51

Figura 4.2: Mapa apresentando a probabilidade dos limites inferior (a) e superior (b) de cinzas serem excedidos. Em destaque área com alta probabilidade de conter teores de cinzas dentro do intervalo estabelecido ($60\% \pm 3\%$).....	52
Figura 4.3: Área total a ser minerada, com destaque para os painéis de lavra, os eixos principais e a área anteriormente minerada.....	56
Figura 4.4: Localização da área a ser minerada nos seis modelos de teores de cinzas selecionados. Legenda relacionada aos teores de cinzas nos modelos apresentados.....	57
Figura 4.5: Mina projetada destacando os painéis 5 a 9.....	60
Figura 4.6: Visualização de um modelo simulado na área compreendida pelos painéis 5 a 9.....	60
Figura 4.7: Metodologia de divisão da área em diferentes tamanhos de lotes para o possível modelo do depósito apresentado pela simulação 20.....	62
Figura 4.8: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 20.....	63
Figura 4.9: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 7.....	64
Figura 4.10: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 23.....	65
Figura 4.11: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 51.....	66
Figura 4.12: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 52.....	67
Figura 4.13: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela média das simulações (E-TYPE).....	68
Figura 4.14: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas.....	69
Figura 4.15: Variações do teor de cinzas na região do painel 9 para a simulação 20. Legenda relacionada aos teores de cinzas dos blocos do modelo.....	73

Figura 4.16: Painel dividido em lotes de diferentes tamanhos. (a) Lotes de 4 dias de produção; (b) Lotes de 16 dias de produção; (c) lotes de 31 dias de produção. Em cada situação, a mudança de cor representa um lote diferente.....	74
Figura 4.17: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas para diferentes tamanhos de lote no painel 8.....	75
Figura 4.18: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas para diferentes tamanhos de lote no painel 9.....	75

Lista de tabelas

Tabela 3.1. Resultados do teste de binormalidade baseada na relação madograma/variograma para a variável espessura.....	40
Tabela 3.2. Resultados do teste de binormalidade baseada na relação madograma/variograma para a variável acumulação de cinzas.....	40
Tabela 4.1. Simulações escolhidas, sua média e variância.....	53
Tabela 4.2. Relações entre tempo de produção, área minerada e volume produzido para um conjunto mecanizado.....	58
Tabela 4.3. Relação entre diferentes tamanhos de lotes e os tempos necessários para produção desses lotes por um conjunto mecanizado.....	61
Tabela 4.4. Percentual de lotes que excederam os limites do teor de cinzas em cada um dos modelos para cada tamanho de lote estabelecido.....	71

Resumo

Novas centrais térmicas utilizam carvão ROM (*Run of mine*) na sua alimentação. Sem o processamento do minério as flutuações de qualidade do carvão serão transferidas da mina para o consumidor final. Frequentemente, contratos entre produtor-consumidor estabelecem limites pré-estabelecidos de parâmetros geológicos e tecnológicos como enxofre, cinzas e poder calorífico. Lotes de minério com qualidade fora dos limites estabelecidos podem ser rejeitados ou penalizados. O custo elevado dessas penalizações recomenda a homogeneização do minério ROM. As principais estratégias de homogeneização são as baseadas em técnicas geoestatísticas, as pilhas de homogeneização e as usinas de beneficiamento ou metalúrgicas. A estratégia de homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas apresenta os menores custos de implementação, no entanto o conhecimento do depósito deverá ser fundamental. Tradicionalmente, essa estratégia de homogeneização utiliza um modelo de blocos gerado por um estimador tradicional, geralmente krigagem ordinária. A estimativa dos blocos por krigagem não considera a incerteza associada ao modelo geológico, não sendo adequada para prever flutuações locais. Diferente da krigagem, os métodos de simulação geoestatística têm como objetivo reproduzir a variabilidade *in situ* e a continuidade espacial dos dados originais. Uma vez que os teores e sua variabilidade são estimados, flutuações da qualidade do minério podem ser previstas para determinada rota de lavra e certo tamanho de lote entregue ao consumidor. Diferentes tamanhos de lote são testados a fim de obter-se o controle das flutuações da qualidade do minério. Este trabalho apresenta um procedimento para acessar a variabilidade dos teores e prever a sua flutuabilidade para diferentes tamanhos de lote em um estudo de mineração subterrânea de carvão no sul do Brasil. Simulação geoestatística e planejamento de lavra apropriado proporcionam uma solução para o problema de homogeneização de minérios.

Abstract

The new generation of coal fired power plants in Brazil are expect to use ROM coal as fuel. Without a washing plant to attenuate ROM quality fluctuations, these variations tend to be transferred from mine to the final user. Contracts frequently established max-min limits for geological and technological parameters such as sulfur, ash and calorific value. Lots of ore with quality beyond the agreed limits can be rejected or penalized. The high costs of these penalties recommend homogenisation of the ROM. Homogenisation methods include blending piles, processing plants and the ones based on mining geostatistics. The last is more cost effective, however demands a detailed knowledge of the deposits characteristics. The geostatistical method uses a block model with grades assigned to each block normally by ordinary kriging. This block model ignores or is inappropriate to access the uncertainty associated with the geological model. Consequently, this procedure fails in predicting grade fluctuations correctly. Contrary to kriging, simulation methods aim at reproducing in situ grade variability and spatial continuity. Once a block model with each grade uncertainty evaluated, quality fluctuation can be predicted for a given mining route and size of a lot delivered to the customer. Different mining routes and sizes of ore lots are tested until a desirable level of grade oscillation is achieved. Results from a case study at a Brazilian coal mine proved the adequacy and functionality of the method. Geostatistical simulations and proper mining planning provide a feasible solution to the ore homogenisation problem.

Capítulo 1

Introdução

A crescente demanda nacional por energia relacionada à crise do setor em 2001, deflagrou uma série de empreendimentos para construção de centrais térmicas a carvão. Essas novas centrais térmicas vêm sendo projetadas de modo a utilizar o carvão ROM (*run of mine*), possibilitando a maximização da recuperação do minério lavrado e a redução de custo do produto final. Tradicionalmente, a indústria carbonífera sul-brasileira comercializa minério beneficiado, o que significa que variações de parâmetros de qualidade no ROM podem ser corrigidos no processo de beneficiamento, garantindo um produto com relativa baixa variabilidade em suas características.

As empresas do setor mineral, no caso específico do carvão, tornar-se-ão mais competitivas quando destinarem produtos de extração ROM, sem beneficiamento, britados nas granulometrias requeridas, para a geração de energia elétrica. Além disso, o fornecimento de carvão "in natura", contribuirá para a diminuição do impacto ambiental, uma vez que reduz parte dos resíduos da mineração provenientes do beneficiamento (Faria, 2001).

A partir do momento que a comercialização para as novas centrais térmicas ocorrer na forma de ROM, as flutuações de qualidade verificadas *in situ* (na jazida) serão transportadas diretamente para o produto final sem a possibilidade de interferência de uma unidade de beneficiamento para regular essas variações. Impõe-se, nesse momento, a necessidade de conhecer-se a variabilidade *in situ* do depósito, de modo a planejar a lavra em seqüências que mantenham o produto final (ROM) dentro dos parâmetros esperados pelo

consumidor. Caso, não haja uma seqüência de lavra possível para atenuar possíveis oscilações na qualidade do ROM, far-se-á necessária à definição de uma estratégia de homogeneização que realize essa tarefa.

Com base em Schofield (1980) pode-se considerar que a homogeneização de minérios a serem lavrados esta baseada em três estratégias principais: i) Homogeneização na lavra através da utilização de técnicas geoestatísticas para previsão e controle da variabilidade no carregamento; ii) pilhas de homogeneização e; iii) todos os passos de um processo metalúrgico ou de beneficiamento.

A definição de um modelo geológico e numérico robusto para um depósito mineral, traduz-se em uma ferramenta essencial para análise da qualidade do material *in situ* e no cálculo de tonelagens com respectivos teores a movimentar. O conhecimento das reservas bem como do material presente em um painel de avanço projetado, permite uma avaliação e planejamento coerente a partir de valores estimados, sua variabilidade e até mesmo a incerteza associada a esses, utilizando técnicas geoestatísticas (Matheron, 1971; David, 1977; Journel e Huijbregts, 1978).

Tradicionalmente, a operação de controle de teores e planejamento de lavra é feita utilizando-se um modelo de blocos gerado por um estimador tradicional, geralmente krigagem ordinária de blocos, a qual realiza a melhor estimativa (não tendenciosa e com menor erro) a partir das amostras disponíveis. No entanto, esse procedimento é incapaz de incorporar a incerteza associada à estimativa. A variabilidade dos valores estimados é menor que a variabilidade dos dados originais (Costa et al., 1998).

Ao contrário da krigagem, os métodos de simulação geoestatística têm como objetivo reproduzir a variabilidade *in situ*, e a continuidade espacial dos dados originais, pela geração de imagens equiprováveis, condicionadas aos dados, que reproduzem as características estatísticas de 1ª e 2ª ordem dos dados amostrais. Desse modo, a intensidade de incerteza associada às estimativas pode ser avaliada (Goovaerts, 1997).

Dentre as estratégias de homogeneização consideradas, a utilização de pilhas de homogeneização e de processos de beneficiamento se caracterizam pelos elevados custos de implementação e pela flexibilidade em relação às

características do material de alimentação. Complementarmente, a utilização de técnicas geoestatísticas para a previsão da variabilidade do minério apresenta custos de aplicação reduzidos, porém implica na necessidade de um maior conhecimento das características do depósito mineral e de sua variabilidade de teores. Assim, um aumento dos custos associados à amostragem seria menos impactante que os custos de implementação de pilhas de homogeneização ou processos de beneficiamento. A incorporação de simulação estocástica na estratégia de homogeneização procura atender a necessidade de prever as possíveis oscilações na qualidade do minério *in situ* transportadas para o produto final, garantindo o controle da qualidade desse produto dentro de limites estabelecidos em contrato.

Assim, esta dissertação aborda o estudo da estratégia de homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas, levando em consideração os parâmetros econômicos, geométricos e estatísticos do minério a ser homogeneizado. Esse trabalho incorpora a ferramenta de simulação condicional na estratégia de homogeneização de forma a medir a variabilidade associada ao valor estimado para um determinado tamanho de lote de minério lavrado.

1.1 Meta desta dissertação

Entre as estratégias de homogeneização, verifica-se que o sistema de utilização de técnicas geoestatísticas para o controle da variabilidade na lavra se caracteriza como a alternativa que demanda o maior conhecimento do depósito mineral e de sua variabilidade, ao mesmo tempo em que apresenta o menor custo associado a sua implementação. Em um contexto onde as empresas mineradoras procuram viabilizar novos empreendimentos de mineração com a utilização de minério ROM como produto final, a aplicação de uma estratégia de homogeneização que garanta o controle da variabilidade das características do minério em um lote, a um baixo custo de implementação justifica os esforços na melhoria da previsão das flutuações de qualidade verificadas *in situ* por meio de simulação estocástica.

Essa dissertação tem como meta à melhoria da estratégia de

homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas, com o desenvolvimento de uma metodologia para quantificar variabilidade *in situ* de parâmetros físicos e químicos do minério, possibilitando a produção em lotes de minério com características dentro de faixas previsíveis ao processo de geração de energia elétrica.

1.2 Objetivos específicos da dissertação

Por meio de um estudo de caso de um depósito de carvão na região sul do Brasil, esta dissertação propõe atingir a sua meta cumprindo os seguintes objetivos específicos:

- Desenvolver uma metodologia baseada em ferramentas de simulação geoestatística para avaliar a variabilidade *in situ* das variáveis de interesse;
- Relacionar essa variabilidade com a estratégia de homogeneização, pela análise de diferentes tamanhos de lotes de minério a fim de reduzir as flutuações das características do minério;
- Incorporar a estratégia de homogeneização em lotes de minério ao planejamento de lavra de uma mina subterrânea de carvão.

1.3 Metodologia

A fim de atender as necessidades do mercado consumidor e garantir a viabilidade do empreendimento de mineração, a incorporação de simulação estocástica na estratégia de homogeneização por técnicas geoestatísticas visa prever as flutuações na qualidade do minério *in situ* como forma de controlar as oscilações na qualidade do produto final.

Para atingir os objetivos propostos nesta dissertação foi adotada a

seguinte metodologia de trabalho, representada na Figura 1.1.

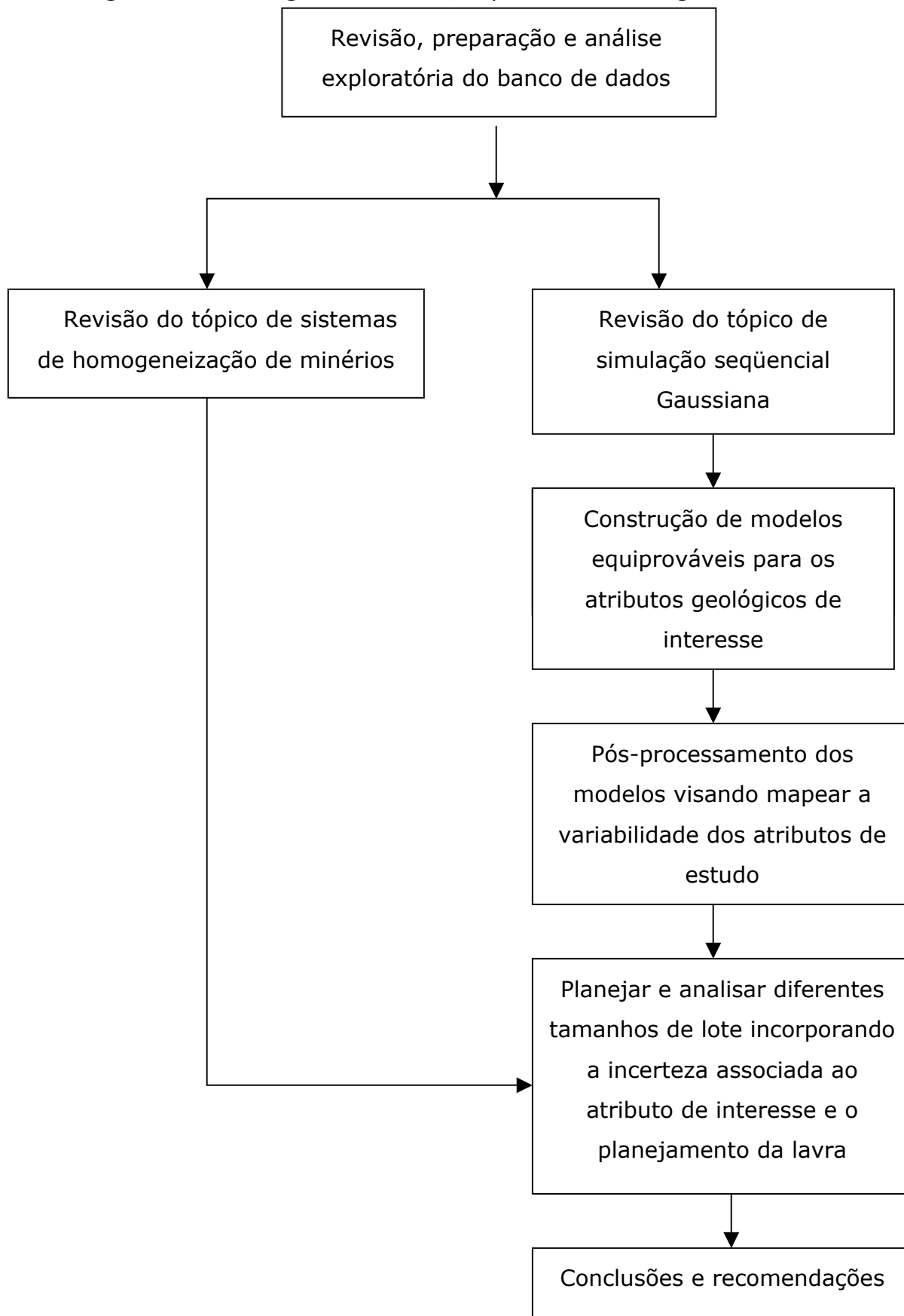


Figura 1.1. Seqüência metodológica adotada.

1.4 Organização dessa dissertação

Os capítulos seguintes dessa dissertação estão organizados da seguinte maneira:

O Capítulo 2 apresenta uma breve revisão dos principais sistemas de homogeneização de minérios com ênfase em sistemas que não utilizam processos de beneficiamento.

O Capítulo 3 revisa brevemente os princípios de simulação seqüencial Gaussiana. É mostrada a implementação da metodologia para construção de modelos equiprováveis para os atributos geológicos de estudo.

O Capítulo 4 apresenta o pós-processamento dos modelos gerados e a estratégia de homogeneização através de lotes de minério, incorporando a incerteza associada ao valor estimado para os atributos de estudo e com o planejamento da lavra.

O Capítulo 5 inclui conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Estratégias de Homogeneização

Neste capítulo são revisados os conceitos de homogeneidade e heterogeneidade, além de abordar a natureza da variabilidade das características dos minérios. Considerando a perspectiva de comercialização de minério ROM, são apresentadas algumas das principais estratégias de homogeneização, com destaque para os sistemas que não utilizam processos metalúrgicos ou de beneficiamento.

2.1 Variabilidade das Características dos Minérios

As heterogeneidades das características dos minérios podem ser consideradas em inúmeros níveis variando de escala e tamanho. Os tipos de heterogeneidades encontradas durante a preparação e processo estão relacionadas, essencialmente, com a formação do minério, com os métodos de carregamento e transporte e os tipos de procedimentos empregados na manipulação e preparação do minério. Segundo Schofield (1980), as etapas de carregamento, transporte, britagem, moagem, armazenamento e manipulação contribuem de alguma forma na variabilidade do material, já que introduzem uma certa quantidade de reestruturação da distribuição espacial da mineralização natural.

A variabilidade das características do minério *in situ*, interesse desse estudo, está relacionada exclusivamente as condições de formação do depósito mineral. Segundo Peroni (1998), os fenômenos naturais não podem ser tratados simplesmente como fenômenos aleatórios, por isso a necessidade de

ferramentas matemáticas que descrevam uma variável que assume valores diferentes em lugares distintos no espaço. A Teoria das variáveis regionalizadas, na qual a geoestatística esta fundamentada, explica que essa variável possui uma componente aleatória, onde os distintos valores que a variável assume não possuem nenhuma dependência entre si em uma escala de irregularidade local, e uma componente espacial estruturada onde os valores tomados em uma vizinhança estarão relacionados refletindo a estrutura do fenômeno em grande escala. A teoria das variáveis regionalizadas, tal como é hoje, é devida a Matheron (1971).

Para estabelecer a qualidade de um minério, é necessário, primeiramente, realizar uma amostragem onde a variabilidade observada para um resultado em particular, deve ser associada com o volume da amostra utilizado. A amostragem de um depósito mineral origina-se da possibilidade teórica de dividir um todo em pequenas porções que serão separadamente analisadas. Este conceito permite uma descrição qualitativa da variabilidade para um determinado tamanho de amostra baseada na teoria da representatividade amostral.

2.2 Homogeneidade e Heterogeneidade

2.2.1 Material Homogêneo

Um dos maiores objetivos em qualquer sistema de homogeneização é garantir uma mistura ideal completamente homogênea, com a presença de todos os parâmetros de interesse em suas corretas proporções. Se os valores médios dos parâmetros de qualidade em consideração para cada porção da jazida não são significativamente diferentes, então em termos do tamanho dessa porção (tamanho da amostra), o material é dito como sendo homogêneo (Schofield, 1980).

Em um material homogêneo, uma amostra completamente representativa do todo é obtida pela retirada de uma parcela qualquer, não sendo necessária à aleatoriedade da escolha. Entretanto, por definição, não é permitido chegar à conclusão sobre a homogeneidade de um conjunto sem antes estabelecer que os valores médios de todas as porções (amostras), com

determinado tamanho, sejam idênticas e que, para isso, é necessário que um número de amostras sejam escolhidas aleatoriamente e analisadas. Para tanto, há conveniência em trabalhar sempre com amostras de igual volume, de igual modo de coleta e de igual forma de análise.

Assim, a definição de homogeneidade requer a especificação da escala de amostragem e implica na indicação dos limites de variabilidade dentro dos quais se aceita o material como sendo homogêneo. Isto não implica que a homogeneidade persiste se as amostras ou porções forem divididas, ou seja, a homogeneidade pode desaparecer com a diminuição dos volumes amostrais.

2.2.2 Material Heterogêneo

O material que não pode ser considerado como homogêneo é definido como heterogêneo, sendo caracterizado por pequenas amostras de um todo com características de qualidade significativamente diferentes. Segundo Gy (1998), quando as porções formadoras de um material não forem estritamente idênticas, esse material é tido como heterogêneo.

2.3 Estratégias de Homogeneização

Na atividade de mineração, existem pelo menos três áreas principais para a homogeneização de minérios: i) Lavra; ii) Pilha de homogeneização; iii) Processos de beneficiamento. A Figura 2.1 apresenta um desenho esquemático de uma atividade de mineração de carvão indicando as áreas disponíveis para a aplicação de processos de homogeneização.

As técnicas envolvidas na atividade de lavra de minérios (Etapas 1 e 2 da Figura 2.1), baseadas no conhecimento do depósito mineral, possibilitam uma homogeneização inicial capaz de reduzir significativamente as flutuações em torno de um atributo de qualidade qualquer na etapa de extração.

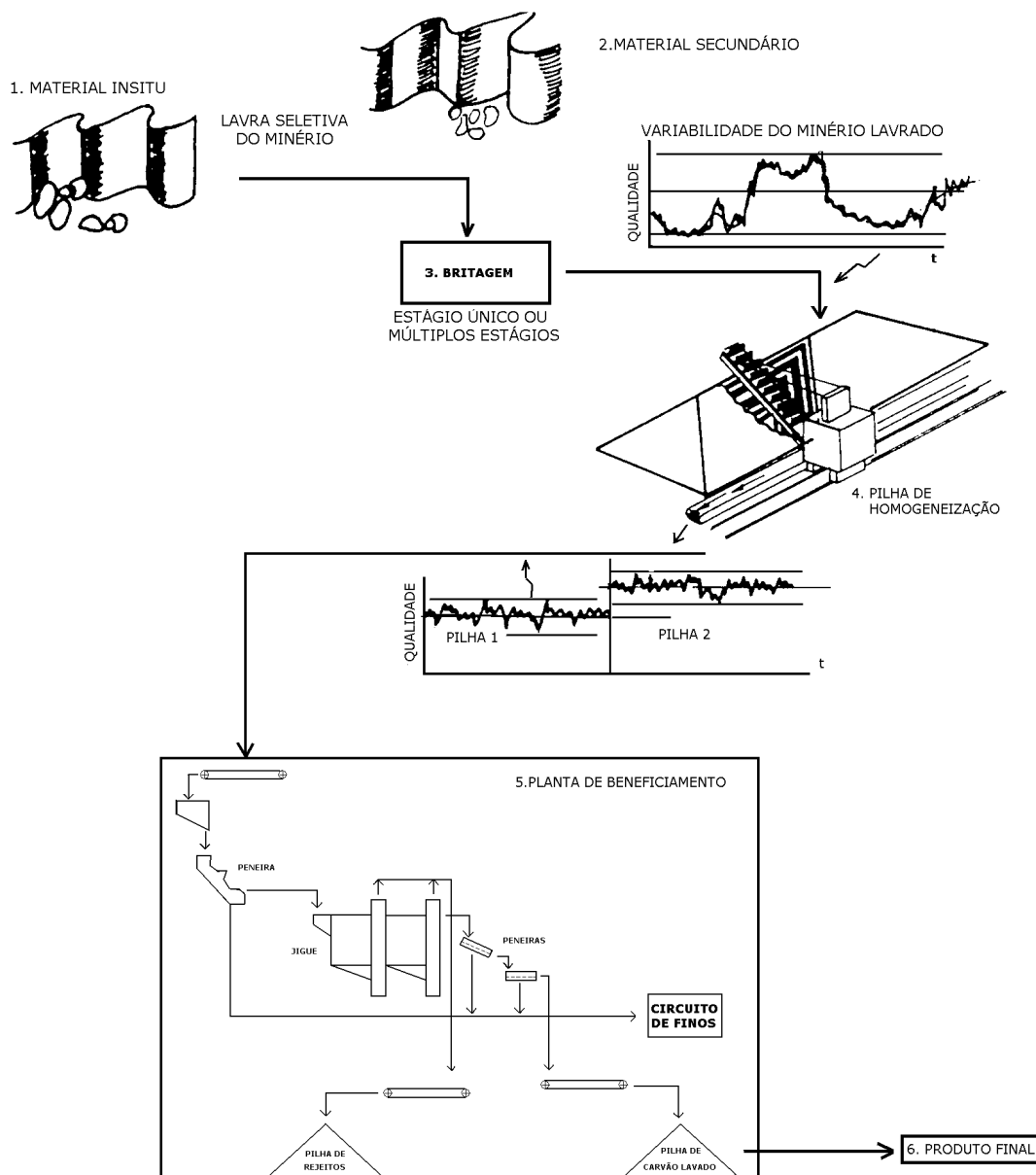


Figura 2.1: Desenho esquemático de uma atividade de mineração de carvão indicando as áreas disponíveis para a homogeneização de minérios. Modificado de Schofield (1980).

Na mineração de carvão, o planejamento de lavra não incorpora o verdadeiro potencial existente nessa etapa para a redução das flutuações na qualidade do minério. As razões para isso são históricas, sendo evidentes na mineração de carvão do sul do Brasil, uma vez que só nos últimos anos as técnicas para caracterização da qualidade do depósito mineral têm sido empregadas. As técnicas geoestatísticas fornecem uma ferramenta poderosa a ser utilizada na etapa de extração possibilitando descrever a variabilidade

encontrada em um depósito mineral, permitindo o controle sobre a qualidade média de curto prazo do material fornecido à etapa seguinte do processo (Schofield, 1980).

As pilhas de homogeneização (Etapa 4 da Figura 2.1) podem assumir um duplo propósito, atuar simplesmente como uma pilha de estocagem, ou uma pilha pulmão, com o objetivo de fornecer material a uma usina de beneficiamento, ou ainda, atuar como um filtro da variabilidade da qualidade do minério através do empilhamento cuidadoso e da adequada recuperação do material.

Os mecanismos que envolvem a utilização de pilhas de homogeneização são realmente complexos e a falta de conhecimentos no seu projeto implicam em equipamentos superdimensionados e de elevados custos. Em uma mineração, onde a qualidade do minério se apresente constantemente alta, ou seja, no caso do carvão, um minério que apresente parâmetros de qualidade dentro dos limites estabelecidos, a necessidade de utilização de processos com elevados custos, como as pilhas de homogeneização, não é justificada. Entretanto, com o crescimento da demanda por um produto de maior qualidade e a disponibilidade cada vez maior de um minério com características pouco desejáveis e com alta variabilidade de seus atributos, a utilização de pilhas de homogeneização têm se tornado um procedimento necessário na atividade de mineração.

A terceira principal área envolvida na atividade de homogeneização de minérios incorpora os processos de uma usina de beneficiamento, desde a utilização de sistemas de classificação até processos gravimétricos, processos hidrometalúrgicos, processos de flotação e processos de aglomeração de minérios (Etapa 5 da Figura 2.1).

2.3.1 Homogeneização na lavra

A mineração de um depósito de carvão onde o minério pode apresentar características de qualidade fora de limites especificados, implica na necessidade de um maior conhecimento da jazida, de forma a manter e fornecer o produto final dentro das especificações exigidas. Nesses casos, as margens de erro nos cálculos de reserva, assim como, nos cálculos de qualidade e de teores diminuem. Assim, os métodos probabilísticos para determinação do risco

associado à utilização do depósito tornar-se-ão cada vez mais importantes.

Em um depósito com baixa qualidade e alta variabilidade de teores, em que se procure trabalhar com o objetivo de obter resultados próximos de um ponto ótimo, é fundamental o conhecimento detalhado da qualidade do minério *in situ* em qualquer ponto na jazida, podendo ser definido com um certo grau de acuracidade expressa em termos de limite de confiança. Como resultado, o planejamento da lavra poder ser traçado tendo como base um modelo realístico do depósito, permitindo a definição de uma seqüência de lavra sobre um modelo determinístico.

Diferentemente da estatística convencional, cujo interesse esta focada exclusivamente na magnitude das variáveis, a geoestatística preocupa-se tanto com a magnitude como a distribuição espacial que a variável assume no depósito. Ou seja, a sua teoria sugere que cada amostra existente possua uma área de influência, fazendo com que a estimativa de um ponto espacialmente posicionado em um local não amostrado esteja condicionado preferencialmente pelos valores das amostras próximas ao ponto em questão, em detrimento daquelas mais distantes.

A geoestatística utiliza a krigagem como ferramenta de estimativa por fornecer uma resposta não tendenciosa, obtida a partir da minimização da variância de estimativa. Ou seja, a krigagem proporciona, além da estimativa dos valores para uma variável espacialmente distribuída, o acesso ao provável erro associado à estimativa. Na krigagem, o minério contido em um bloco de lavra é estimado a partir das amostras contidas no bloco e ao redor dele, através da atribuição de pesos para as amostras de forma a minimizar o erro associado à estimativa. Este método utiliza recursos computacionais intensivos e se baseia na resolução de sistemas de equações para cada bloco utilizando as relações de covariância. Estas covariâncias são obtidas através do variograma ajustado para o atributo em estudo e consiste em uma informação essencial para a krigagem.

A principal vantagem da krigagem sobre os outros métodos é a possibilidade de fornecer uma medida do erro associado às estimativas feitas. Porém, Goovaerts (1997) afirma que a variância do erro fornecida pela krigagem, denominada variância de krigagem, é freqüentemente mal usada como uma medida de confiabilidade da estimativa. A fraca correlação entre erro e desvio padrão da estimativa confirmam que a variância de krigagem não pode ser usada diretamente como uma medida de precisão da estimativa.

Portanto, a variância de krigagem é apenas um índice de classificação da geometria e tamanho das amostras, não sendo útil para avaliar o espalhamento local do erro. Para estimar a incerteza em relação a uma estimativa, pode-se determinar a distribuição condicional local de probabilidade (dclp) da variável Z na localização u por meio de simulação condicional geoestatística e avaliar o intervalo de variação que um conjunto de variáveis randômicas pode assumir (Pilger, 2000).

A variância de dispersão está relacionada à influência do volume de um bloco de minério nos valores médios de uma determinada variável. O aumento do volume do bloco considerado resulta na diminuição da variância de dispersão. Um impacto direto dessa influência do volume do bloco, é que numa lavra seletiva um bloco de maior volume resultará em menores flutuações das características do minério. Sendo assim, o aproveitamento de um minério em qualquer tipo de lavra é função do volume do bloco considerado.

As unidades de estimativa não coincidem obrigatoriamente com as unidades de lavra e com as unidades de controle de lavra, por isso é fundamental o uso da relação variância x volume (Parker, 1979). Esta relação pode ser utilizada para prever a variabilidade de um teor (ou de outras variáveis de interesse), permitindo obter a informação necessária ao planejamento de parques de homogeneização e a definição de áreas prioritárias de lavra. As flutuações de teores, existentes à escala diária, semanal, mensal, etc. e determináveis com a relação variância x volume, irão ser úteis no planejamento da lavra em jazidas não homogêneas (Valente, 1982).

Em um trabalho contínuo de planejamento de lavra, as técnicas geoestatísticas podem ser implementadas fornecendo informações essenciais para o controle da variabilidade do minério a ser carregado ou do minério ROM utilizado como produto final. Essas informações podem ser utilizadas em planos de objetivos estacionários, como o fornecimento de ROM com teor constante e de características médias definidas.

2.3.2 Homogeneização em Pilhas

Por melhor e mais eficiente que seja a homogeneização na lavra, o material que constitui o ROM apresentará algumas variações e/ou flutuações em

termos de algum (ou alguns) parâmetro de qualidade. Essas variações devem ser atenuadas de forma que a alimentação da usina ou o produto final apresente a homogeneidade necessária.

Nos últimos anos, a capacidade de atenuar as variações na qualidade do minério vem fazendo com que a utilização de pilhas de homogeneização seja um processo essencial em algumas atividades de mineração. Quando projetada e operada adequadamente, as pilhas têm a capacidade de servir como unidade de armazenamento de material, em adição a sua capacidade e potencialidade de homogeneizar o material ROM.

Hustrulid e Huchta (1995) afirmam que as pilhas de minério podem ser utilizadas na tarefa de homogeneização a fim de assegurar um teor constante do minério. Segundo Schofield (1980), os seguintes pontos são favoráveis a sua utilização como uma unidade de armazenamento intermediária:

- i. As atividades de extração e produção não necessitam uma interação instantânea como no passado;
- ii. Garante ao processo de beneficiamento uma fonte constante de minério ROM relativamente homogêneo ;
- iii. Facilidade na manipulação do minério;
- iv. Reduz a demanda por automatização complexa das etapas subseqüentes.

Os seguintes pontos são favoráveis à utilização da pilha como unidade homogeneizadora de materiais ROM:

- i. A redução da variabilidade do material de entrada para o material de saída da pilha pode ser conseguida com o correto planejamento da pilha;
- ii. Materiais provenientes de depósitos com minério de baixa qualidade e alta heterogeneidade podem ser utilizados;
- iii. O crescimento de exigência do controle da qualidade do material fornecido pode ser satisfeito.

O material proveniente da atividade de lavra do minério pode apresentar variações/flutuações nas suas características, estas devem controladas quando se pretende fornecer um produto de qualidade aceitável. As pilhas de homogeneização se caracterizam por reduzir essas variações. Na mineração, um dos métodos mais simples para suavizar a variabilidade de determinada propriedade de um minério é a construção de pilhas longitudinais de homogeneização, pelo descarregamento do minério em longas camadas elementares ao longo do eixo longitudinal da pilha ou em pilhas elementares, uma subseqüente a outra (Ferreira et al., 1992). A Figura 2.2 apresenta esquematicamente a função esperada de uma pilha de homogeneização, atendendo o controle das variações dos parâmetros físicos e químicos do minério. A Figura 2.3 mostra a construção da pilha em camadas elementares ao longo do eixo longitudinal (Figura 2.3 a) e em pilhas elementares (Figura 2.3 b).

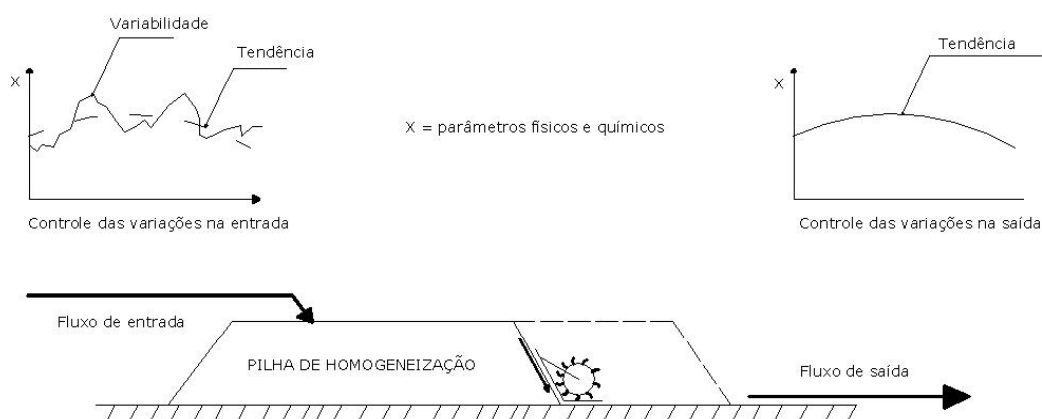


Figura 2.2: Homogeneização em pilhas.

O tamanho da pilha influencia diretamente o custo operacional em uma mineração, já que a pilha é minério produzido e estocado aguardando para ser comercializado. O tamanho da pilha está diretamente relacionado com a variabilidade natural do depósito (*in situ*), com a variabilidade a ser obtida para um certo seqüenciamento de lavra e a variabilidade máxima que o contrato produtor-consumidor estabelece. Segundo Ferreira et al. (1992), dois aspectos básicos devem ser considerados no tamanho das instalações de homogeneização em pilhas:

- i) Econômicos: o custo de armazenamento e deposição do material é

diretamente proporcional à largura da pilha, enquanto o custo das correias transportadoras é diretamente proporcional ao comprimento;

- ii) Processual: a suavização do desvio padrão é função da geometria da pilha e das características do material.

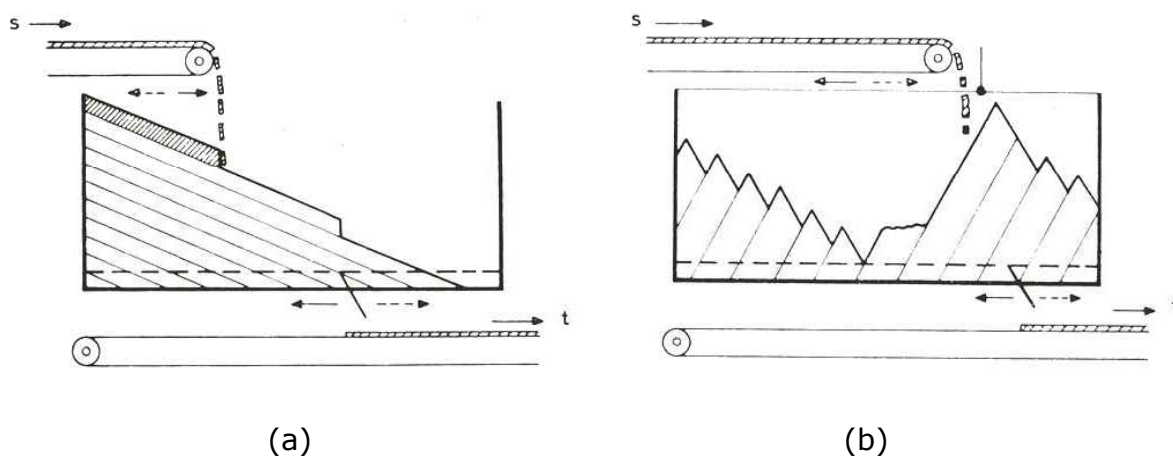


Figura 2.3: Deposição do material em longas camadas ao longo do eixo longitudinal da pilha ou em pilhas elementares.

A escolha entre os tipos de pilhas de homogeneização é feita de acordo com o espaço disponível, com a localização da atividade de lavra e da usina de beneficiamento, com a razão de deposição e retomada de material e com o tipo de equipamento utilizado. Para qualquer pilha de homogeneização, o próprio método de deposição e de retomada do material, bem como o seu próprio equipamento, é um homogeneizador (Schofield, 1980). Por fim, a escolha do tipo de pilha é ditada pela escala de operação, pelo grau de homogeneização desejado e pela natureza dos materiais manuseados.

Quando corretamente projetada, a pilha apresenta um princípio de funcionamento razoavelmente simples e, conseqüentemente, muito apropriada para as circunstâncias extremas que geralmente são encontradas na mineração. A Figura 2.4 apresenta seções transversais através de pilhas longitudinais construídas com base em diferentes conceitos. O método das pilhas *chevron* envolve a deposição do material em leitos ao longo de determinado eixo através de correias transportadoras ou empilhadores. A utilização deste método pode provocar a segregação de partículas de tamanhos maiores de dentro do minério

para a base da pilha. Os métodos do tipo *windrow* ou *windrow/chevron* devem ser considerados quando for necessário minimizar a variação da qualidade do material retomado causada pelo efeito da segregação por tamanho de partículas. Os métodos do tipo *Windrow* ou *Windrow/chevron* não serão abordados nessa dissertação por não se tratarem objeto de interesse desse trabalho.

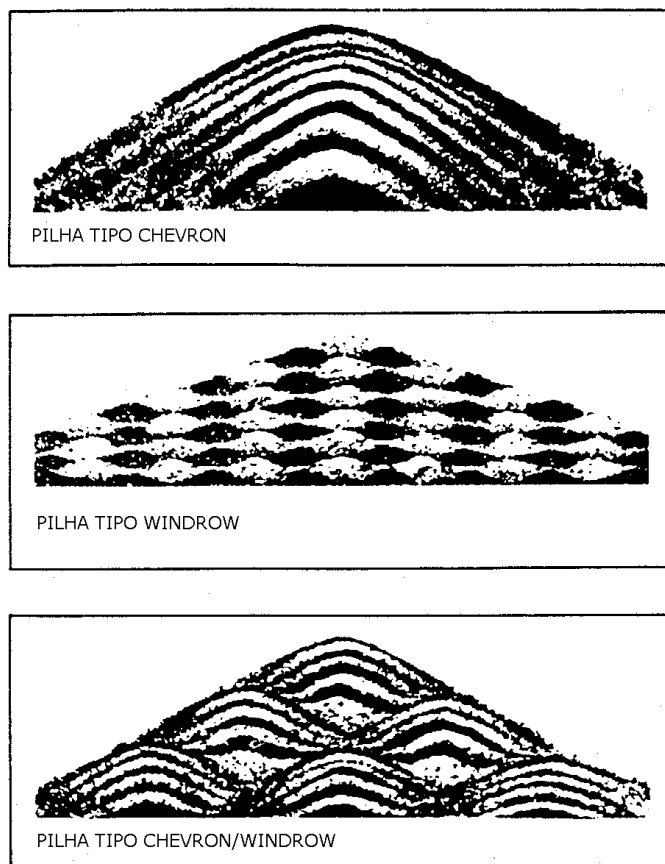


Figura 2.4: Seções transversais para diferentes métodos de deposição em pilhas.

O método das pilhas *chevron* é muito usual nas minerações brasileiras. Neste método, ilustrado na Figura 2.5, o efeito da homogeneização é obtido da seguinte forma (Valente, 1982):

- i. Como resultado da deposição do minério ROM em leito por leito, a alimentação da pilha é dividida em pequenas quantidades ΔR , onde ΔR representa a massa de cada um dos leitos.
- ii. Assim, as variações das características de qualidade que ocorrem no

material ROM são igualmente divididas nos intervalos de ΔR .

- iii. Devido ao modo de construção dessas pilhas, as variações entre as quantidades ΔR estarão sobrepostas quando a pilha se completar.
- iv. Considerando seções de corte devidamente orientadas (Figura 2.5), percebe-se que devido ao efeito de sobreposição de parte dos ΔR de cada leito, haverá alteração nas características de variação de seção para seção, sendo estas menores do que as variações existentes entre os referidos ΔR .
- v. Se cada seção de corte ou fatia de retomada tiver a massa ΔK , o processo de homogeneização, neste tipo de pilha, tem de ser estudado em função de ΔR , ΔK e N , sendo N o número de leitos que a pilha comportou.

O correto dimensionamento de uma pilha de homogeneização consiste, essencialmente, em selecionar os valores ótimos para os parâmetros N , ΔR e ΔK , de forma a minimizar as variações entre os diversos ΔK . As variações entre os diversos ΔK , são menores do que as variações entre os diversos ΔR , porque haverá um pedaço de cada ΔR em cada ΔK e se admite que dentro de cada ΔR há uma homogeneidade aceitável (há heterogeneidade entre os diversos ΔR).

A forma de deposição e de retomada do material é importante para a obtenção da homogeneização desejada entre os ΔK . O aumento do número de leitos (N) reduz a quantidade de material por leito ΔR , permitindo que o efeito da homogeneização em pilhas seja acentuado pela redução nas variações entre as seções de retomada (ΔK).

As pilhas de homogeneização longitudinais são as mais utilizadas devido a sua aplicação na mineração e simplicidade em relação aos equipamentos utilizados, embora outras configurações de pilhas, como as pilhas circulares, também possam apresentar essas características. O desempenho de uma pilha longitudinal do tipo *chevron* é caracterizado pelos seguintes parâmetros básicos:

\bar{X}_i → variações do material de entrada (Vetor \bar{X}_i).

\bar{X}_o → variações do material de saída (vetor \bar{X}_o).

M → capacidade total da pilha, em toneladas (especificação da densidade, altura, comprimento e largura).

N → número de leitos da pilha.

ΔR → quantidade de material por leito depositado.

ΔK → quantidade de material por fatia retomada.

Q_c → suporte amostral (adequado e constante).

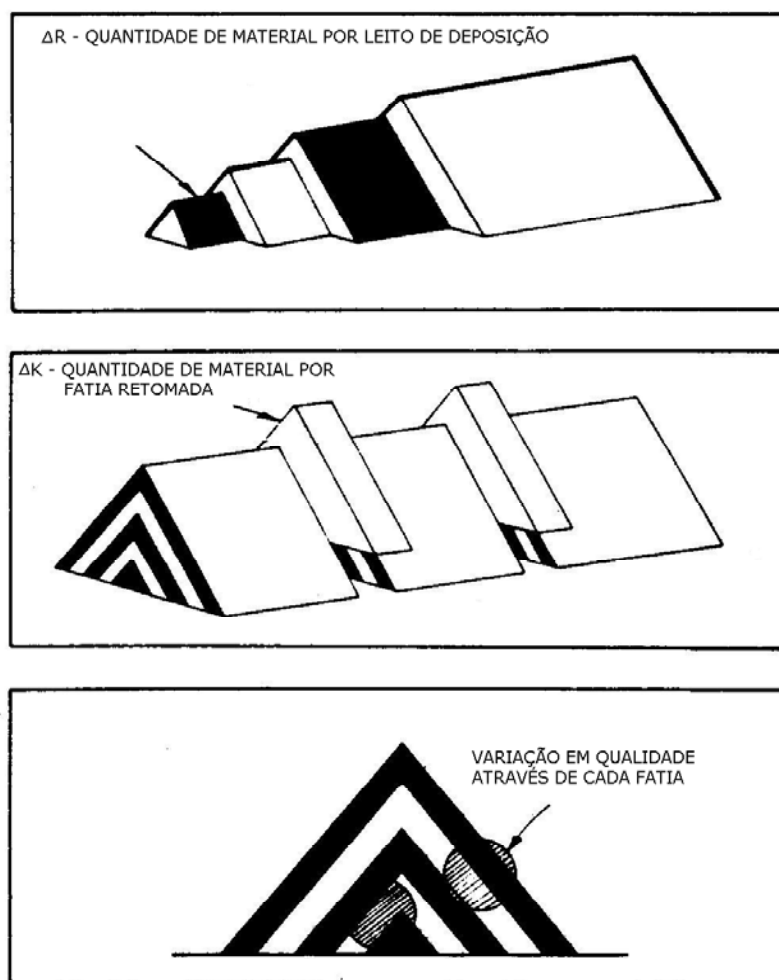


Figura 2.5: Deposição e retomada na pilha *Chevron* (Schofield, 1980).

Em uma pilha de homogeneização ideal haverá variações somente dentro das fatias retomadas e a média dos valores da distribuição de frequência dentro dessas fatias será constante para todas as fatias de uma pilha.

Teoricamente, o efeito da homogeneização será melhor obtido quanto maior for o número de leitos N da pilha, embora numa situação real o aumento de N para além de um determinado número deverá ser antieconômico. Além disso, conforme o número de leitos de uma pilha cresce a correlação entre as variabilidades da qualidade do material entre os leitos adjacentes cresce até atingir um ponto máximo (Schofield, 1980).

A homogeneização de uma fatia de seção transversal é obtida essencialmente pela sua retomada, verificando-se que a variabilidade do material torna-se bastante reduzida. Diferentemente do idealizado, a homogeneização por pilhas apresentará variações na qualidade do minério dentro de cada fatia, assim como entre as fatias que formam a pilha completa. A retomada do material reduz a variação de qualidade dentro dessas fatias, porém a variação dos teores médios entre as fatias continuará inalterada.

Considerando σ_o^2 como a variância definidora de \bar{X}_o (saída da pilha), a seguinte relação é válida:

$$\sigma_o^2 = \sigma_Q^2 + \sigma_X^2 \quad (2.1)$$

onde σ_o^2 representa a variância total de saída da pilha, sendo a soma das variâncias interiores amostrais (σ_Q^2) com as variâncias entre as fatias retomadas (σ_X^2). A pilha de homogeneização deve ser projetada visando o controle e a minimização das variâncias entre as fatias retomadas (σ_X^2), sendo que $\sigma_X^2 = 0$ significa uma igualdade entre todas as fatias retomadas, ou seja, uma homogeneidade aceitável do material de saída. O projeto da pilha tem como objetivo assegurar que todas as fatias tenham a mesma composição média.

Diversos métodos têm sido testados com o objetivo de projetar e especificar completamente a homogeneização por pilhas longitudinais. Entre esses processos de homogeneização em pilhas, destaca-se o processo gaussiano, o processo de Monte Carlo, entre outros. Esses processos não serão abordados nessa dissertação.

2.3.3 Homogeneização no beneficiamento

Mesmo após passar por vários estágios de preparação e homogeneização, incluindo as pilhas de homogeneização, é provável que numa dada frequência o minério apresentará variações na sua qualidade. Neste momento, as etapas de beneficiamento são utilizadas para garantir a homogeneização final do produto.

Todos os passos de um processo de beneficiamento ou metalúrgico podem ser considerados como um homogeneizador, isto é, o material entrado num moinho, por exemplo, deverá ser de alguma forma (em relação a algum parâmetro de qualidade) mais heterogêneo do que o seu material de saída. Isto é verdadeiro para todos os equipamentos de uma usina de beneficiamento, que normalmente possuem as suas próprias características de homogeneização, usualmente fixas para determinados materiais e determinadas condições operacionais.

As etapas de beneficiamento fazem parte da área de tratamento de minérios, que tem por finalidade colocar o bem mineral em condições de ser utilizado pelas indústrias metalúrgica, cerâmica ou química. O universo do tratamento de minérios é o conjunto de operações unitárias de redução de tamanhos, separação de tamanhos, separação de espécies minerais e separação de sólidos e líquidos, bem como a arte de combiná-las em fluxogramas de modo a obter concentrados e produtos aceitáveis pelo mercado (Chaves, 1996).

Segundo Luz et al. (1998), em um processo simplificado de beneficiamento de minério, as operações unitárias podem ser assim classificadas:

- i. Cominuição: britagem e moagem;
- ii. Separação por tamanhos; peneiramento e classificação;
- iii. Concentração gravítica, magnética, eletrostática, concentração por flotação, etc;
- iv. Desaguamento: espessamento, filtragem;
- v. Secagem.

Os sistemas de beneficiamento de carvão têm como finalidade básica a separação de duas ou mais frações de densidades diferentes. As usinas de

beneficiamento de carvão são compostas basicamente dos seguintes sistemas integrados: circuitos de britagem, beneficiamento de minério grosso em jigues, beneficiamento de minério fino em hidrociclones, espirais concentradoras e sistemas auxiliares. A Figura 2.6 apresenta, como exemplo, um diagrama de beneficiamento de carvão de uma mineração do sul do Brasil. Cada etapa do processo de beneficiamento pode assumir a função de homogeneização de determinada característica do minério, desde o controle da granulometria até o controle de determinada propriedade do minério de saída.

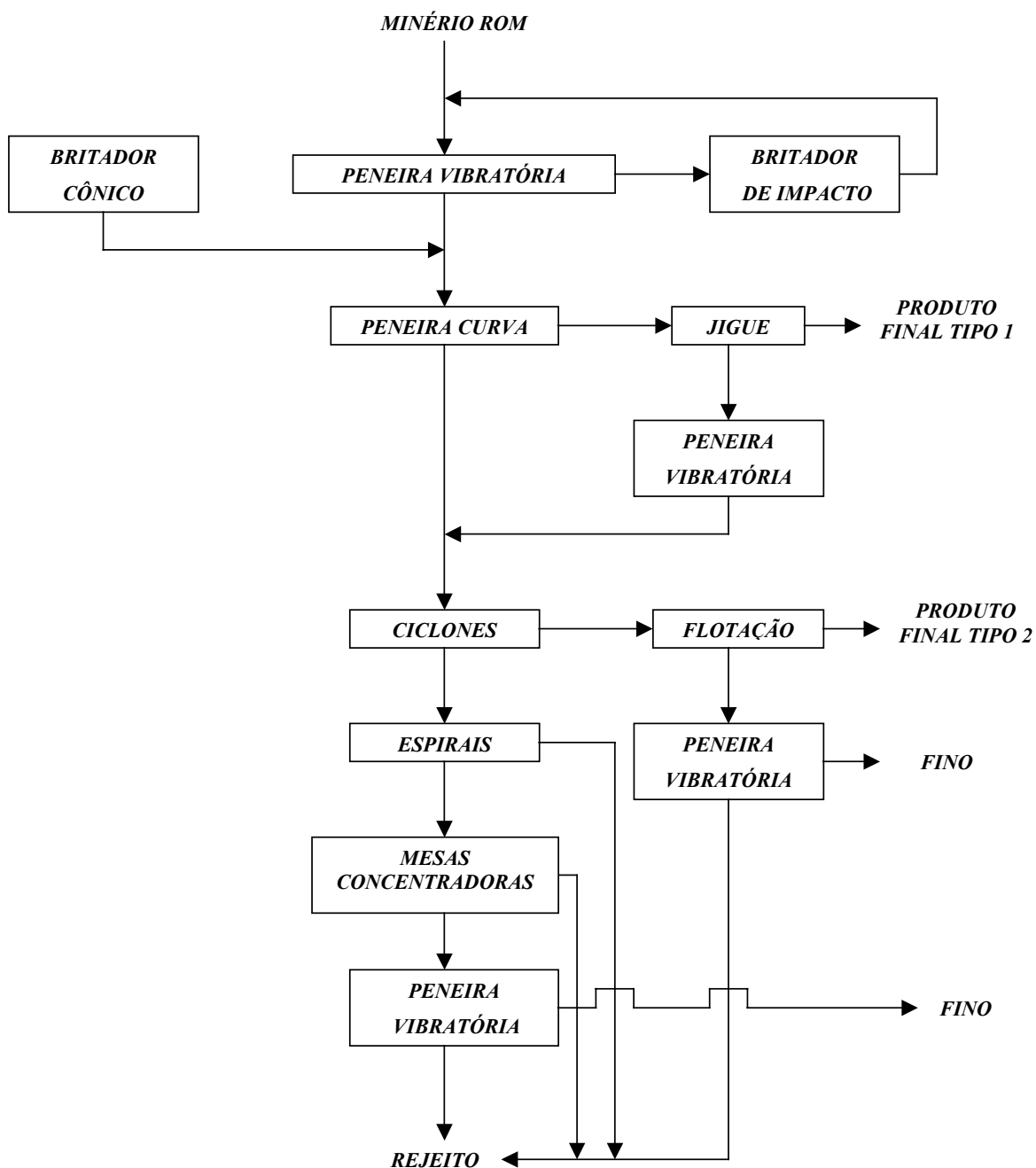


Figura 2.6.: Diagrama típico de beneficiamento de carvão.

2.4 Comentários finais

Este capítulo abordou a natureza da variabilidade das características dos minérios e os conceitos de homogeneidade e heterogeneidade. Visando a homogeneização das características de um minério ROM, as estratégias baseadas na homogeneização na lavra, nas pilhas de homogeneização e em usinas de beneficiamento foram apresentadas. Considerando a perspectiva de comercialização de carvão ROM pelas minerações do sul do Brasil, a necessidade de homogeneização desse produto final para que atenda as especificações estabelecidas em um contrato produtor-consumidor torna-se fundamental. Este capítulo procurou abordar as principais características das diferentes estratégias de homogeneização, no entanto, com o objetivo de atender a necessidade de um mercado interessado na redução de custos para viabilização de novos projetos, esta dissertação procura aperfeiçoar a estratégia de homogeneização na lavra com utilização de técnicas geoestatísticas através da melhoria na previsão das flutuações de qualidade verificadas *in situ*. Para isso, o Capítulo 3 introduz a técnica de simulação geoestatística e aplica sua metodologia em um estudo de caso de uma mineração de carvão do sul do Brasil, que procura controlar a variabilidade do teor de cinzas no seu produto final ROM.

Capítulo 3

Simulação Seqüencial Gaussiana

Este capítulo revisa os princípios de simulação seqüencial Gaussiana, introduzindo essa técnica como ferramenta de aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização na lavra. É mostrada a implementação da metodologia para construção de modelos equiprováveis da variável teor de cinzas em um estudo de caso de mineração de carvão do sul do Brasil.

3.1 Simulação estocástica

A idéia básica da simulação estocástica é acessar a incerteza associada à estimativa, antes mesmo de tentar alguma predição sobre os valores da própria variável. Os métodos de simulação são menos interessados na minimização do erro localmente, no entanto procuram produzir realizações que honrem as feições globais dos dados originais, como o histograma e a continuidade espacial. A medida da diferença entre várias realizações, que em média reproduzem as feições globais dos dados originais, permite quantificar a incerteza da estimativa (Costa, 1997).

A simulação estocástica tem-se revelado um método útil para resolver uma gama de problemas que vão da física nuclear até a previsão econômica. A repetição das operações lógico-matemáticas do modelo sobre as variáveis de entrada (que obedecem a determinadas leis de distribuição de probabilidade) torna possível a obtenção de uma distribuição das resultantes possíveis de

determinada variável e sobre esta retirar conclusões, que podem ir desde uma simples descrição da variável até à previsão do seu comportamento em determinadas condições. Em um depósito mineral são consideradas como variáveis de entrada as variáveis regionalizadas que obedecem a uma lei de distribuição de probabilidade e a uma função de covariância.

Segundo Deutsch & Journel (1998) a simulação estocástica é o processo de construir realizações igualmente prováveis das variáveis aleatórias componentes de um modelo de funções aleatórias. Cada uma das realizações, também conhecidas como imagens estocásticas, devem refletir as propriedades impostas no modelo de função aleatória. As simulações podem ser ditas condicionais quando assumem nos pontos amostrais os mesmos valores que aqueles observados, ou seja, o modelo simulado é dito condicionalmente simulado se ele honrar os valores nos pontos amostrados e reproduzir as mesmas características da dispersão dos dados originais, *i.e.*, a média, a variância e covariância (variograma).

A simulação estocástica condicional é a ferramenta para geração de modelos de blocos para um depósito mineral baseado e condicionado aos mesmos valores e estatísticas dos dados originais. Esses modelos representam o mesmo depósito e são todos condicionados a reproduzir os dados originais e a serem representações igualmente prováveis do verdadeiro depósito. Uma série de modelos simulados do depósito pode representar ou capturar a incerteza sobre a descrição do verdadeiro depósito mineral, ou seja, a intensidade de incerteza associada às estimativas pode ser avaliada.

A simulação condicional foi inicialmente desenvolvida para corrigir o efeito de suavização mostrado nos mapas produzidos por algoritmos de krigagem. Os mapas produzidos por krigagem são constituídos por médias ponderadas móveis dos dados originais, e possuem uma menor variabilidade espacial que os dados. Segundo Deutsch & Journel (1998), a simulação difere da krigagem ou de qualquer outro algoritmo de interpolação por dois aspectos principais:

- i. Na maioria dos algoritmos de interpolação, incluindo a krigagem, o objetivo é gerar a melhor estimativa local da variável, sendo assim única e alheia à estatística resultante das estimativas quando tomadas juntas. Na simulação, a reprodução das estatísticas (histograma e variograma) e

características globais tem prioridade em relação a acuracidade local.

ii. Com a exceção da hipótese de um modelo Gaussiano de erros ser assumido, a krigagem fornece apenas uma medida incompleta da acuracidade local, e nenhuma apreciação da acuracidade conjunta quando muitas locações são consideradas juntas. As simulações são desenvolvidas especificamente para fornecer as medidas de acuracidade, tanto locais quanto globais. Estas medidas são dadas pelas diferenças entre L valores simulados alternativos em qualquer localização (acuracidade local) ou os L campos simulados alternativos (acuracidade global ou conjunta).

Segundo Journel & Huijbregts (1978), os objetivos da simulação e da estimativa são, normalmente, incompatíveis. Como mostra a Figura 3.1, mesmo que a curva dos valores estimados $Z^*(x)$ é, em média, mais próxima da curva real $Z_0(x)$, a curva de valores simulados $Z^*_{sc}(x)$ é a melhor reprodução das flutuações da curva real. A curva dos valores estimados é preferível para locação e estimativa de reservas, enquanto que a curva de simulação é preferível para estudo da dispersão das características destas reservas, considerando que a curva real só é conhecida realmente nos pontos amostrados x_a .

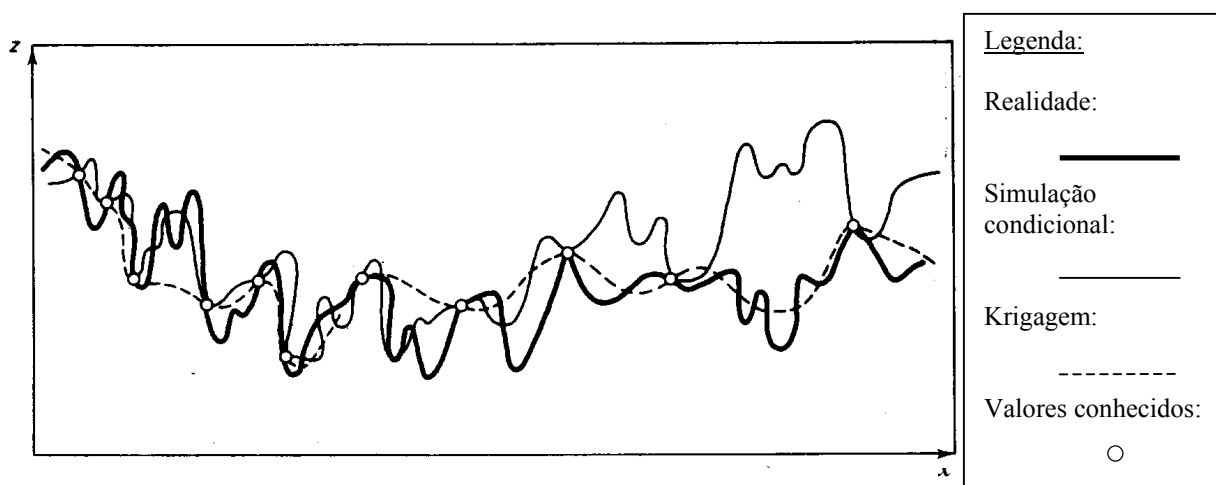


Figura 3.1: Comparação entre valores reais, estimados por krigagem e simulados condicionalmente.

Tradicionalmente, a operação de controle de teores e planejamento de lavra é feita, utilizando-se um modelo de blocos gerado por um estimador tradicional, geralmente krigagem ordinária de blocos, a qual realiza a melhor estimativa (não tendenciosa e com menor erro) a partir das amostras disponíveis. No entanto, esse procedimento é incapaz de incorporar a incerteza associada à estimativa. A variabilidade dos valores estimados é menor que a variabilidade dos dados originais (Costa, et al., 1998).

Diferente da krigagem, os métodos de simulação geoestatística têm como objetivo reproduzir a variabilidade *in situ*, e a continuidade espacial dos dados originais, pela geração de imagens equiprováveis, condicionadas aos dados, que reproduzem as características estatísticas de 1º e 2º ordem dos dados amostrais. Desse modo, a intensidade de incerteza associada às estimativas pode ser avaliada (Goovaerts, 1997). A Figura 3.2 esquematiza os resultados típicos obtidos por simulação e estimativa para um painel de lavra constituído, por exemplo, de 12 blocos.

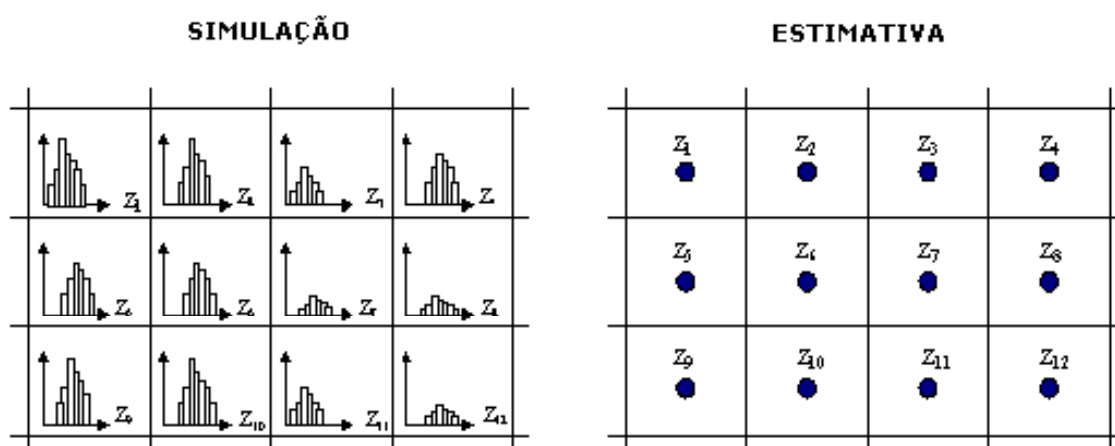


Figura 3.2: Esquema representando um modelo simulado, onde se tem acesso à variabilidade de cada bloco e um modelo estimado, que fornece apenas o valor médio local.

3.2 Simulação seqüencial Gaussiana

O princípio da simulação seqüencial é uma generalização da idéia de derivar um valor de uma variável aleatória $Z(u)$ de sua distribuição condicional de freqüência acumulada local, a partir da relação de covariância/variograma dos

valores amostrais próximos, incluindo os dados originais e aqueles simulados próximos (Isaaks, 1990).

A simulação seqüencial gaussiana é a aplicação dos princípios da simulação seqüencial para função randômica com distribuição gaussiana. O processo de simulação seqüencial Gaussiana foi implementado com os algoritmos da GSLIB (Deutsch e Journel, 1998). Um fluxograma para a simulação seqüencial Gaussiana é apresentado na Figura 3.3.

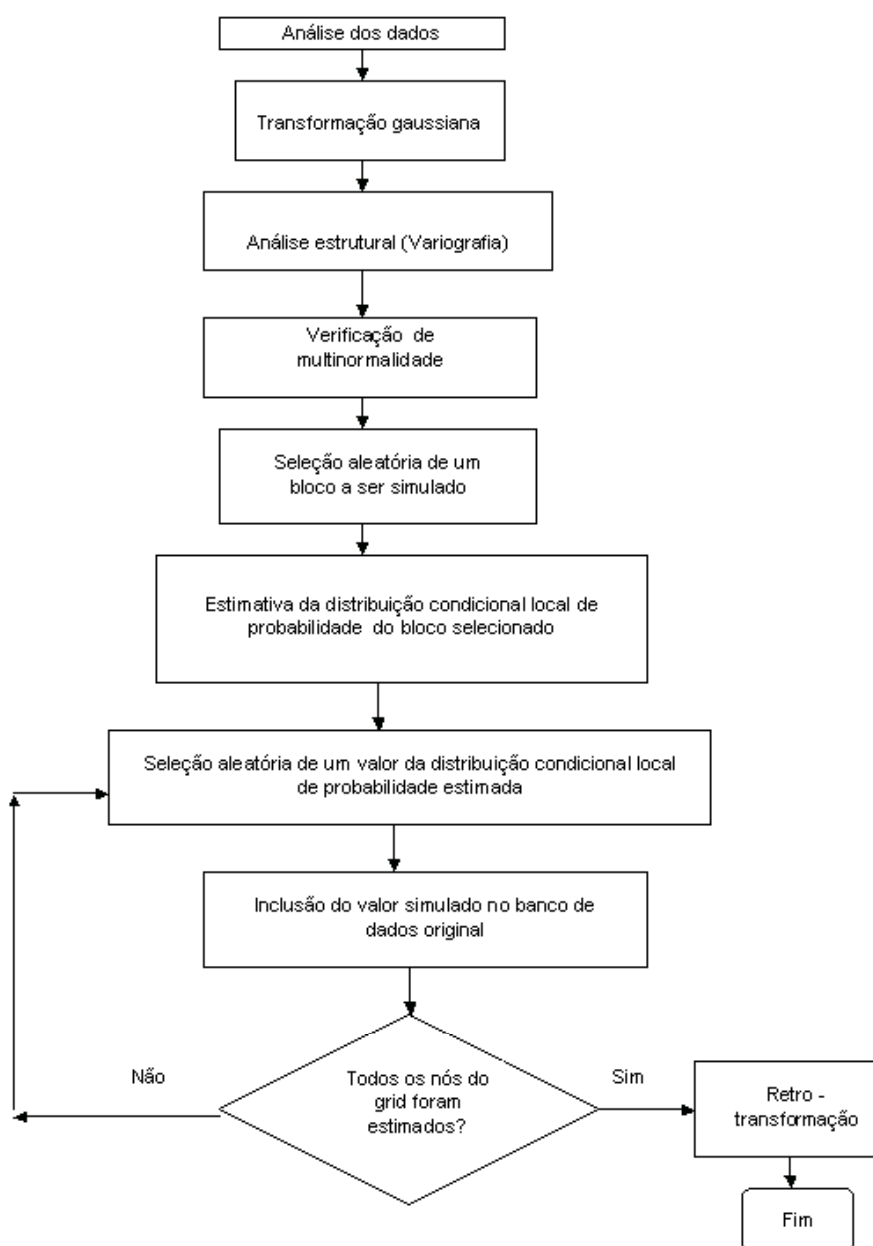


Figura 3.3: Fluxograma para simulação seqüencial Gaussiana.

3.2.1. Análise dos dados

Um estudo de caso foi realizado em um depósito de carvão localizado no sul do Brasil, na bacia carbonífera de Santa Catarina. O conhecimento das flutuações do teor de cinzas em uma mina de carvão é de grande importância para o planejamento da lavra, especialmente quando o produto final é carvão ROM fornecido para centrais térmicas observando limites máximos de teor de cinza.

Nesse estudo, foram utilizados 239 furos de sonda contendo a espessura da camada de carvão existente e a análise do teor de cinzas no furo. O banco de dados completo é apresentado no Anexo A. As Figuras 3.4 e 3.5 apresentam a localização das amostras utilizadas.

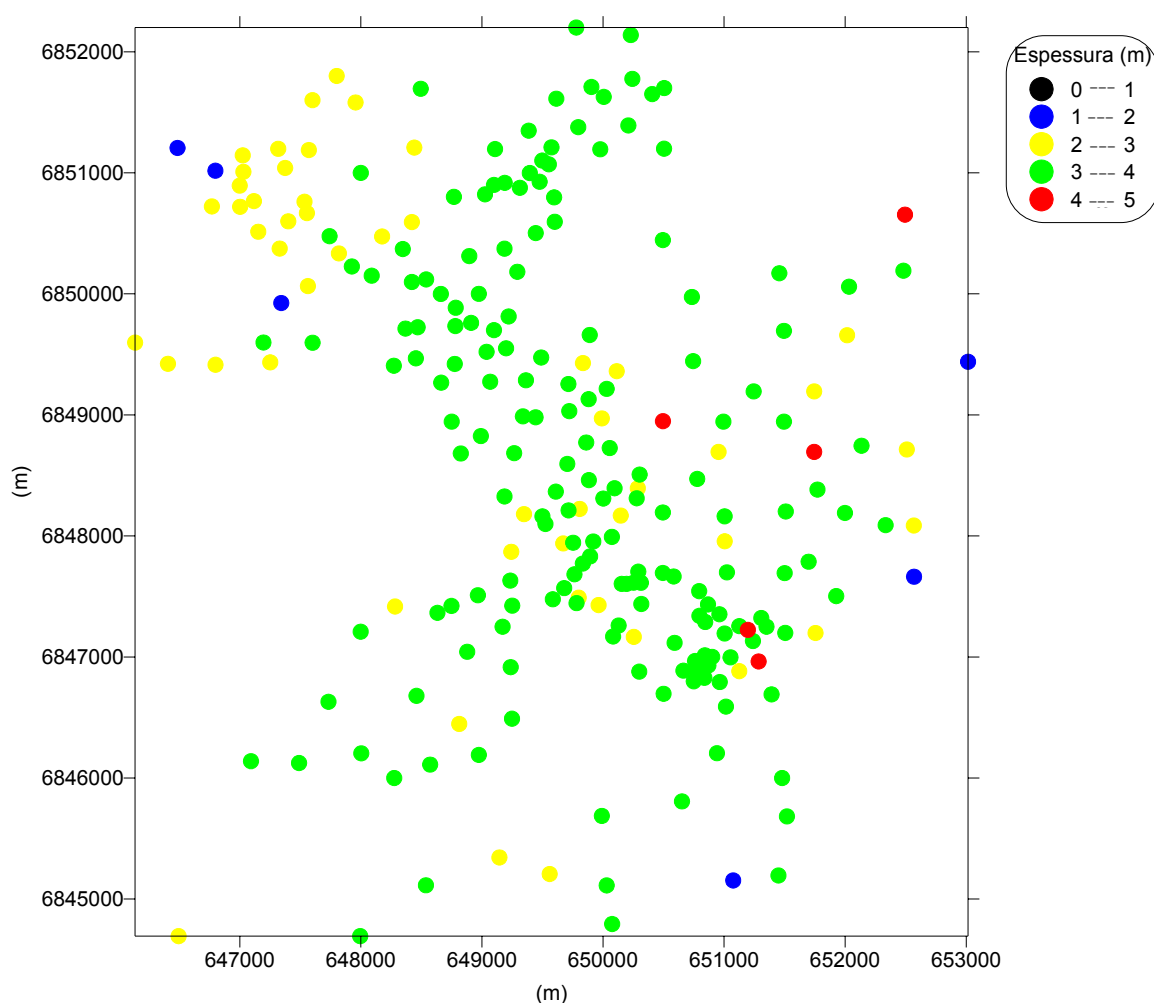


Figura 3.4: Mapa de localização das amostras utilizadas de espessura.

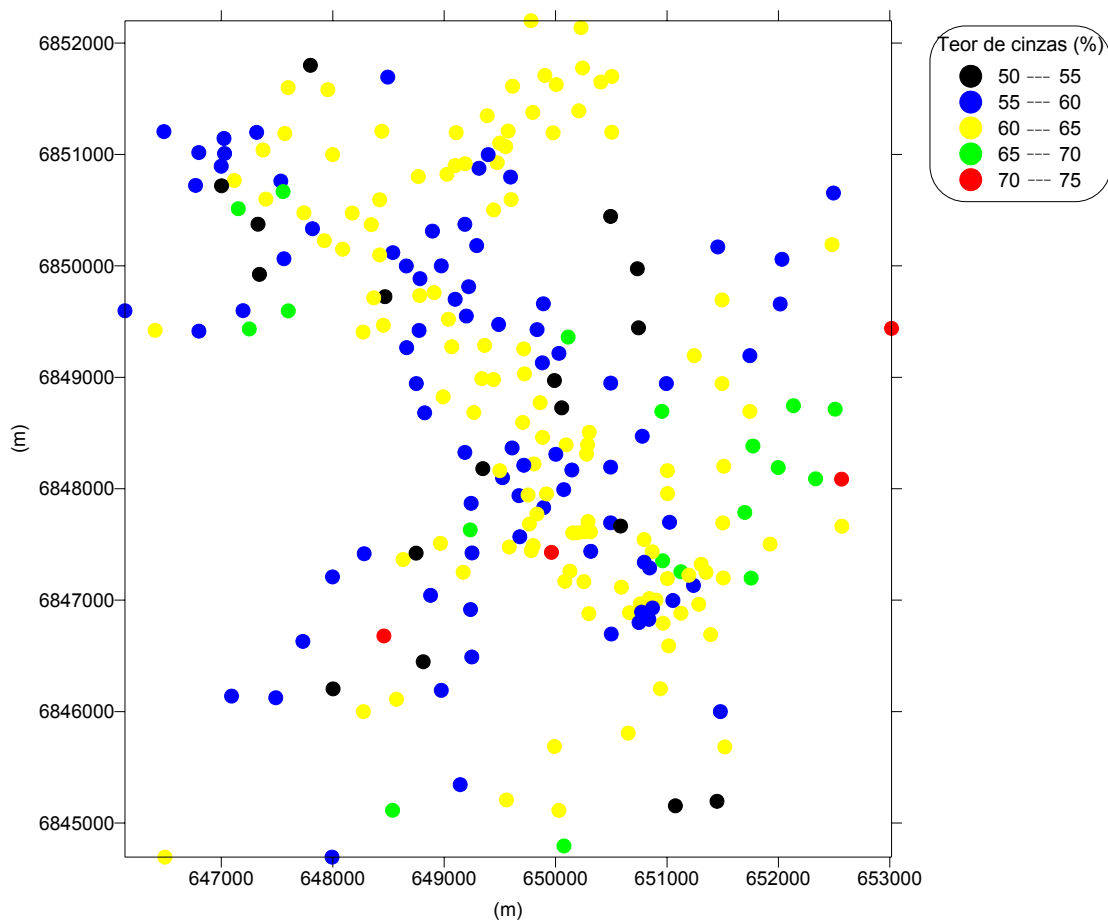


Figura 3.5: Mapa de localização das amostras utilizadas de teor de cinzas.

Para a simulação em blocos, uma variável regionalizada deve ser aditiva, isto é, o valor médio de uma variável sobre um determinado volume ou área deve ser simplesmente a média aritmética de todos os n valores aí presentes. Desse modo, a variável teor de cinzas não é aditiva, uma vez que as amostras foram coletadas em diferentes espessuras de carvão. Assim, é necessário calcular a acumulação da variável teor de cinzas, para torná-la em igual suporte. A acumulação pode ser obtida multiplicando os valores originais do teor de cinzas pela espessura correspondente amostrada e pela densidade, que nesse caso foi considerada constante. Dessa forma, os valores da simulação final para a variável propriamente dita podem ser obtidos dividindo a acumulação simulada por sua respectiva espessura simulada, bloco-a-bloco (Stangler, 2001). A Figura 3.6 apresenta um mapa de localização das amostras para a variável acumulação.

Assim, as variáveis efetivamente submetidas ao processo de simulação seqüencial Gaussiana serão:

- i. espessura (m);
- ii. acumulação do teor de cinzas (%.m).

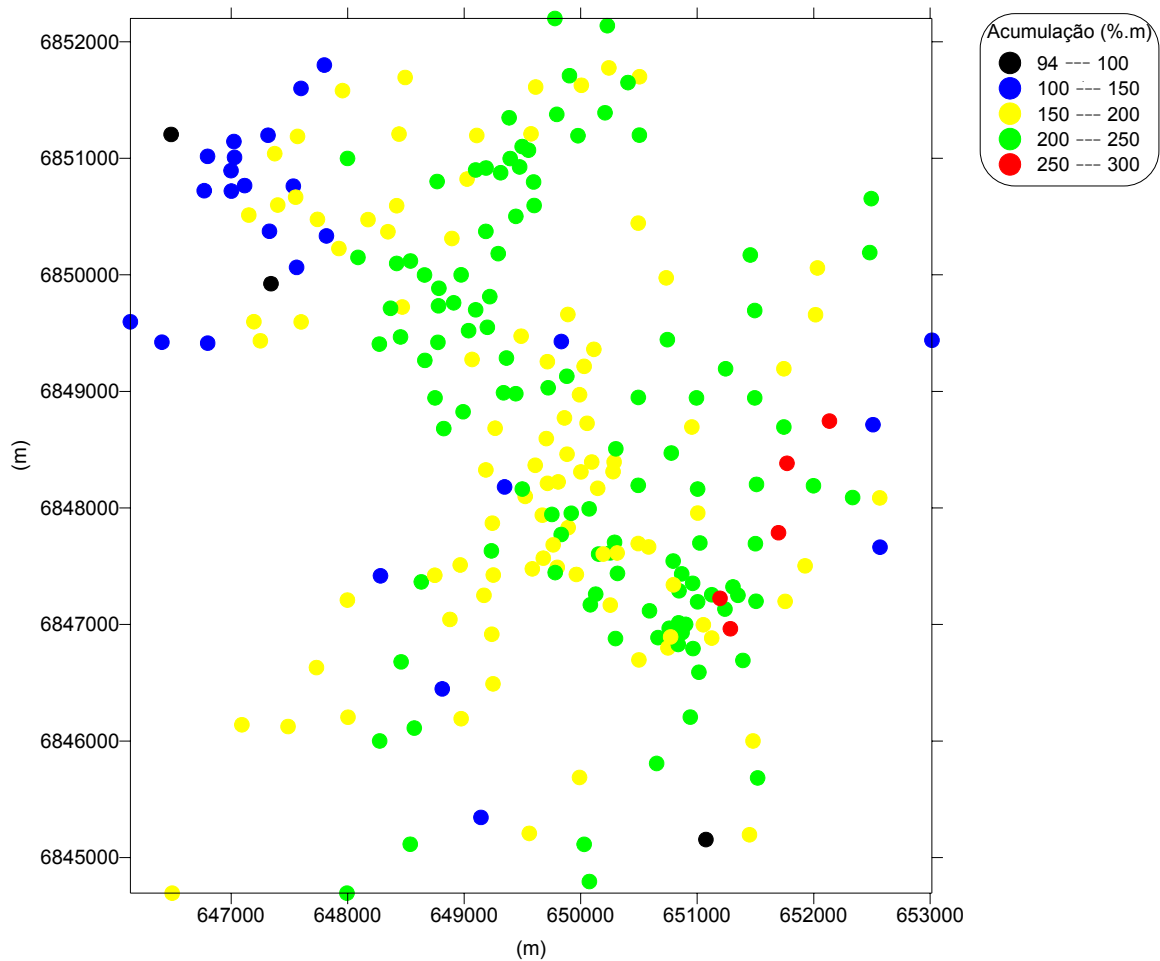


Figura 3.6: Mapa de localização para a variável de acumulação de cinzas.

As estratégias de amostragem, por diferentes motivos, tendem a gerar zonas preferencialmente amostradas. A amostragem é dita preferencial quando a localização dos dados não é nem regular nem randomicamente distribuída pela área de estudo. Para obtenção de uma estimativa que represente a média global de um determinado parâmetro, faz-se necessário encontrar alguma forma de dar pesos para amostras individuais, de maneira que o agrupamento causado pela amostragem não tenha influência na estimativa.

Nesse estudo, utilizou-se dois métodos de desagrupamento (Isaaks & Srivastava, 1989) que utilizam a combinação linear dos pesos de todas as amostras disponíveis para a determinação da média. No primeiro método, denominado método dos polígonos, determina-se uma região de influência para cada amostra. Essas áreas são utilizadas como pesos de desagrupamento. O segundo método, conhecido como Método das Células Móveis para desagrupamento, utiliza o conceito de janelas móveis para calcular o número de amostras que caem em determinada célula. O peso de desagrupamento dado a uma amostra é inversamente proporcional ao número de outras amostras que caem no mesmo tamanho de célula.

No método dos polígonos, cada amostra do banco de dados possui um polígono de influência em que qualquer ponto dentro desse polígono é mais próximo do que qualquer outra amostra no entorno. As extremidades da área global requerem um tratamento especial. Uma amostra locada perto de uma das extremidades da área de interesse pode não estar completamente cercada por outras amostras, podendo ocasionar a impossibilidade de se ter um polígono fechado. Uma solução seria a escolha de um limite natural, imitando um contato geológico, ou mesmo o limite da jazida.

A utilização das áreas dos polígonos de influência como pesos permite o desagrupamento dos dados. Amostras agrupadas tendem a possuir pesos menores correspondentes a polígonos de influência menores. A média, pelo método dos polígonos, pode ser calculada como:

$$m = \frac{1}{A} \sum_{\alpha=1}^n w_{\alpha} \times Z(u_{\alpha}) \quad (3.1)$$

onde: m é a média desagrupada, A é a área de estudo, w_{α} a medida de área do polígono centrado na amostrada a ser desagrupada e $Z(u_{\alpha})$ o valor da amostra no vetor de coordenadas u_{α} .

No método das células móveis, a área em estudo é dividida em regiões retangulares chamadas de células. Cada amostra recebe um peso inversamente proporcional ao número de amostras que estão dentro da mesma célula. Assim, amostras agrupadas recebem pesos menores, uma vez que as células em que essas amostras se encontram irão conter muitas outras amostras.

A média pode ser expressa como:

$$m = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \times Z(u_{\alpha}) \quad (3.2)$$

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

A Figura 3.7 mostra um esquema comparativo dos dois métodos de desagrupamento. Nas Figuras 3.8, 3.9 e 3.10 são apresentados os histogramas originais e os histogramas desagrupados pelo método dos polígonos para as variáveis espessura (m), teor de cinzas (%) e acumulação de cinzas (%.m).

Analisando os histogramas percebe-se a mudança na média, mediana e quartis dos dados desagrupados em relação aos dados originais, indicando a amostragem preferencial em região de altos valores para o caso da espessura e em regiões de baixos valores no caso do teor de cinzas. O histograma de acumulação apresenta as mesmas características de agrupamento, uma vez que se trata da combinação das amostras dessas duas variáveis.

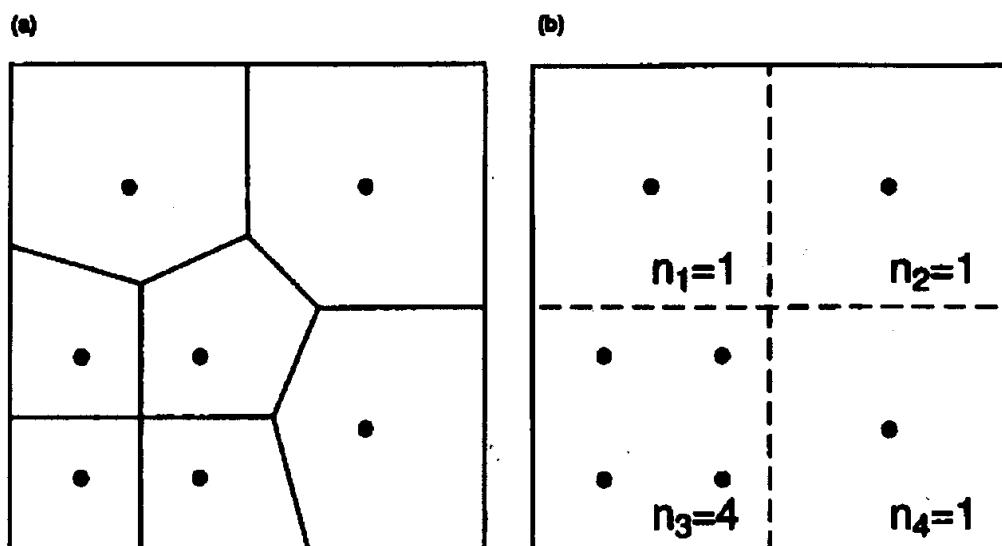


Figura 3.7: Duas técnicas para desagrupamento dos dados: método dos polígonos (a) e método das células móveis (b).

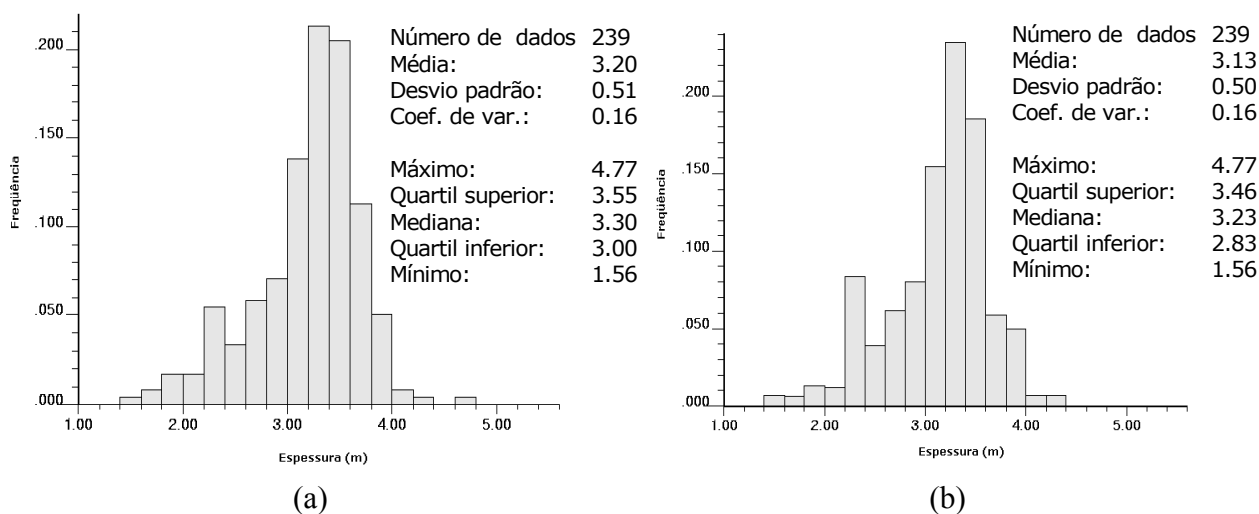


Figura 3.8: (a) Histograma dos dados originais para espessura (%). (b) Histograma dos dados desagrupados para espessura (%).

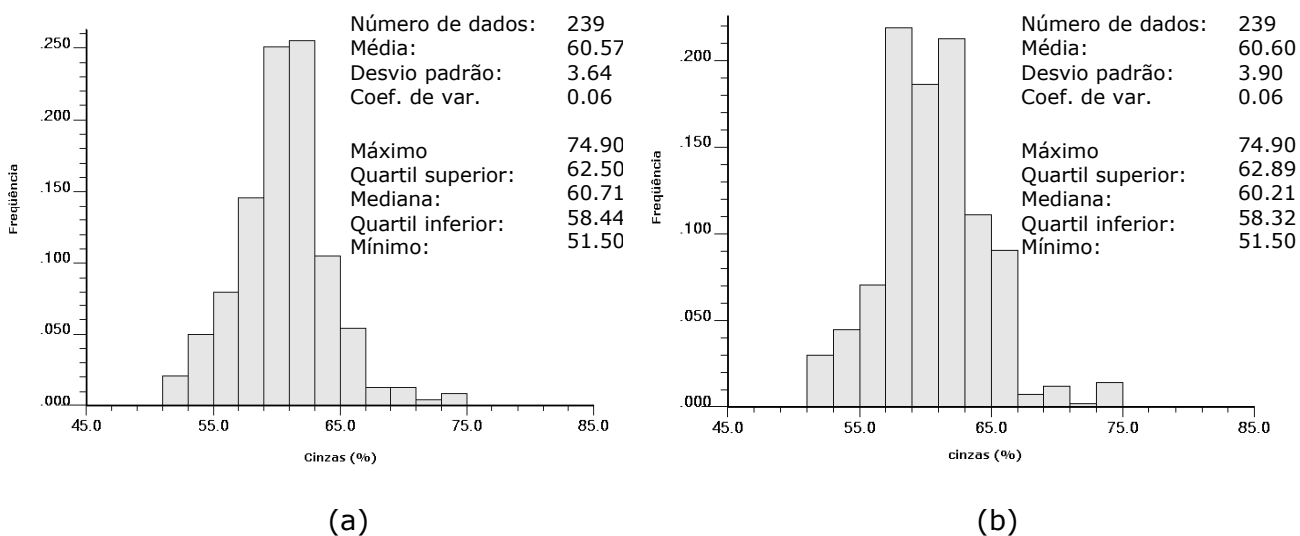


Figura 3.9: (a) Histograma dos dados originais para teor de cinzas (%). (b) Histograma dos dados desagrupados para teor de cinzas (%).

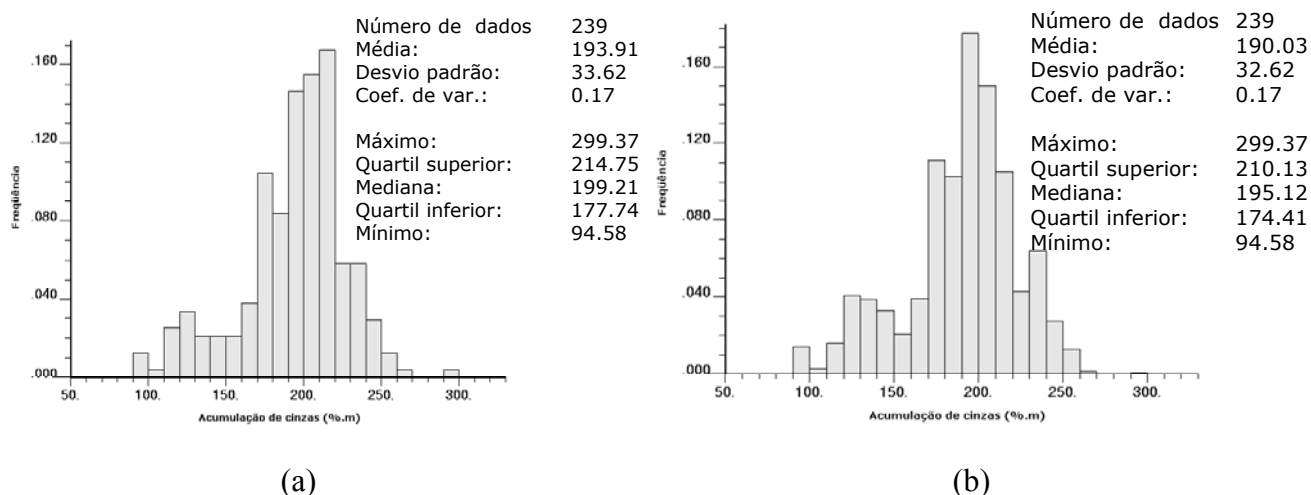


Figura 3.10: (a) Histograma dos dados originais para acumulação de cinzas (%.m). (b) Histograma dos dados desagrupados para acumulação de cinzas (%.m).

3.2.2. Transformação Gaussiana

Na simulação seqüencial Gaussiana, a idéia de derivar um valor de uma distribuição é baseada em funções randômicas multiGaussianas. No caso de distribuições Gaussianas, a distribuição condicional de freqüência acumulada local é estimada por meio da krigagem simples (KS), a qual define a média e a variância da distribuição. Uma vez que existe uma distribuição condicional estimada por krigagem simples, pode-se amostrar randomicamente um valor dessa distribuição e, assim, gerar teores simulados para o bloco correspondente.

A maneira de tratar a função de probabilidade cumulativa condicional local como sendo multiGaussiana é assumindo a distribuição normal dos dados. A inconveniência da necessidade de que os dados apresentem uma distribuição normal é que raramente os dados reais apresentem tal comportamento. Dessa forma, existe a necessidade de se recorrer a transformação dos dados originais para o espaço normal (Goovaerts, 1997).

Segundo Goovaerts (1997), estando os dados agrupados, o processo de normalização é realizado considerando os pesos de desagrupamento. A normalização dos dados foi realizada de acordo com o algoritmo do programa *nscore* da Gslib (Deutsch e Journel, 1998). As Figuras 3.11 e 3.12 mostram a

distribuição dos dados normalizados para a espessura da camada de carvão e para a acumulação de cinzas, respectivamente. Note que a normalização dos dados garante que a distribuição normal apresente média igual a zero e variância igual a um.

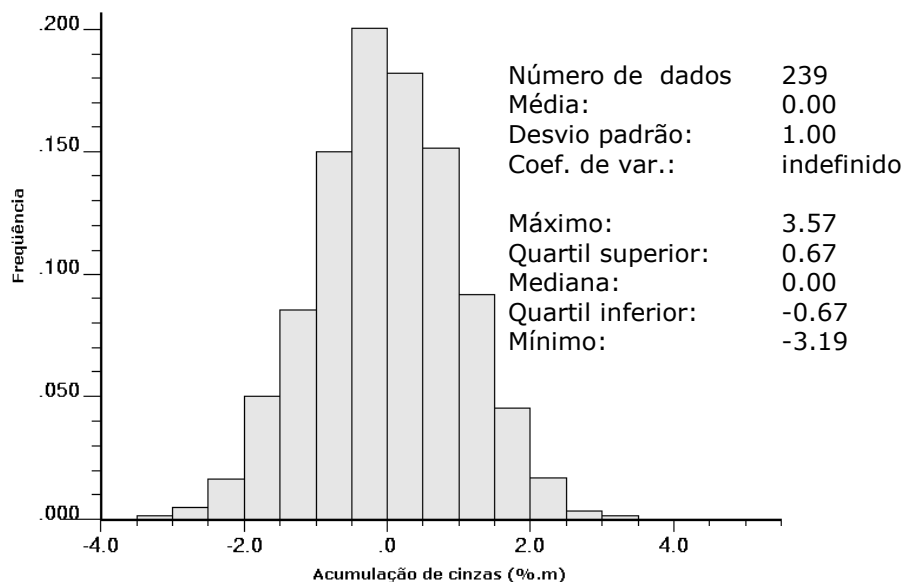


Figura 3.11: Histograma dos dados normalizados para espessura.

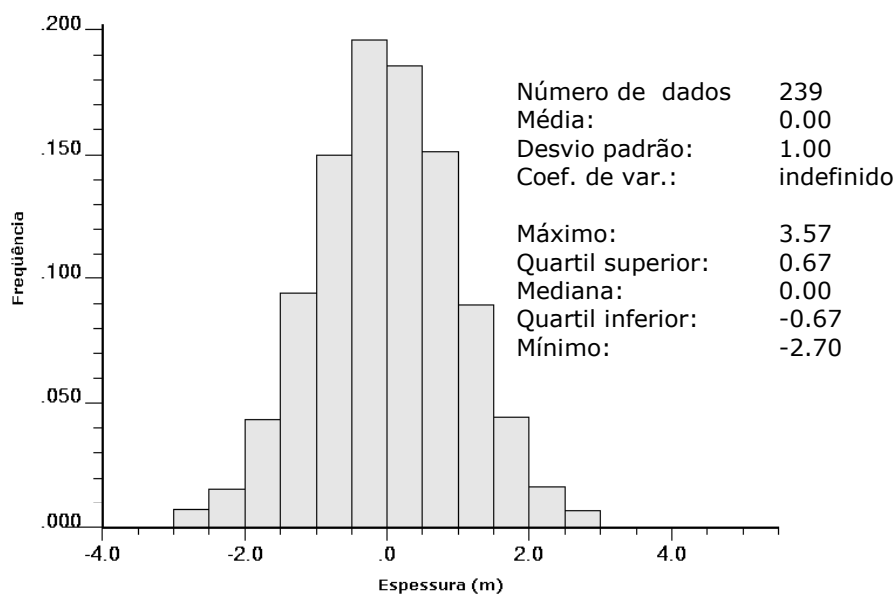


Figura 3.12: Histograma dos dados normalizados para acumulação de cinzas.

3.2.3. Continuidade espacial

Após a devida normalização dos dados, a etapa seguinte consiste da análise da continuidade espacial dos dados. O estudo da continuidade espacial tem início com o cálculo de um variograma omnidirecional, no qual todas as direções possíveis estão representadas em um único variograma. Isto não implica que a continuidade espacial dos dados seja a mesma em todas as direções, apenas indica uma estruturação espacial média apresentada pelos dados, uma vez que possui um número maior de pares de amostras que qualquer variograma direcional.

Com o objetivo de construir um modelo que capture as principais características espaciais do atributo em estudo, parte-se para a determinação dos variogramas direcionais. O processo de modelamento necessita de uma série de decisões do usuário, as quais devem ser confirmadas pelos dados experimentais e por informações auxiliares sobre o comportamento do fenômeno. Entre essas decisões estão se o modelo ajustado é isotrópico ou anisotrópico, o número e tipo de modelos a usar e os parâmetros desse modelo. Através do modelamento variográfico ajustado podemos determinar o comportamento espacial do fenômeno com as direções de maior e menor continuidade espacial.

Nas equações 3.3 e 3.4 e nas Figuras 3.13 e 3.14 é mostrado o modelo de continuidade espacial ajustado para os dados normalizados nas direções de maior e menor continuidade para a variável espessura e a variável acumulação de cinzas.

Para a espessura,

$$\gamma(h) = 0,18 + \left[0,25.Sph_{(1)} \left[\frac{hN-S}{544}, \frac{hE-W}{386} \right] + 0,57.Sph_{(2)} \left[\frac{hN-S}{4616}, \frac{hE-W}{1219} \right] \right] \quad (3.3)$$

e para acumulação de cinzas,

$$\gamma(h) = 0,2 + \left[0,29.Sph_{(1)} \left[\frac{hN-S}{432}, \frac{hE-W}{369} \right] + 0,51.Sph_{(2)} \left[\frac{hN-S}{5200}, \frac{hE-W}{1271} \right] \right] \quad (3.4)$$

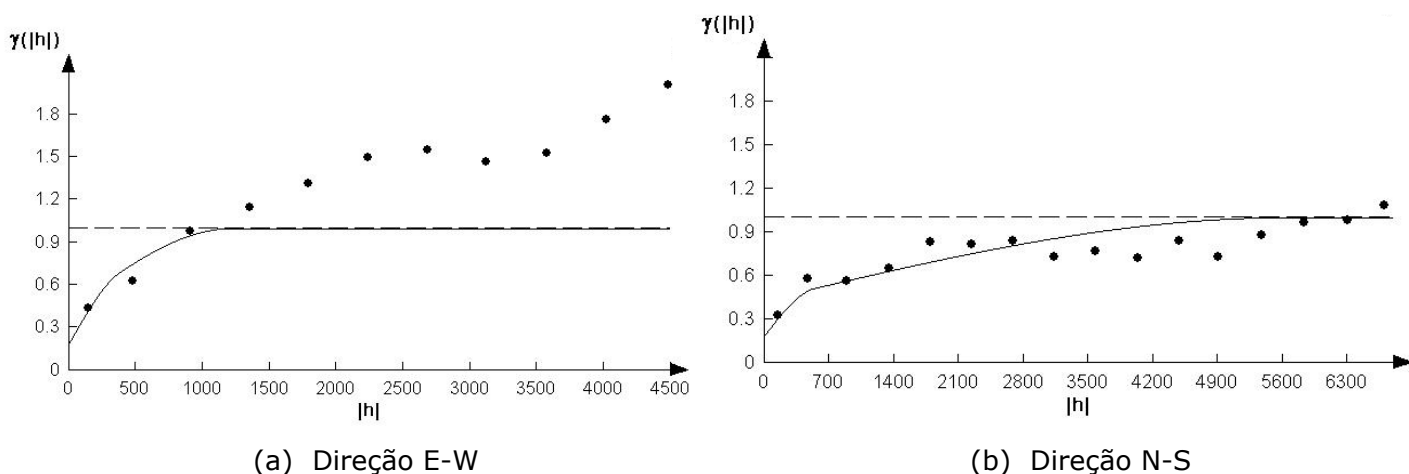


Figura 3.13: Mapeamento da continuidade espacial para os dados normalizados de espessura. Variograma experimental (pontos) e modelo ajustado (linha contínua) na direção de mínima (E-W) e máxima (N-S) continuidade.

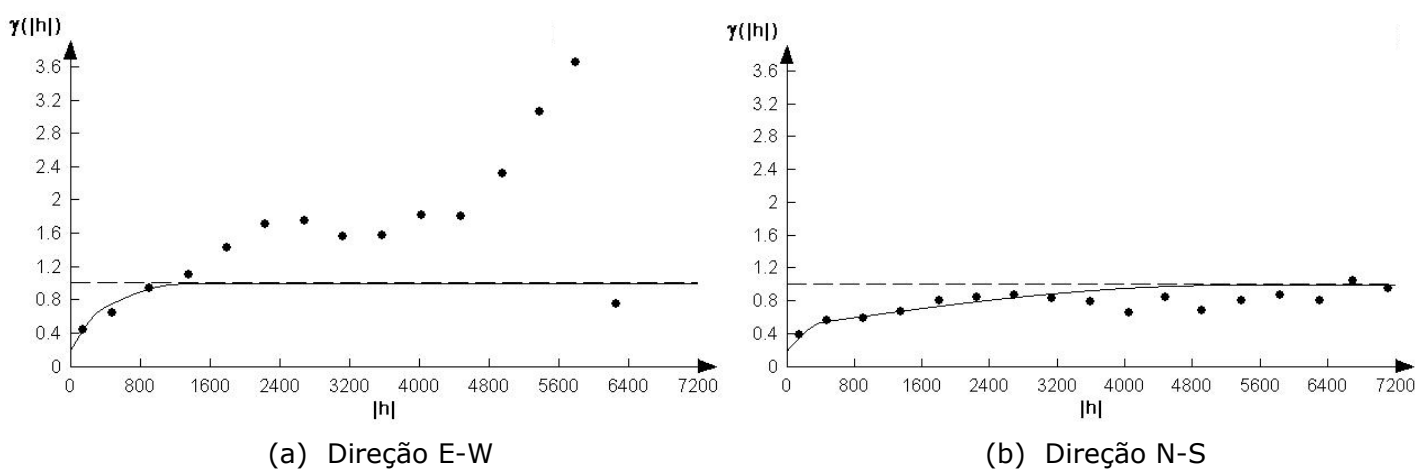


Figura 3.14: Mapeamento da continuidade espacial para os dados normalizados de acumulação de cinzas. Variograma experimental (pontos) e modelo ajustado (linha contínua) na direção de mínima (E-W) e máxima (N-S) continuidade.

As duas variáveis apresentaram as mesmas direções para a mínima e máxima continuidade espacial. Acredita-se que isso ocorra pela influência que os

dados de espessura exerce na acumulação das cinzas, interferindo na continuidade espacial da variável acumulação.

3.2.4. Verificação de multinormalidade

A simples normalização dos dados originais não garante que o modelo da função randômica FR seja multinormal, garante apenas que a distribuição univariada esteja no espaço normal. Apesar da necessidade de se testar a normalidade da distribuição nos níveis bivariados, tri-variados até n-variados, só é possível à verificação até o nível bivariado. Segundo Deutsch & Journel (1998), existem diferentes maneiras de testar a binormalidade dos dados, sendo que quando a binormalidade for verificada, a multinormalidade da distribuição poderá ser assumida. Para testar a binormalidade dos dados de espessura e acumulação de cinzas, utilizou-se o teste de binormalidade que considera a relação madograma/variograma. Nesta relação (Equação 3.5), o valor resultante deve se aproximar à constante 0.564 quando verificada para distintas distâncias h (*lags*).

$$\frac{\gamma_1(h)}{\sqrt{\gamma_2(h)}} = \frac{1}{\sqrt{\pi}} = 0,564 \quad (3.5)$$

onde:

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

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

As Tabelas 3.1 e 3.2 apresentam os resultados do teste para a variável espessura e para a variável acumulação de cinzas.

Tabela 3.1. Resultados do teste de binormalidade baseada na relação madograma/variograma para a variável espessura.

Número de pares	Madograma experimental	Variograma experimental	Razão madograma/variograma
416	0,3524	0,4174	0,5454
3290	0,4154	0,5756	0,5476
4716	0,4751	0,7283	0,5567
5744	0,5314	0,8739	0,5685
6442	0,5939	1,0527	0,5788
6476	0,6008	1,0973	0,5736
6032	0,5641	0,9890	0,5672
5474	0,5436	0,9183	0,5672
4882	0,5583	0,9559	0,5710
4264	0,6388	1,1846	0,5869
3168	0,7196	1,5035	0,5869
2320	0,8041	1,8268	0,5949

Tabela 3.2. Resultados do teste de binormalidade baseada na relação madograma/variograma para a variável acumulação de cinzas.

Número de pares	Madograma experimental	Variograma experimental	Razão madograma/variograma
416	0,3735	0,4722	0,5435
3290	0,4260	0,5909	0,5542
4726	0,4756	0,7261	0,5581
5762	0,5333	0,8883	0,5659
6454	0,6006	1,1058	0,5711
6496	0,6041	1,1408	0,5656
6076	0,5759	1,0633	0,5585
5562	0,5593	0,9900	0,5622
4976	0,5721	1,0072	0,5701
4314	0,6333	1,1870	0,5813
3204	0,7189	1,5731	0,5732
2344	0,8191	1,9492	0,5867

3.2.5. Geração dos modelos simulados

A geração dos modelos simulados tem início com a definição de um caminho aleatório através do qual cada nó do *grid* ou bloco seja visitado e conseqüentemente simulado. Existem N pontos a serem simulados e M dados originais, sendo $\{[z(u_a), a=1, \dots, M < N]\}$. Para cada nó ou bloco visitado é realizada a estimativa da distribuição condicional local de probabilidade (dclp) através dos M dados originais e da krigagem simples com média e variância representadas nas Equações 3.6 e 3.7. Na dclp estimada no ponto u_x é selecionado aleatoriamente um valor dessa distribuição, esse valor (x) será o dado simulado nessa localização, que será adicionado ao banco de dados original. O novo banco de dados será $\{[z(u_a), a=1, \dots, M + x]\}$. Todos os pontos do *grid* ou blocos são visitados até que todas as localizações possuam um valor simulado. Para a geração de outras realizações igualmente prováveis da variável de estudo um novo caminho aleatório é escolhido e as etapas para geração de valores simulados nas N localizações são repetidas (Dimitrakopoulos, 2001).

$$\text{Média: } Z_{SK}^*(u_1) = E\{Z(u_x) / M + x\} \quad (3.6)$$

$$\text{Variância: } \sigma_{SK}^2(u_1) = Var\{Z(u_x) / M + x\} \quad (3.7)$$

Segundo Costa (1997), um número de 50 a 100 simulações é considerado suficiente para mapear a incerteza associada à estimativa do atributo geológico. Dessa forma, a rotina *sgsim* (Deutsch & Journel, 1998) foi utilizada para a geração de 70 realizações de cada uma das variáveis de trabalho. As etapas da simulação seqüencial Gaussiana são implementadas nessa rotina. No Anexo B são apresentados os arquivos de parâmetros utilizados na rotina *sgsim*.

A área simulada, assim como a quantidade, a posição e o tamanho dos blocos simulados são idênticos para a variável espessura e para a variável acumulação. As variáveis de estudo foram simuladas em blocos de 20 x 20 metros. Devido à área simulada ser relativamente extensa nas suas dimensões, a simulação em um suporte pontual torna-se computacionalmente proibitivo. Dessa forma, determina-se um tamanho mínimo de bloco que permita a melhor

discretização da área e onde a variância perdida pela mudança de suporte seja insignificante.

As simulações são geradas utilizando os dados normalizados resultando em valores simulados no espaço normal. A retro-transformação dos dados simulados no espaço normal para o espaço original é realizada utilizando o caminho inverso utilizado na normalização inicial. A Figura 3.15 apresenta três realizações escolhidas aleatoriamente entre as 70 simulações geradas para espessura e acumulação de cinzas.

O processo de simulação da variável acumulação de cinzas compreende uma etapa intermediária para a obtenção de valores simulados para a variável de qualidade original. Os valores simulados para o teor de cinzas, do qual se tem interesse efetivo e não na sua acumulação, foi obtido indiretamente através da divisão dos valores dos blocos simulados em 70 realizações da variável acumulação pelos blocos correspondentes simulados para espessura. A Figura 3.16 apresenta os resultados obtidos indiretamente para o teor de cinzas em três realizações tomadas aleatoriamente das 70 geradas.

Analisando as realizações individuais para espessura, acumulação de cinzas e teor de cinzas apresentadas nas Figuras 3.15 e 3.16 nota-se que as principais características mostradas pelos dados originais nas Figuras 3.4, 3.5 e 3.6 são reproduzidos, entretanto os modelos são diferentes entre si. A utilização desses modelos simulados requer que os mesmos sejam validados para verificar se reproduzem as características de primeira e segunda ordem dos dados condicionantes.

3.2.6 Validação das simulações

Segundo Deutsch & Journel (1998) a reprodução das características de primeira (histograma) e segunda ordem (variograma) raramente são atingidas pelas realizações geradas por simulação. Isto se deve às chamadas flutuações ergódicas, cuja magnitude é controlada por diversos fatores tais como o algoritmo utilizado para gerar as realizações, a densidade de dados condicionantes, os parâmetros do variograma, entre outros.

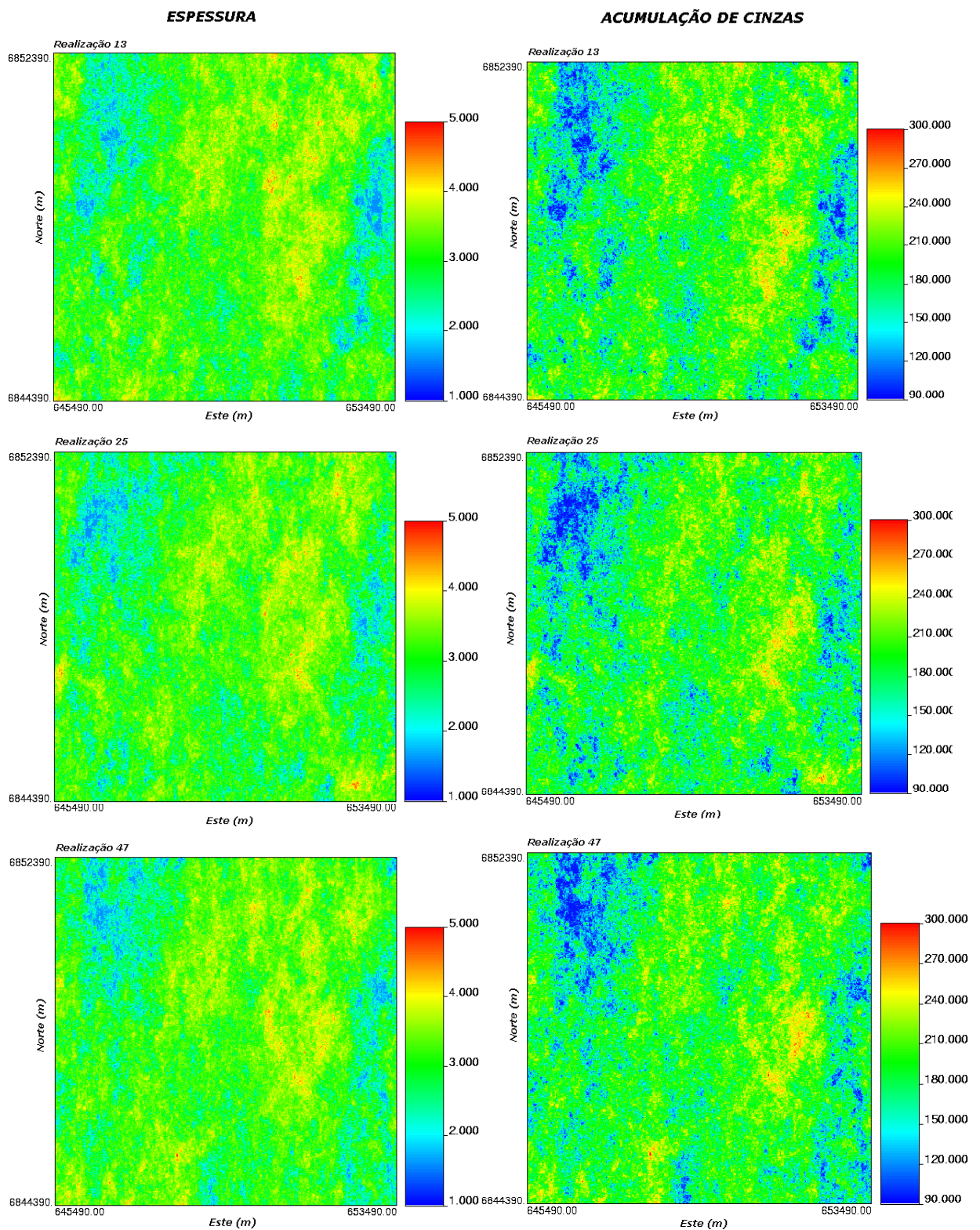


Figura 3.15: Três realizações escolhidas aleatoriamente para a variável espessura e para a variável acumulação.

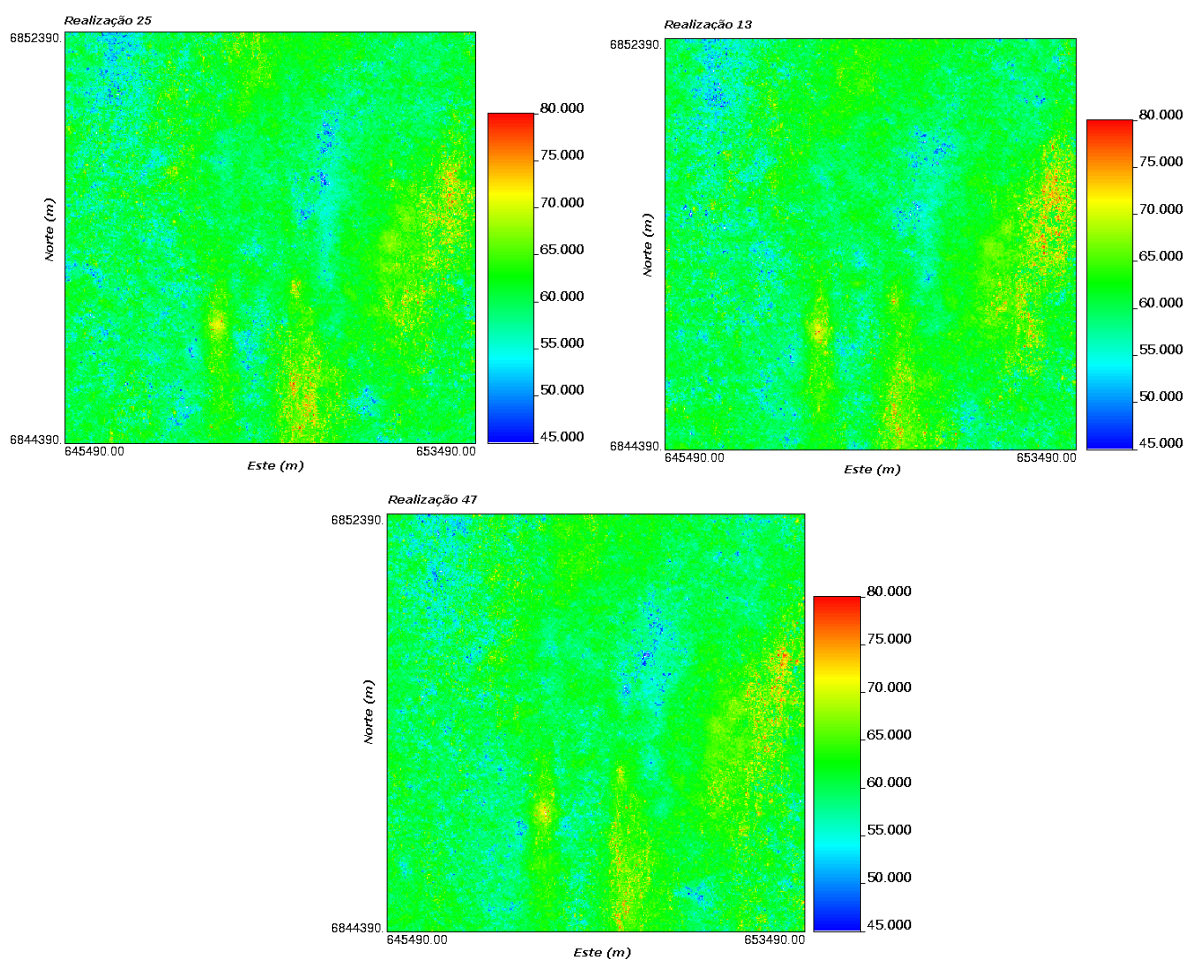


Figura 3.16: Três realizações escolhidas aleatoriamente para o teor de cinzas obtido indiretamente.

A validação das simulações deve ser verificada tanto no espaço normal como no espaço original. A reprodução do momento de segunda ordem pode ser verificado na Figura 3.17, onde são apresentados os variogramas experimentais dos dados simulados de cinco realizações escolhidas aleatoriamente e comparadas ao modelo de continuidade espacial dos dados originais no espaço normal para as variáveis espessura e acumulação. Na Figura 3.17, as linhas pretas referem-se as cinco realizações tomadas aleatoriamente e a linha contínua vermelha ao modelo variográfico utilizado.

A Figura 3.18 apresenta os histogramas no espaço original dos dados simulados de três realizações das variáveis espessura e acumulação. Note que os dados simulados reproduzem as características de primeira ordem dos dados originais com algumas diferenças ocasionadas pelas flutuações ergódicas.

As simulações obtidas indiretamente para a variável cinzas são validadas através dos mapas gerados para cada realização. A Figura 3.16 apresenta três dessas realizações, onde se percebe visualmente que as características apresentadas pelos dados originais são reproduzidas, como por exemplo, a maior continuidade à NS. Além disso, as características de primeira ordem dos dados originais de cinza são verificadas através dos histogramas gerados a partir das três realizações tomadas aleatoriamente. A Figura 3.19 apresenta os histogramas para os valores simulados indiretamente para o teor de cinzas nas três realizações escolhidas.

Através das Figuras 3.15, 3.16, 3.17, 3.18 e 3.19 verifica-se a reprodutibilidade das características de primeira e segunda ordem dos dados originais nas realizações escolhidas tanto no espaço normal como no espaço original.

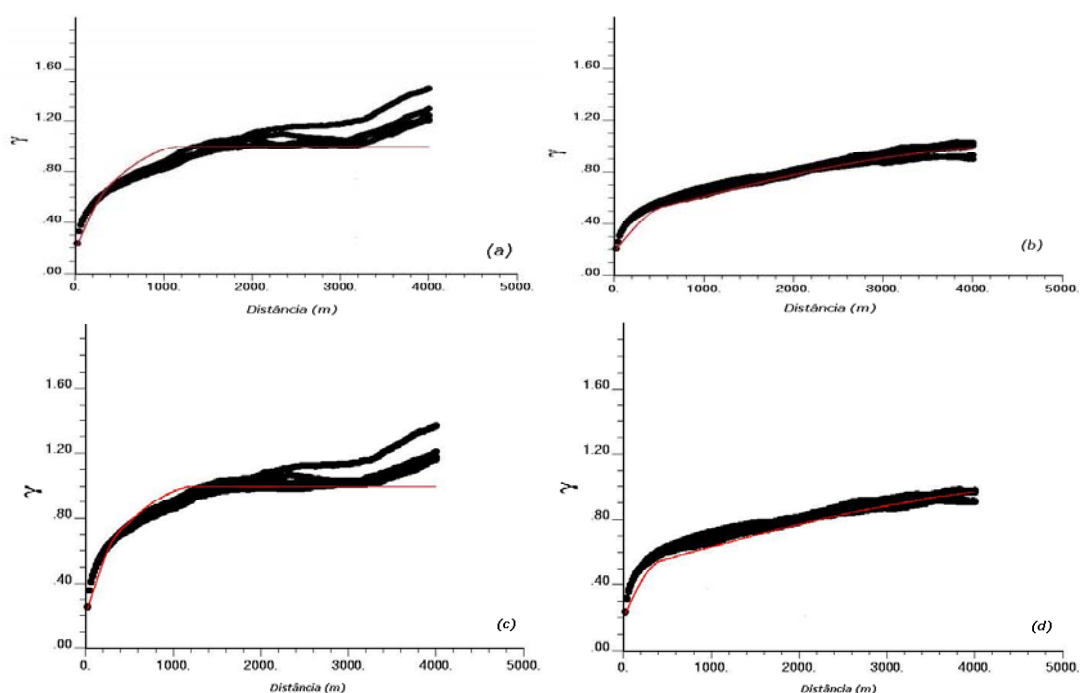


Figura 3.17: Reprodução dos variogramas no espaço normal para as direções de menor e maior continuidade para espessura (a e b) e acumulação de cinzas (c e d).

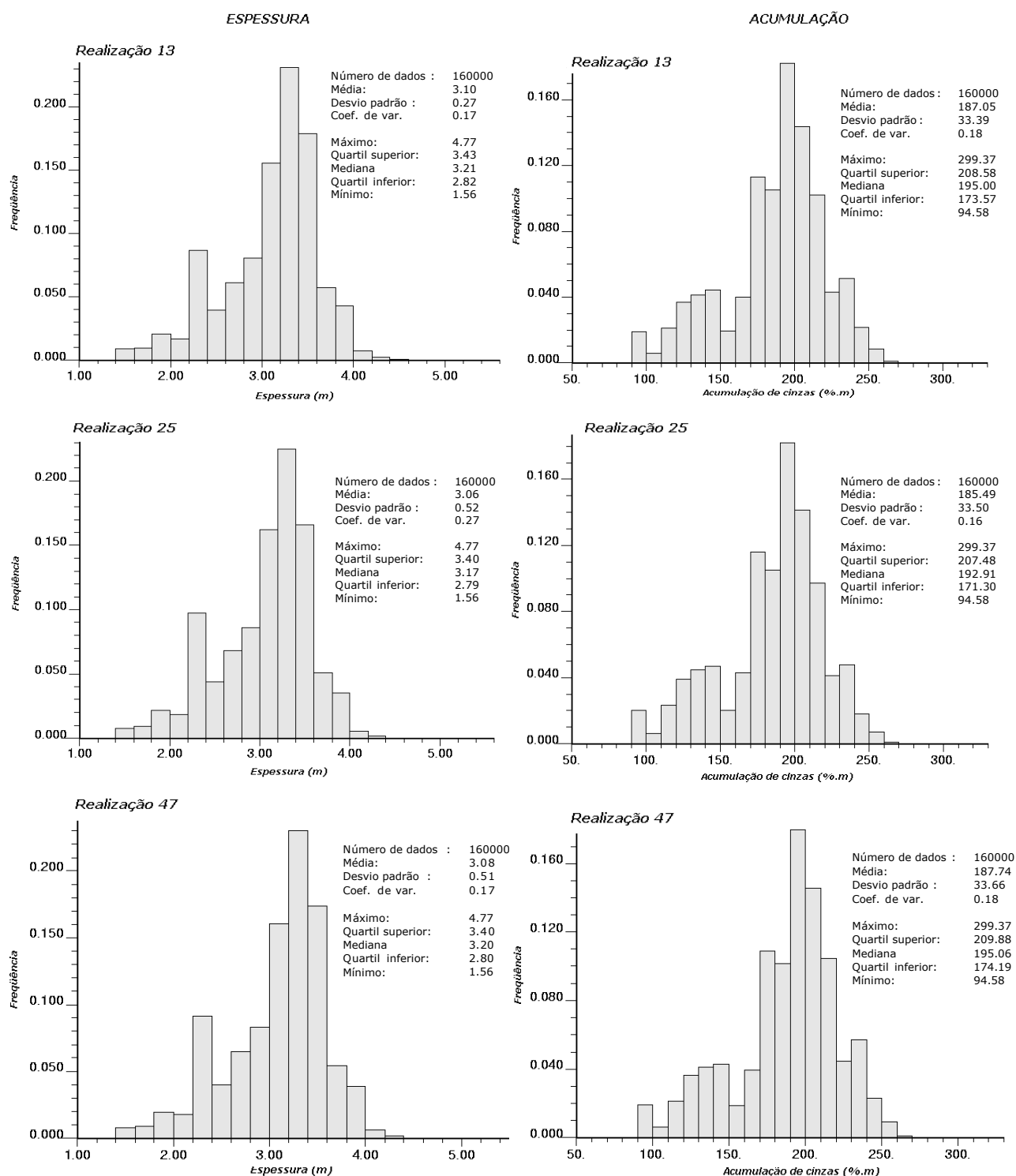


Figura 3.18: Histogramas das espessuras e acumulações de cinzas no espaço original das três realizações mostradas na Figura 3.15.

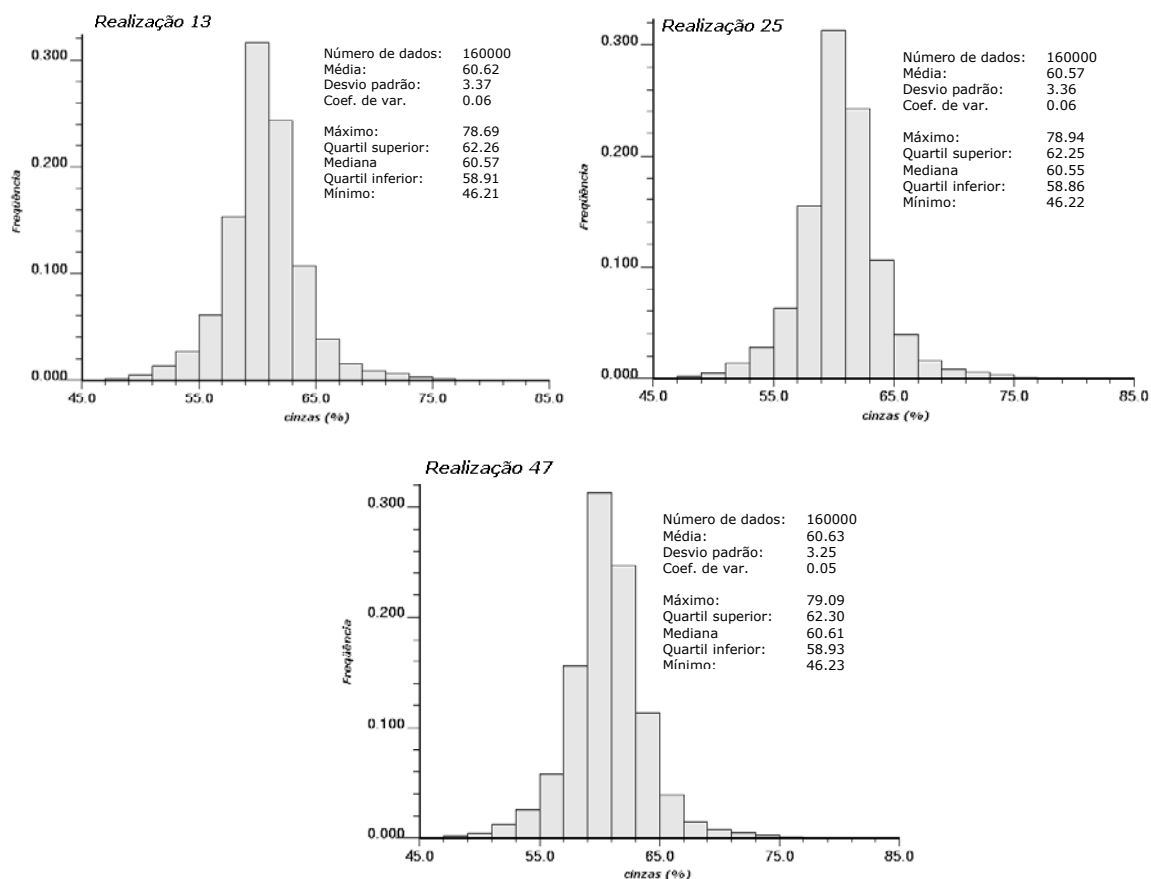


Figura 3.19: Histograma dos valores de cinzas das três realizações mostradas na Figura 3.16.

3.3 Comentários finais

Neste capítulo foi apresentada a técnica de simulação seqüencial e a aplicação da sua metodologia em um depósito de carvão do sul do Brasil onde se deseja mapear a variabilidade do teor de cinzas na camada de carvão. Após a geração dos modelos para as variáveis espessura e cinzas, os mesmos foram validados de forma a garantir a reprodução das características dos dados originais pelos modelos. No próximo capítulo, esses modelos serão associados à estratégia de homogeneização como uma ferramenta de aperfeiçoamento do controle das flutuações da qualidade do minério *in situ*.

Capítulo 4

Estratégia de homogeneização incorporando incerteza

Este capítulo apresenta a utilização dos modelos simulados para acessar a incerteza associada ao atributo de interesse cinzas em um projeto de lavra subterrânea de carvão. É realizado o pós-processamento dos modelos visando incorporar a incerteza como forma de aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização através de lotes de minério ROM com características previsíveis. São analisados diferentes tamanhos de lotes associados à capacidade produtiva da lavra de forma a manter o produto final dentro de especificações estabelecidas.

4.1 Teor de cinzas

Ainda que quaisquer substâncias que reajam quimicamente com o desprendimento de calor possam ser consideradas como combustíveis para determinados fins, os combustíveis considerados industrialmente importantes são mais restritos. Esses são os materiais carbonáceos, comumente disponíveis, e que podem ser queimados facilmente ao ar atmosférico com desprendimento de grande quantidade de calor facilmente controlável.

Os elementos químicos que entram na composição da maioria dos combustíveis são: carbono, hidrogênio, oxigênio, nitrogênio e enxofre. A qualidade do combustível é dada pelos elementos C e H; o S, apesar de

combustível, é indesejável. O oxigênio diminui a quantidade de calor unitário desprendido, pois é considerado como já combinado com hidrogênio, e o N também não é desejável, pois não apresenta no campo da combustão, reação com oxigênio com liberação do calor (Witer, 1995).

As cinzas são o resíduo sólido de uma combustão de um combustível sólido. As cinzas de um carvão mineral, interesse desse estudo, podem ser intrínsecas ou acidentais. As intrínsecas são constituídas pela matéria mineral procedente do vegetal que originou o carvão mineral. A matéria mineral acidental é constituída por argila ou outra matéria inorgânica depositada juntamente com o carvão. As cinzas são formadas pelo resíduo inorgânico que permanece após a combustão do carvão mineral, e não apresentam a mesma composição química da matéria mineral original.

Teores elevados de cinza prejudicam o carvão na sua qualidade de combustão, embora uma certa quantidade deva sempre existir para proteção das grelhas de combustão. A presença de elevados teores de cinza, caso dos carvões brasileiros, pode impedir a sua utilização nas condições em que se encontra na natureza, obrigando a um refino do mesmo para que apresente as características adequadas para a queima. Apesar de suas limitações, os carvões brasileiros podem ser queimados de forma satisfatória em um determinado gerador de vapor, sendo a sua escolha devido primeiramente a fatores econômicos. Para tanto, é significativa a procura por um carvão que produzirá vapor pelo menor custo global, incluindo-se preço posto mina, transporte, estocagem, manuseio, custos de operação e manutenção.

Para este estudo, o combustível a ser utilizado em uma usina compõe-se de carvão betuminoso de alta cinza. No projeto da usina de queima, o carvão bruto não sofrerá um beneficiamento completo, isto é, não será lavado em jig, restringindo a sua preparação a uma escolha manual e posterior britagem. A utilização de carvão ROM apresenta benefícios ambientais pela não produção de rejeitos advindos das usinas de beneficiamento. As características de qualidade do carvão ROM produzido na mina subterrânea, depois de sofrer uma escolha manual de rochas do teto das galerias e uma britagem, serão exatamente as especificadas pelo projeto da usina. O limite estabelecido pelo projeto da usina para o teor de cinzas no minério fornecido é de 60 % de cinzas, com tolerância de $\pm 3\%$. Portanto, torna-se de extrema importância o controle das variações do

teor de cinzas *in situ* para que o lote de minério entregue na usina não sofra multas contratuais.

4.2 Pós-processamento dos modelos

Os modelos gerados por simulação seqüencial gaussiana permitem a modelagem da incerteza associada aos valores estimados para o teor de cinzas. Com as 70 simulações geradas para a variável de estudo, é possível quantificar a variabilidade do teor de cinzas, a fim de que se possa avaliar suas flutuações em determinado bloco ou painel de lavra.

Goovaerts (1997) apresenta vários métodos para analisar a incerteza local em depósito mineiro utilizando simulações geoestatísticas. Nesse estudo, foram utilizados o coeficiente de variação (CV) e a medida de probabilidade de exceder um dado valor mínimo como forma de avaliar e visualizar as flutuações do atributo cinzas bloco-a-bloco nas 70 realizações processadas no Capítulo 3. Os resultados gerados por estes dois métodos constituem ferramentas importantes na orientação do planejamento de lavra e na tomada de decisões de projeto.

4.2.1 Mapa de variabilidade

O coeficiente de variação (CV) representa a dispersão dos valores simulados para cada bloco em torno da média destes. O coeficiente de variação é dado por:

$$CV_{bloco} = \frac{\sigma_s}{\bar{X}_s} \quad (4.1)$$

onde CV bloco é o coeficiente de variação bloco-a-bloco; σ_s é o desvio padrão dos 70 valores simulados para cada bloco, e \bar{X}_s é a média destes valores.

A Figura 4.1 apresenta o mapa de variabilidade do teor de cinzas no depósito em estudo, gerado a partir dos resultados obtidos para o coeficiente de variação. As áreas com baixa densidade amostral apresentaram variabilidade elevada, implicando em zonas de maior incerteza quanto ao valor estimado para o teor de cinzas. Estas áreas merecem um cuidado especial, pois se trata de locais onde as flutuações do teor de cinzas serão mais significativas.

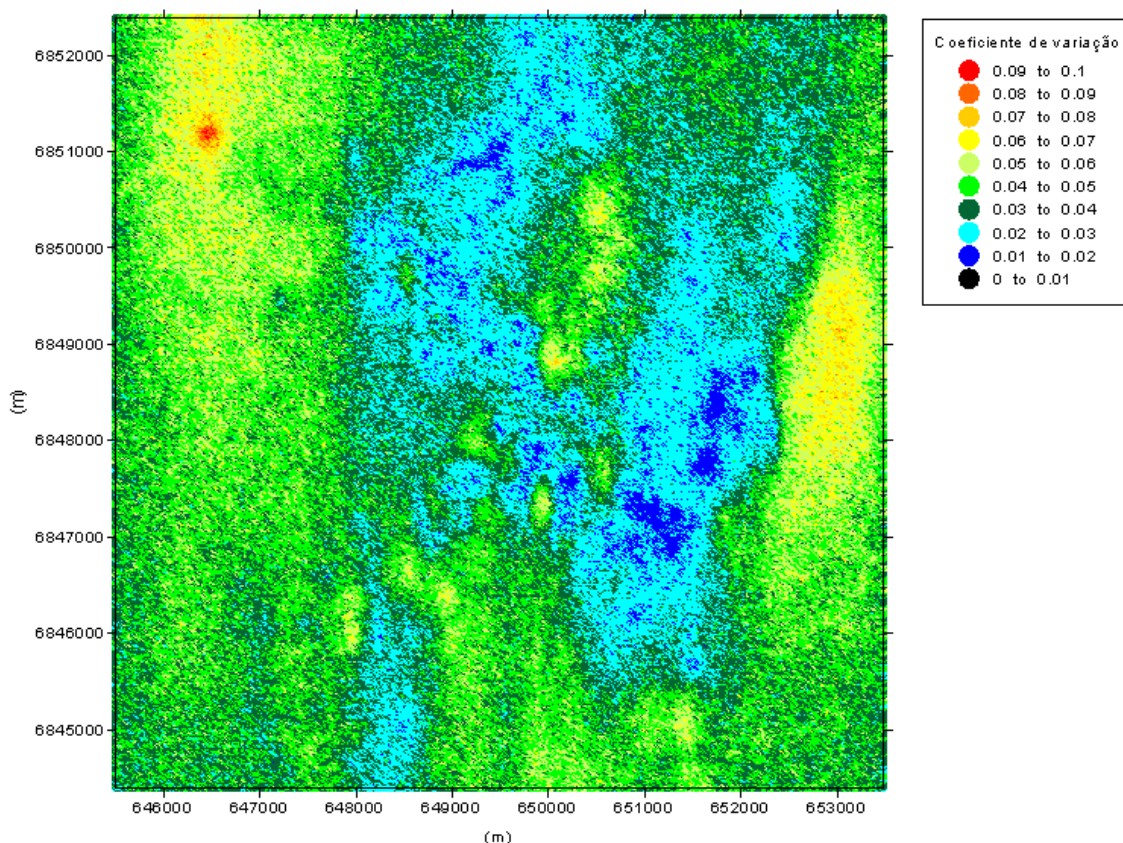


Figura 4.1: Mapa de variabilidade mostrando a incerteza em relação aos blocos considerando as 70 realizações de teor de cinzas.

4.2.2 Mapa de probabilidade

As medidas locais de incerteza possibilitam ainda identificar zonas que possam ser mineradas com maior probabilidade de não exceder os limites toleráveis de cinza, possibilitando a redução nos custos de um projeto mineiro. A Figura 4.2 apresenta dois mapas gerados a partir da combinação das 70

realizações mapeando zonas de incerteza sobre a ótica probabilística. Os mapas mostram a probabilidade do limite inferior de 57% e do limite superior de 63% de cinzas serem excedidos. É possível verificar que existem porções da área de estudo que apresentam baixas probabilidades de excederem o limite inferior e superior. Algumas dessas áreas, como a destacada nos mapas, são coincidentes, o que significa que existe uma grande probabilidade dos blocos nessa área apresentarem teores de cinzas dentro dos limites estabelecidos. Essa informação quando incorporada ao planejamento de lavra permite o fornecimento de minério ROM diretamente da mina ao consumidor final, sem a necessidade de processos de homogeneização.

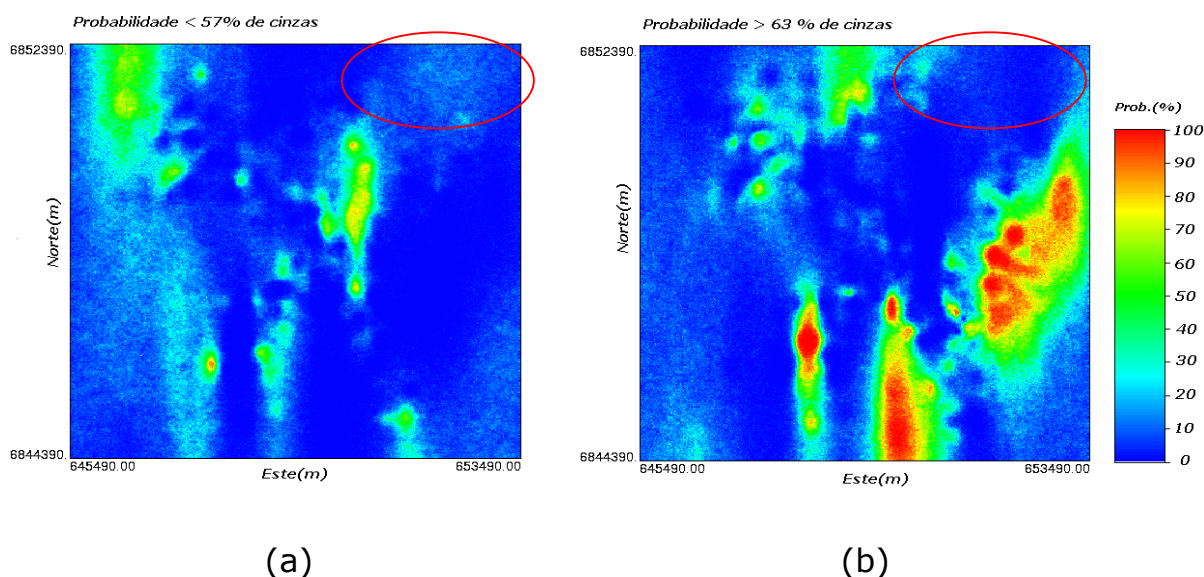


Figura 4.2.: Mapa apresentando a probabilidade dos limites inferior (a) e superior (b) de cinzas serem excedidos. Em destaque área com alta probabilidade de conter teores de cinzas dentro do intervalo estabelecido ($60\% \pm 3\%$).

4.2.3 Seleção de modelos

A utilização dos modelos gerados por simulação estocástica no planejamento da lavra e na estratégia de homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas torna-se relativamente complicada devido à quantidade de cenários gerados para o depósito. Desta forma, para incorporar a incerteza

proporcionada pelos modelos simulados no planejamento de lavra e assim verificar o impacto da variabilidade na estratégia de homogeneização em lotes, decidiu-se pelo ordenamento das simulações pela média dos teores de cinzas. Os cenários escolhidos para posterior análise foram o cenário de menor média, maior média, mediana, quartil inferior e quartil superior. A Tabela 4.1 apresenta as simulações escolhidas, sua média e variância. Além desses cinco modelos, utilizou-se, ainda, o modelo gerado pela média dos setenta valores simulados para cada bloco (*E-TYPE*). Um modelo obtido pelas médias dos blocos de todas as simulações tende a ser muito próximo a um modelo obtido por krigagem ordinária, o que ocasiona o aparecimento do mesmo efeito suavizador verificado em um mapa gerado por krigagem.

Tabela 4.1. Simulações escolhidas, sua média e variância.

<i>Cenário</i>	<i>Simulação</i>	<i>Média (%)</i>	<i>Variância (%²)</i>
Maior média	Simulação 20	60.79	11.13
Quartil superior	Simulação 7	60.68	11.51
Mediana	Simulação 23	60.64	10.83
Quartil inferior	Simulação 51	60.61	10.89
Menor média	Simulação 52	60.51	11.35
<i>E-TYPE</i>	<i>E-TYPE</i>	60.64	5.11

4.3 Planejamento da lavra

A metodologia proposta neste trabalho esta baseada nos possíveis cenários para teor de cinzas gerados por simulação geoestatística. Como apresentado no item anterior, foram selecionados 6 cenários dos 70 gerados, sendo cada um dos modelos selecionados um possível cenário dos teores de cinzas do depósito. Sobre cada um desses modelos será analisado o

planejamento da lavra de forma a prever as características de um lote de minério extraído com o processo de lavra. Para cada um dos cenários haverá uma resposta diferente para o teor de cinzas em um lote.

4.3.1 O lote

O lote pode ser definido como sendo uma quantidade definida de minério a ser entregue ao consumidor final e que sofrerá uma caracterização qualitativa, mais especificamente do teor de cinzas. Com base na relação variância x volume, é definido um tamanho de lote que controle as flutuações dos teores de cinzas para os possíveis cenários selecionados. O tamanho desse lote está relacionado à quantidade de minério a ser lavrado em determinada área da mina, sendo assim a área minerada poderá ser dividida em lotes de minério. O lote de minério surge como uma ferramenta de negociação entre o produtor e o consumidor, uma vez que se trata de uma quantidade de minério com características pré-estabelecidas. No caso da mineração de carvão, a possibilidade de uma usina termoelétrica estar recebendo determinado volume de carvão com teor de cinzas dentro dos parâmetros estabelecidos se torna determinante para a geração de energia elétrica com controle do processo de combustão, já que a usina não é flexível o que torna necessário o controle de qualidade de parâmetros essenciais para o desempenho adequado da usina.

O lote assume um papel similar ao das pilhas de homogeneização, só que ao contrário do minério lavrado ir para uma pilha e aí então ser homogeneizado, a homogeneização na lavra com a utilização de geoestatística permite que o minério *in situ* seja dividido em lotes com características similares que serão então minerados e aí entregues ao consumidor. Em relação às pilhas, a homogeneização na lavra possui limitações, uma vez que a homogeneização está amarrada à variabilidade local da variável de interesse; porém, sendo suficiente em casos como a mineração de carvão.

Para que o consumidor se assegure da qualidade do minério recebido, a amostragem da qualidade do lote deve ser feita considerando que o minério contido em um lote de determinado tamanho possui em média o teor de cinzas dentro dos limites estabelecidos.

4.3.2 Projeto de lavra

A metodologia proposta neste trabalho será aplicada considerando o projeto de lavra já estabelecido para a mina em estudo, já que se trata de uma mineração existente, já produzindo carvão, e que será vinculada a uma usina termoelétrica a ser instalada na boca da mina, cujo projeto de viabilidade técnica e econômica foi concluído. A partir dos dados obtidos sobre a produção de minério, pode-se incorporar essas informações na estratégia de homogeneização com utilização de modelos simulados através da associação entre o volume de um lote constituído de minério lavrado em determinado período/área e a flutuação do teor de cinzas nos cenários selecionados.

A mina é projetada para a lavra de carvão pelo do método câmaras e pilares. Nesse método, a área total a ser minerada é dividida em painéis de lavra com largura normalmente de 200 metros e pilares com largura variando conforme a espessura de cobertura. A Figura 4.3 apresenta a área a ser minerada dividida em painéis de lavra. Para cada um dos modelos escolhidos o planejamento da lavra foi projetado. A Figura 4.4 apresenta os seis modelos dos teores de cinzas escolhidos com o planejamento da mina sobreposto.

Nesse estudo, considerou-se que um painel lavrado tem recuperação de 50%, ou seja, metade do minério de um painel fica nos pilares de sustentação e metade é realmente extraído. O contrato entre a mina projetada e a usina termoelétrica estabelece o fornecimento de 850.000 t de minério ROM por ano com teor de cinzas de $60\% \pm 3\%$. Considerando um regime de operação estabelecido para 11 meses no ano e 25 dias por mês, a produção diária esperada pela mina é de 3.100 t por dia. Com base na capacidade de produção dos equipamentos, nos tempos de ciclos, na quantidade de máquinas, entre outros fatores, e ainda que a espessura da camada de carvão seja constante para a área da mina, estima-se que um conjunto mecanizado, responsável pela lavra de determinado painel, minera uma área equivalente a $3.900 \text{ m}^2/\text{mês}$ por turno de produção. A produção diária de um conjunto mecanizado é determinada considerando um regime de produção em dois turnos diários e que a densidade do minério e a espessura de camada de carvão na área sejam constantes, assim:

$$\text{Produção diária de um conjunto mecanizado} = \underbrace{3.900 \text{ m}^2 / \text{mês}}_{\text{Área minerada}} \times \underbrace{3,1 \text{ m}}_{\text{espessura da camada constante}} \times \underbrace{1,99 \text{ t} / \text{m}^3}_{\text{densidade}} \times \underbrace{2}_{\text{turnos}}$$

$$\text{Produção diária} = 48.118,2 \text{ t por mês} = 1.924,73 \text{ t por dia}$$

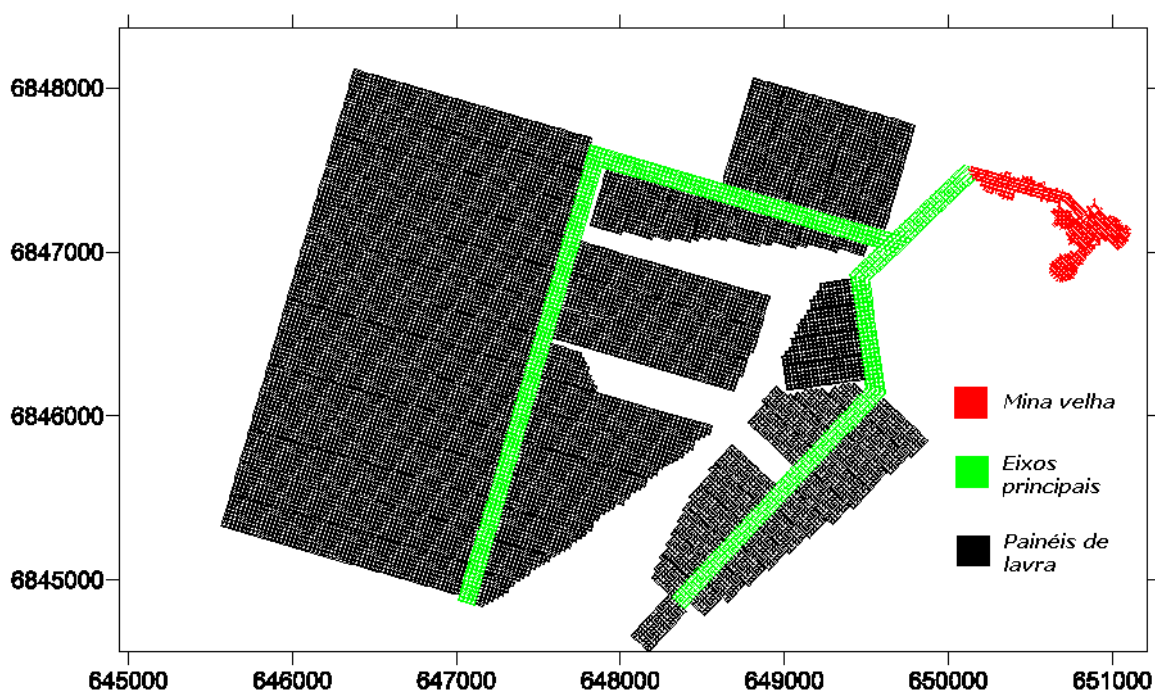
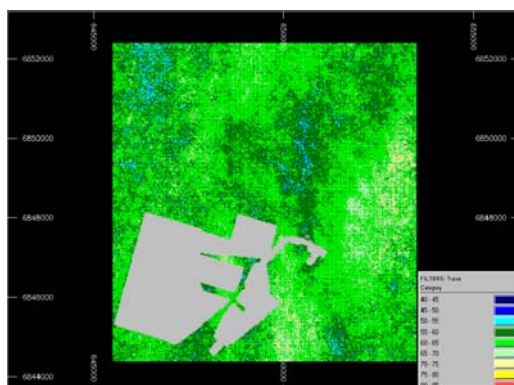
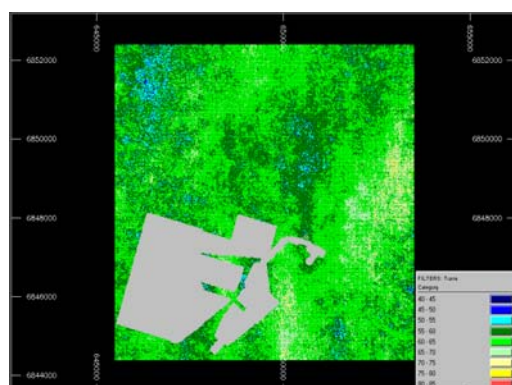


Figura 4.3 : Área total a ser minerada, com destaque para os painéis de lavra, os eixos principais e a área anteriormente minerada.

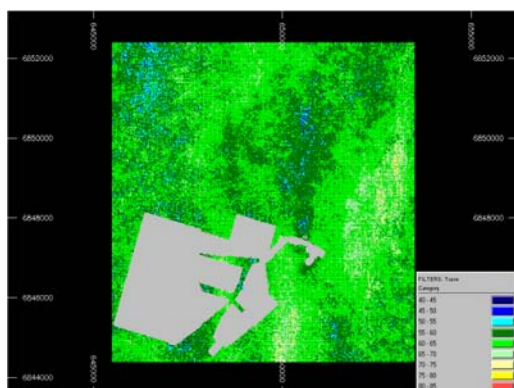
SIMULAÇÃO 20



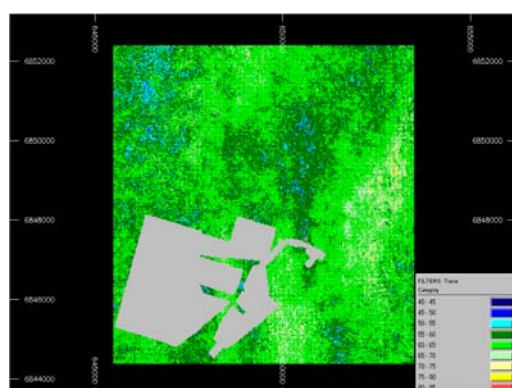
SIMULAÇÃO 7



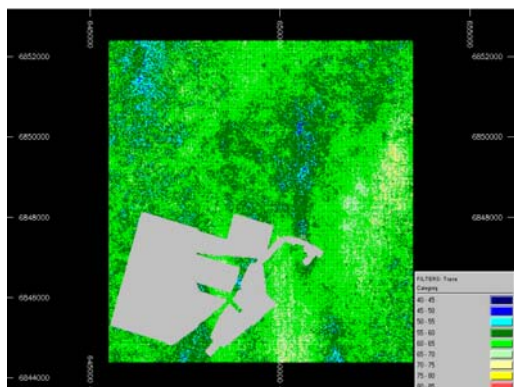
SIMULAÇÃO 23



SIMULAÇÃO 51



SIMULAÇÃO 52



E-TYPE

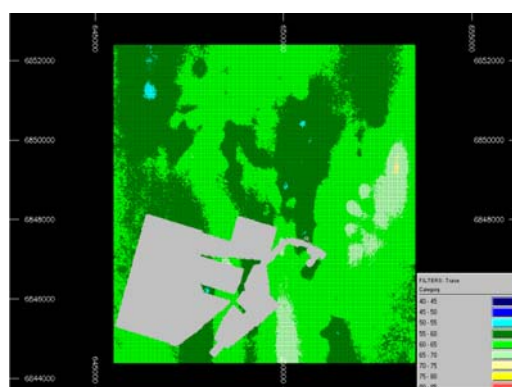


Figura 4.4 : Localização da área a ser minerada nos seis modelos de teores de cinzas selecionados. Legenda relacionada aos teores de cinzas nos modelos apresentados.

Então, para que 1.924,73 t de minério de carvão sejam produzidas por um conjunto mecanizado é necessário que 312 m² de um painel com espessura de camada de carvão constante sejam minerados. Porém, a recuperação de minério na lavra é de 50%, uma vez que metade do minério em um painel permanece nos pilares de sustentação. Por isso, para garantir a produção diária desejada é necessário que a área minerada seja duas vezes aquela determinada, ou seja, 2 x 312 m². A tabela 4.2 apresenta as áreas que devem ser mineradas para que diferentes volumes de minério sejam produzidos. O volume diário produzido por um conjunto mecanizado é insuficiente para atingir a produção diária estimada, sendo necessário mais de um conjunto mecanizado em operação na mina. Vale lembrar que a espessura é considerada constante somente para efeito de simplificação da relação entre área minerada e tempo de produção de minério .

Tabela 4.2. Relações entre tempo de produção, área minerada e minério produzido por um conjunto mecanizado.

<i>Tempo aproximado de produção</i>	<i>Área minerada (m²)</i>	<i>Minério ROM produzido (t)</i>
1 dia	624	1.924,73
4 dias	2500	7.711,25
10 dias	6400	19.740,80
16 dias	10000	30.845,00
31 dias	19600	60.456,20
46 dias	28900	89.142,05

4.4 Estratégia de homogeneização incorporando modelos simulados

A estratégia de homogeneização na lavra esta relacionada com a utilização de técnicas geoestatísticas, estando estas interessadas na caracterização da variabilidade encontrada no depósito pela estimativa do atributo de interesse, permitindo controlar a qualidade média de curto prazo do material ROM. No entanto, este controle está restrito ao valor estimado por krigagem para determinado bloco, sendo incapaz de incorporar a incerteza associada à estimativa desse bloco. Isso ocorre por diversos fatores apresentados no capítulo 3, entre eles o fato de que a variabilidade dos valores estimados é menor que a variabilidade dos dados originais. Com o objetivo de incorporar a incerteza associada à estimativa foi proposta a utilização de modelos simulados de forma a controlar os possíveis valores que um determinado lote de minério pode assumir. Através da relação variância x volume é possível testar diferentes tamanhos de lote até que a flutuação dos teores seja controlada.

4.4.1 Estratégia de homogeneização em lotes

A área simulada, assim como a área abrangida pelo projeto da mina, é relativamente extensa, dificultando computacionalmente a sua utilização devido à quantidade de blocos gerados na simulação e pela quantidade de painéis. A mina, apresentada na Figura 4.3, é constituída de 64 painéis de lavra, responsáveis por 25 anos de produção. Assim, na análise da estratégia de homogeneização por lotes utilizou-se apenas a área compreendida pelos painéis 5 a 9, com produção estimada para 2,5 anos. A Figura 4.5 apresenta a mina projetada destacando os painéis 5 a 9.

Os teores de cinzas para diferentes tamanhos de lotes foram obtidos com a utilização do software de mineração Datamine. A Figura 4.6 apresenta um modelo simulado na área compreendida pelos painéis 5 a 9.

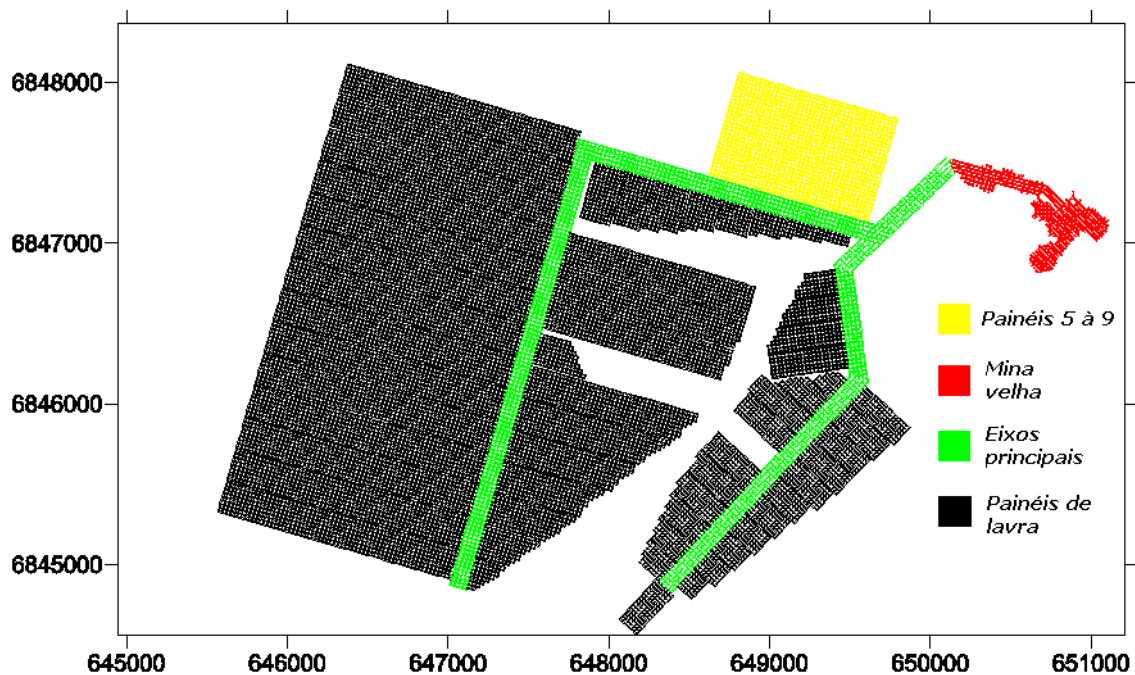


Figura 4.5: Mina projetada destacando os painéis 5 a 9.

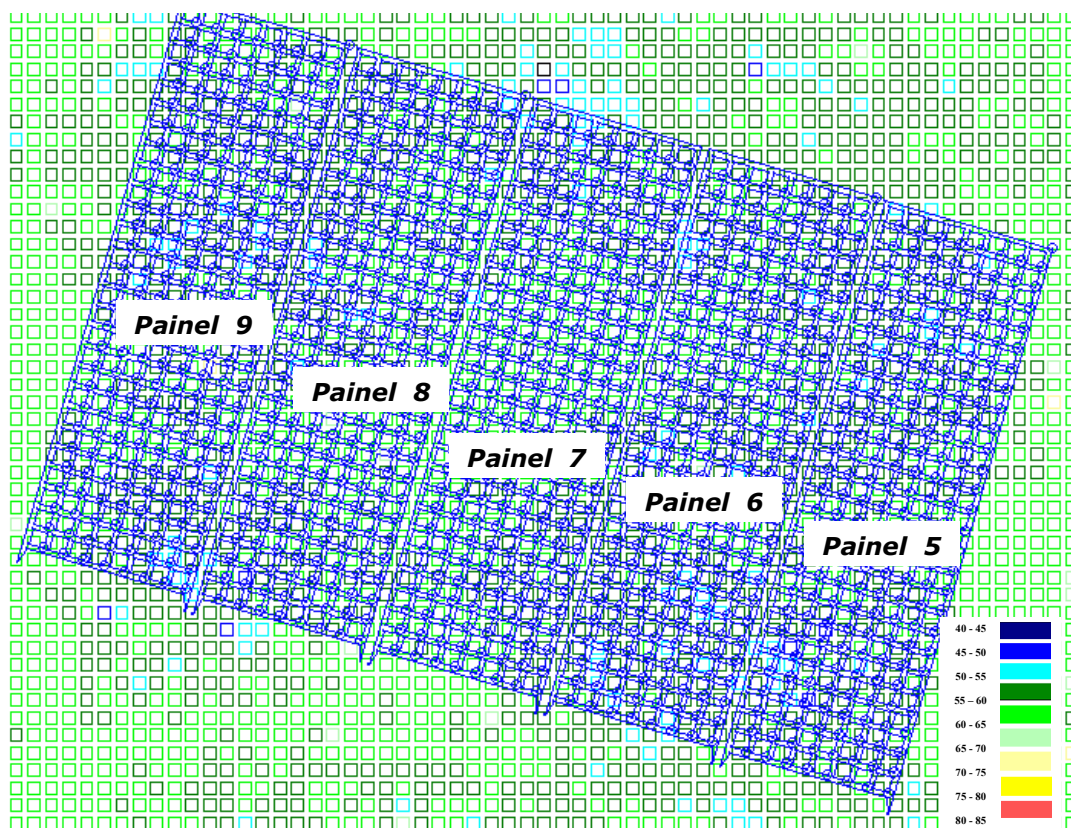


Figura 4.6: Visualização de um modelo simulado na área compreendida pelos painéis 5 a 9.

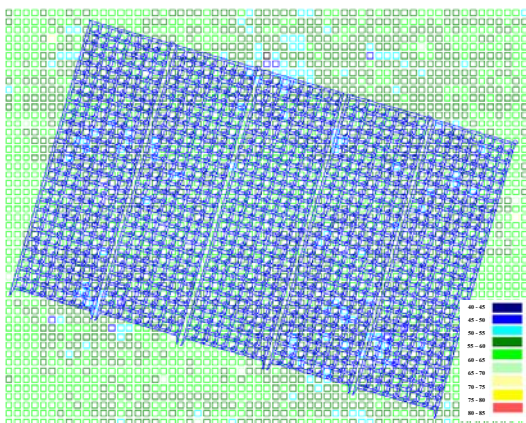
Para avaliar as flutuações de cinzas foram testados lotes regulares de minério. A área simulada foi dividida em blocos de 20x20 m, 50x50 m, 80x80 m, 100x100 m, 140x140 m e 170x170 m. Os diferentes tamanhos estabelecidos para os lotes estão relacionados através da sua área com os dados fornecidos na Tabela 4.2, onde é considerado o volume de minério produzido por um conjunto mecanizado. Assim, se considerarmos que a área compreendida pelos painéis 5, 6, 7, 8 e 9 será minerada por um conjunto mecanizado podemos estabelecer a relação apresentada na Tabela 4.3.

Tabela 4.3. Relação entre diferentes tamanhos de lotes e os tempos necessários para produção desses lotes por um conjunto mecanizado.

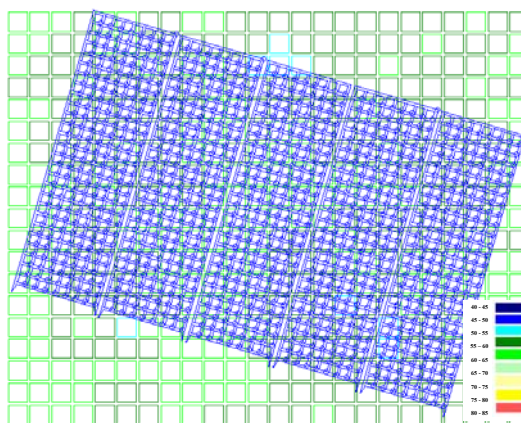
<i>Tamanho de lote</i>	<i>Tempo aproximado de produção</i>
20 x 20 metros	1 dia
50 x 50 metros	4 dias
80 x 80 metros	10 dias
100 x 100 metros	16 dias
140 x 140 metros	31 dias
170 x 170 metro	46 dias

Considerando que a área total seja minerada e dividida em lotes com as mesmas dimensões dos blocos, foram analisadas as flutuações do teor de cinza para cada tamanho de lote nas diferentes simulações selecionadas. A Figura 4.7 apresenta para a simulação 20 a metodologia de divisão da área nos diferentes tamanhos de lotes. Para as simulações 7, 23, 51, 52 e *E-TYPE* foi utilizada a mesma metodologia, apenas variando o modelo simulado sobre o qual será avaliado o teor de cinzas para cada um dos lotes.

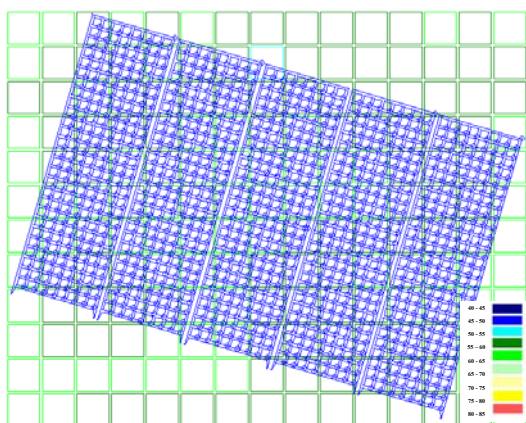
Lotes de 20 x 20 metros - Produção diária



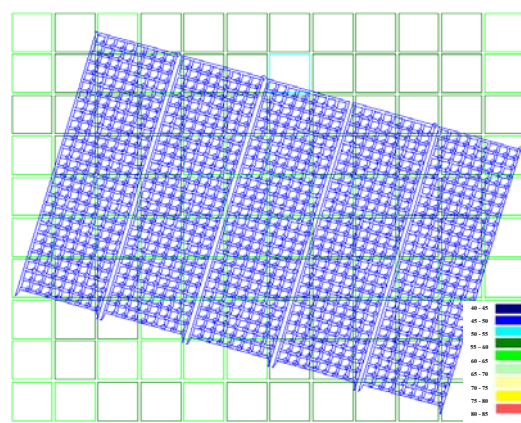
Lotes de 50 x 50 metros - Produção de 4 dias



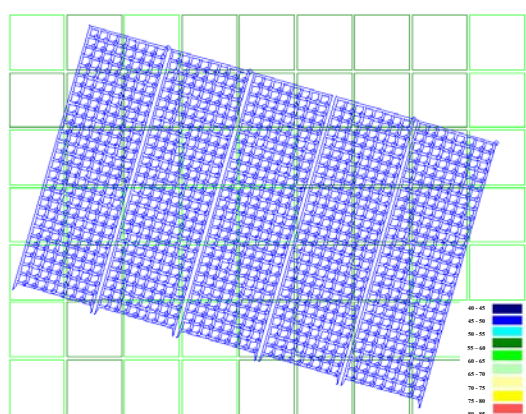
Lotes 80 x 80 metros - Produção de 10 dias



Lotes 100 x 100 metros - Produção de 16 dias



Lotes de 140 x 140 metros - Produção de 31 dias



Lotes 170 x 170 metros - Produção de 46 dias

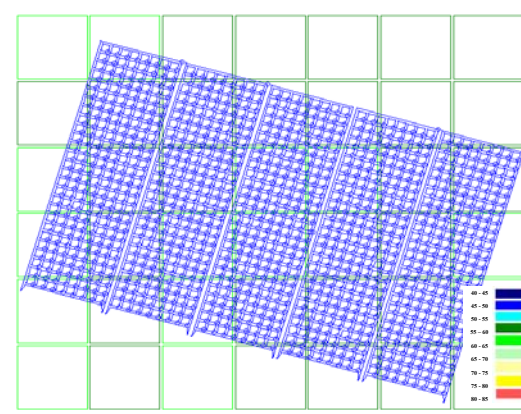


Figura 4.7 : Metodologia de divisão da área em diferentes tamanhos de lotes para o possível modelo do depósito apresentado pela simulação 20.

Para cada um dos modelos foi calculado o teor de cinzas em cada um dos lotes nos seus diferentes tamanhos sugeridos. As Figuras 4.8 a 4.13 apresentam os teores esperados para cada um dos lotes nas simulações selecionadas. Com auxílio da Figura 4.14 verifica-se, através da combinação dos modelos selecionados, a flutuação esperada para o teor de cinzas para cada um dos tamanhos de lote.

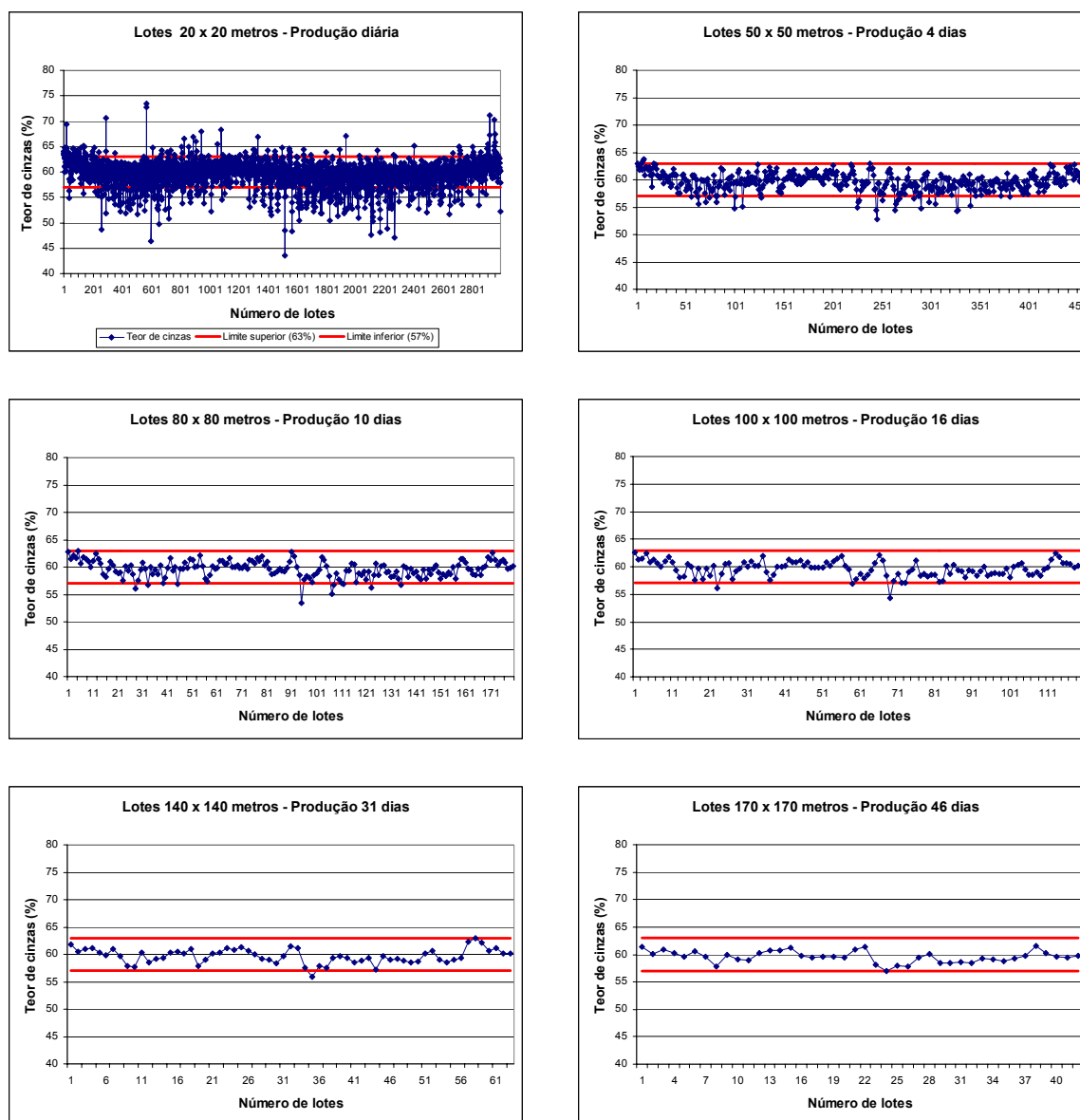


Figura 4.8: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 20.

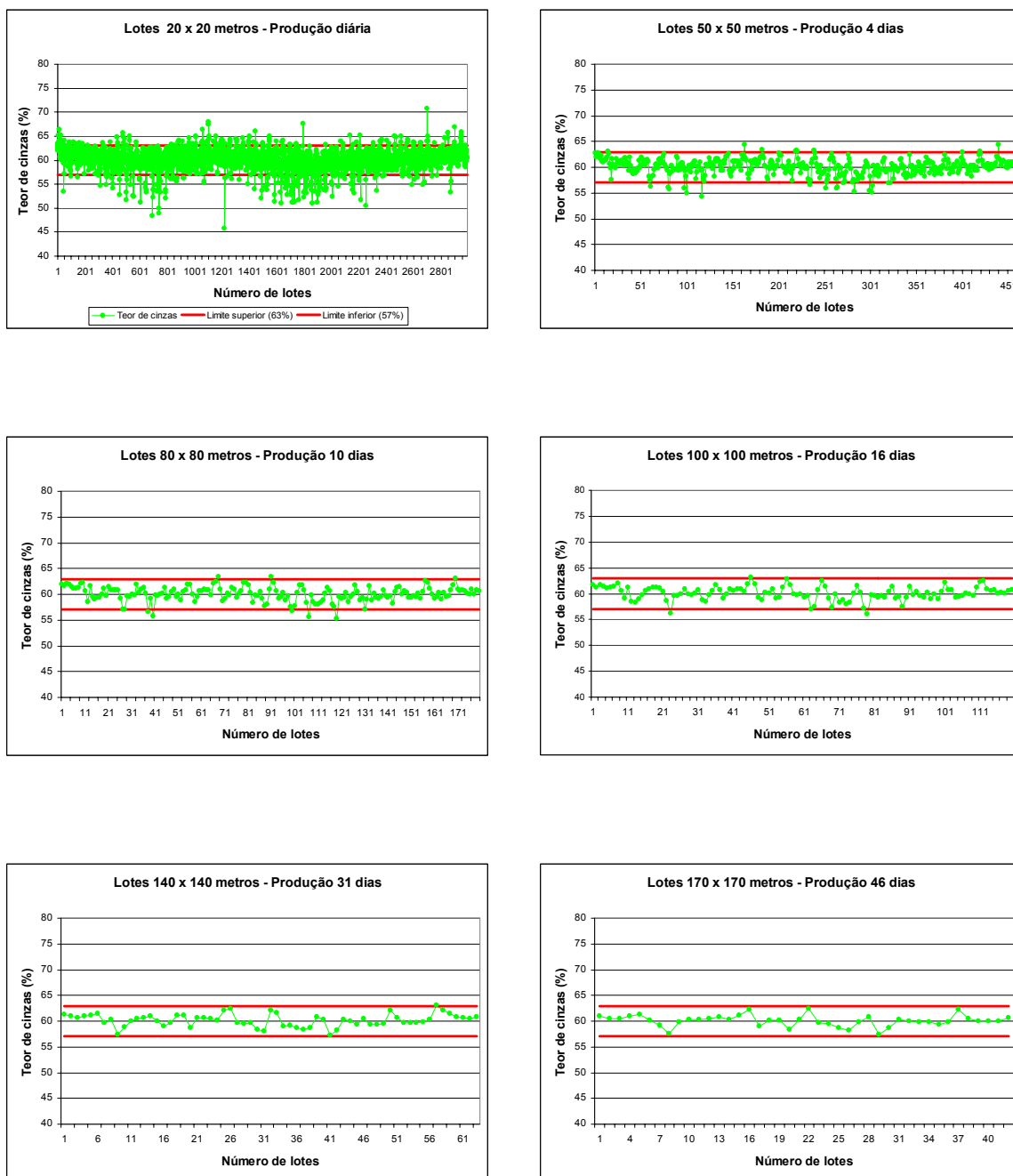


Figura 4.9: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 7.

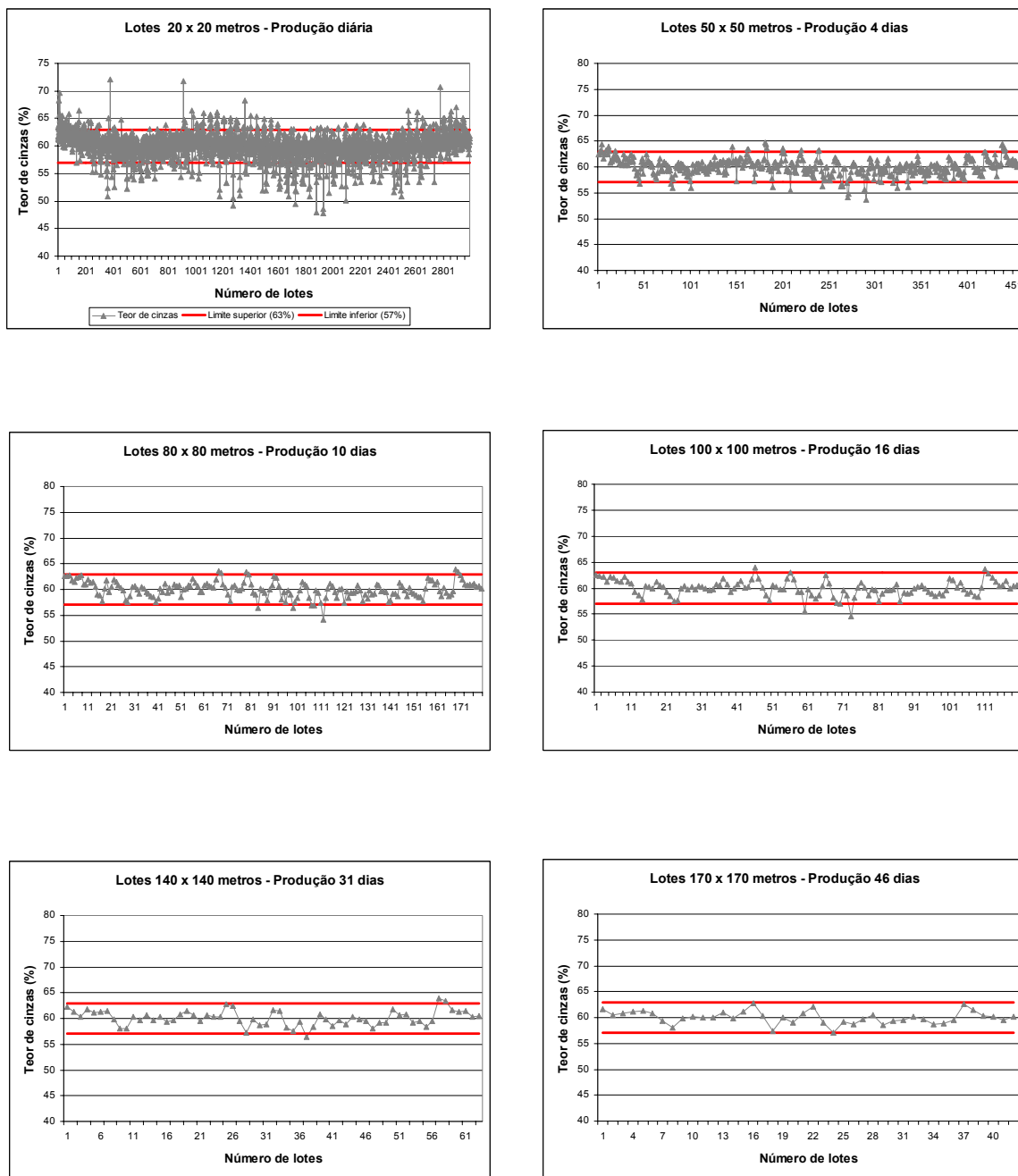


Figura 4.10: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 23.

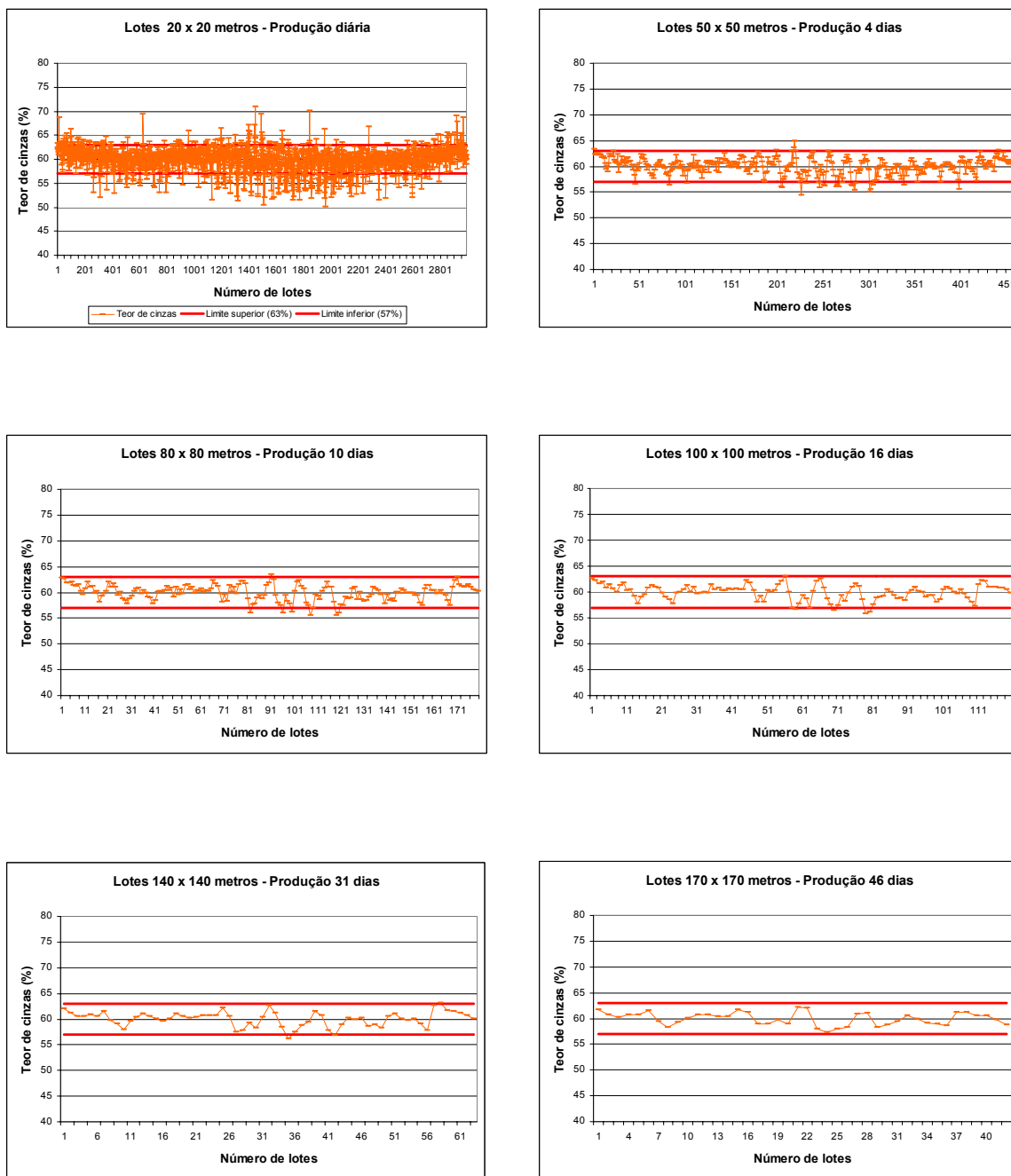


Figura 4.11: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 51.

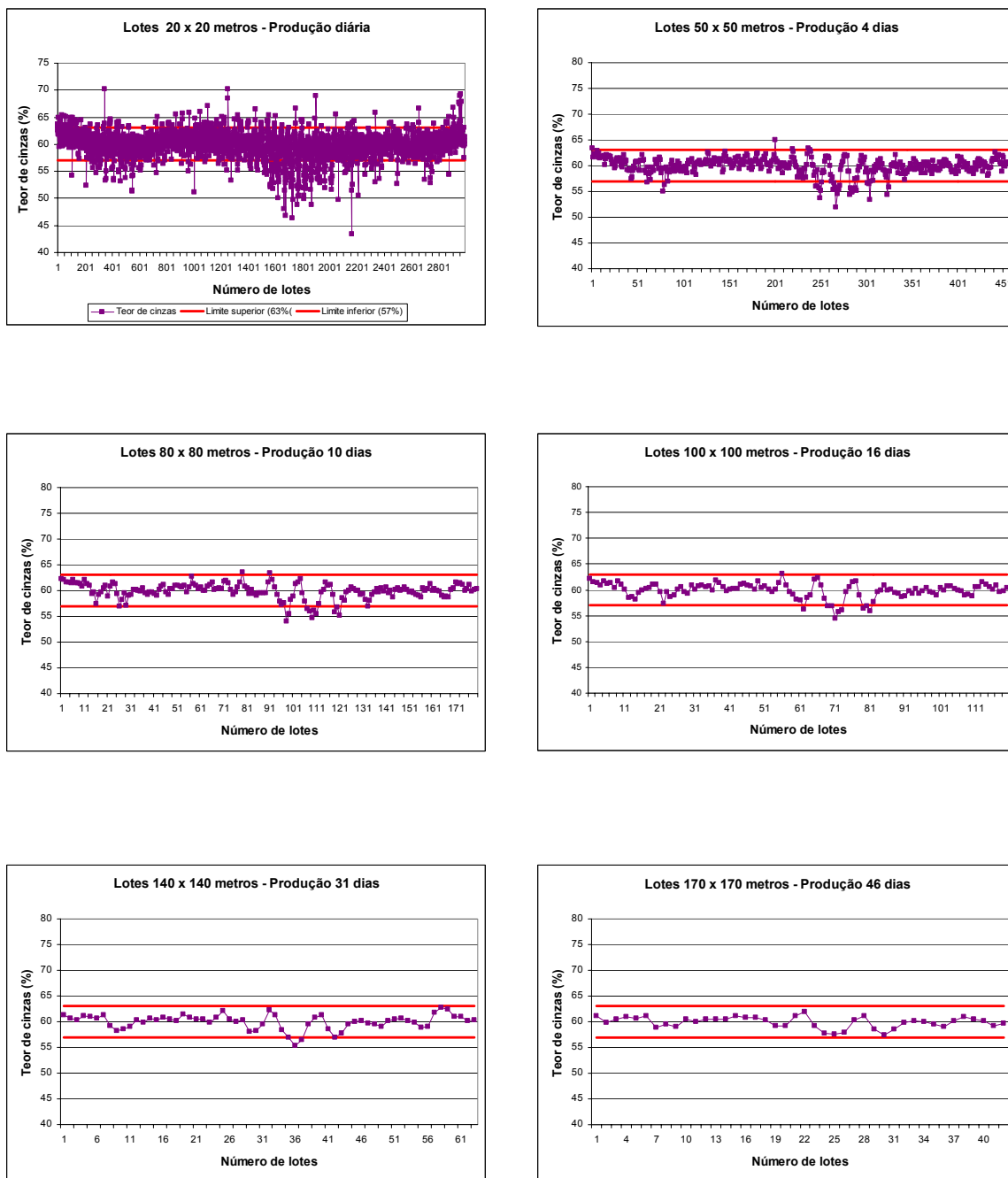


Figura 4.12: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela simulação 52.

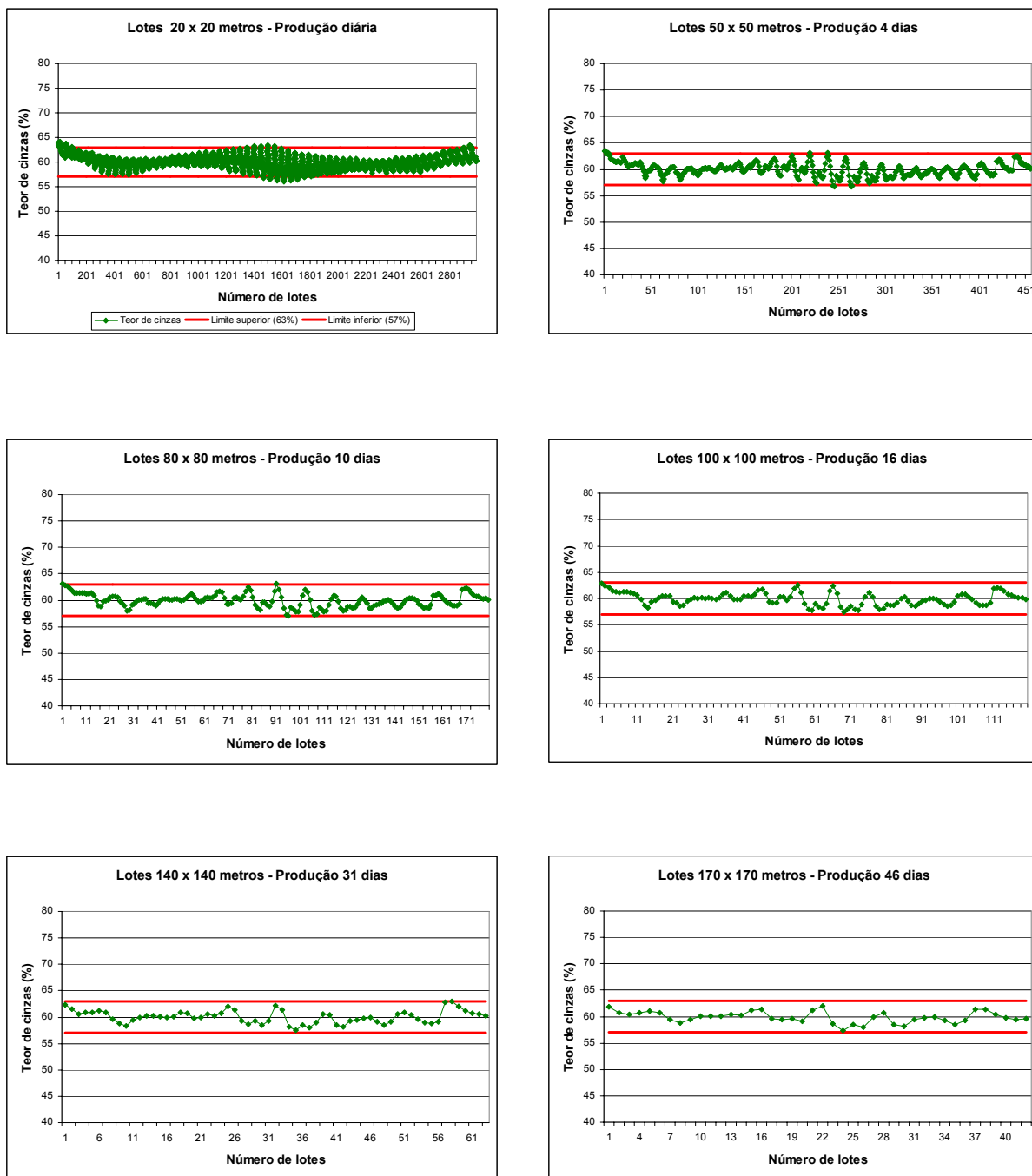


Figura 4.13: Teores de cinzas esperados para cada um dos lotes no possível depósito apresentado pela média das simulações (*E-TYPE*).

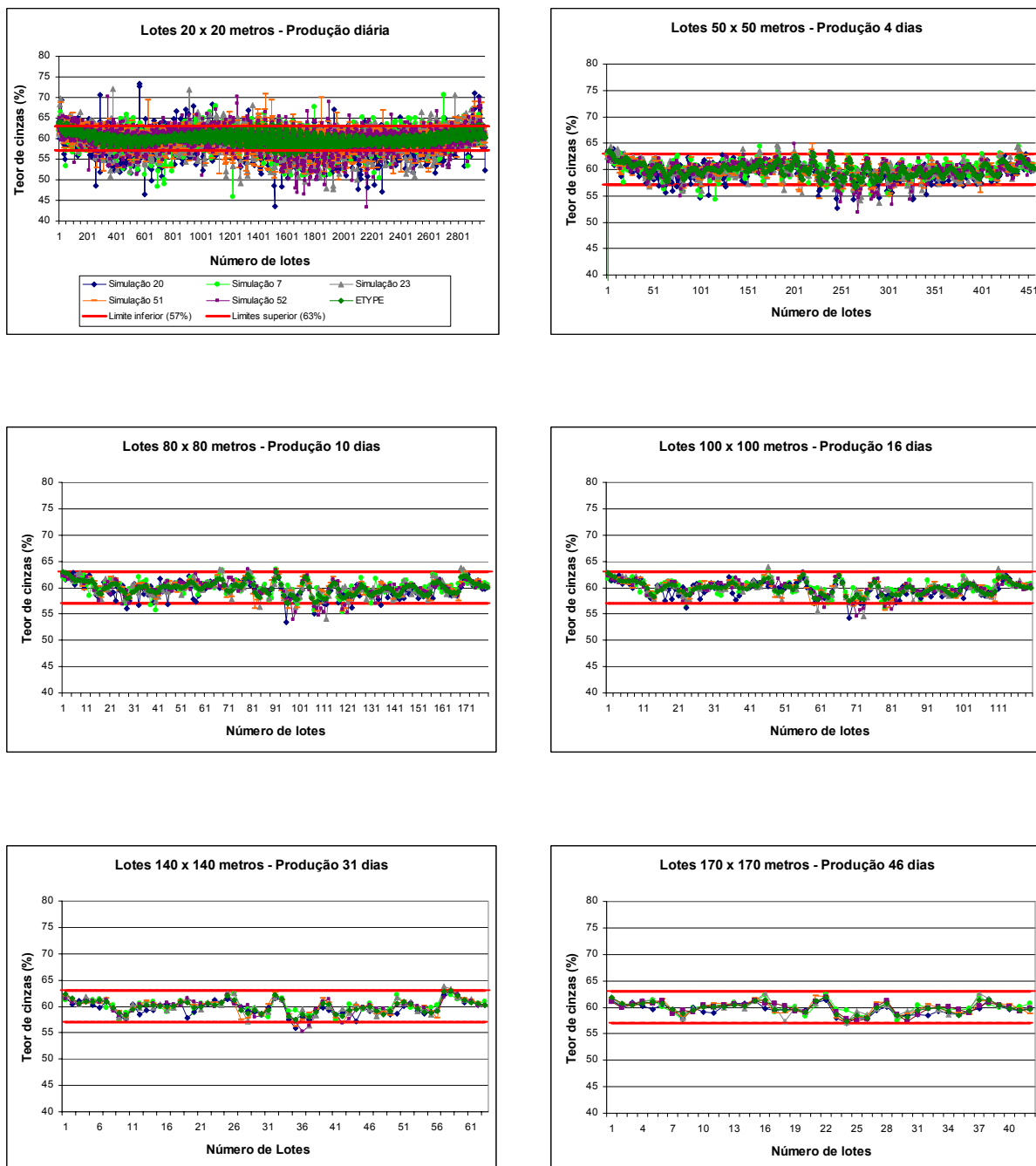


Figura 4.14: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas.

Os resultados apresentados nas Figuras 4.8 a 4.13 mostram que cada um dos modelos simulados apresenta uma resposta diferente para o teor de cinzas em cada um dos lotes. Embora diferentes, os teores apresentam um comportamento semelhante em todos os modelos selecionados. O aumento do tamanho do lote implica na redução da variabilidade dos teores dos lotes até que se obtenha um tamanho que garanta todos os lotes dentro dos limites especificados. Quanto menor o lote de minério, maior será o risco associado ao teor de cinzas. Esse efeito se dá pela relação volume x variância, onde o aumento do volume implica na redução da variância, uma vez que um número maior de dados é considerado.

O modelo obtido pela média das simulações (*E-TYPE*) apresenta a suavização dos teores de cinza, já que a variabilidade dos teores obtidos é menor que a dos dados originais e dos modelos gerados por simulação. Esse efeito é semelhante ao que seria obtido por um modelo gerado por krigagem. Note que, comparado aos outros modelos, o aumento do tamanho do lote no modelo *E-TYPE* permite que lotes de 16 dias de produção garantam teores dentro dos limites especificados. Esse resultado seria o mesmo que aquele obtido pela estratégia de homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas que utilize modelos gerados por krigagem para definir os teores dos lotes. Como mostra a Figura 4.14, a combinação dos teores para cada tamanho de lote com cada uma das simulações possibilita a verificação das flutuações esperadas para o teor de cinza de um lote. A combinação dos modelos simulados permite constatar a redução das flutuações do teor de cinzas com o aumento do tamanho desse lote. A Tabela 4.4 apresenta o percentual de lotes com teores de cinzas fora dos limites especificados para cada um dos tamanhos de lote nas simulações escolhidas. Note que lotes de 170 x 170 metros garantem que todos os lotes apresentem teores dentro dos limites estabelecidos. O modelo gerado pela média das simulações (*E-TYPE*) indica que lotes constituídos do volume minerado por um conjunto mecanizado durante 16 dias seriam suficientes para garantir um teor de $60\% \pm 3\%$ em todos os lotes.

Tabela 4.4. Percentual de lotes que excederam os limites do teor de cinzas em cada um dos modelos para cada tamanho de lote estabelecido.

Simulação	Quantidade de valores excedentes em % para cada tamanho de lote					
	Produção diária	Produção 4 dias	Produção 10 dias	Produção 16 dias	Produção 31 dias	Produção 46 dias
20	15.8	6.8	5.0	2.5	3.17	0.0
7	11.37	5.7	4.44	2.5	1.58	0.0
23	14.48	8.77	5.55	5.0	4.76	0.0
51	14.88	7.45	6.11	5.0	4.76	0.0
52	13.61	7.89	7.22	6.66	6.35	0.0
E-TYPE	2.71	2.63	1.11	0.0	0.0	0.0

Comparando os resultados obtidos com os modelos simulados em relação ao obtido com o modelo *E-TYPE*, pode-se estabelecer um paralelo entre a estratégia de homogeneização baseada num modelo gerado por krigagem e a estratégia que incorpora a incerteza associada à estimativa. Enquanto que o modelo *E-TYPE* indica que lotes de 16 dias de produção garantem que os limites para os teores sejam respeitados, os modelos simulados, por sua vez, mostram que há probabilidade de existirem lotes deste tamanho com teores fora dos limites estabelecidos. Ao incorporar a incerteza associada à estimativa, a estratégia de homogeneização estará considerando a possibilidade de existirem diferentes teores para um mesmo lote, possibilitando prever as possíveis flutuações do atributo no produto final.

Para garantir que todos os lotes destinados à usina termoelétrica apresentem teor de cinzas de $60\% \pm 3\%$ seria necessário que o volume de minério extraído da área compreendida pelos painéis 5 a 9 seja correspondente à produção de 46 dias de um conjunto mecanizado. Essa informação pode sofrer restrições quanto a operacionalidade de se construir lotes de 90.000 toneladas (46 dias de produção). Isso se deve à necessidade de um extenso pátio para

estocagem e do tempo necessário para se constituir um lote. No entanto, a maior vantagem de se incorporar à incerteza associada à estimativa na estratégia de homogeneização é que, para qualquer tamanho de lote que se utilize, é possível prever e assim controlar a flutuação do teor de cinzas nos lotes.

4.4.2 Adequação do lote no planejamento de lavra

Através da Figura 4.14 percebe-se que existem conjuntos de lotes que não permitem, para determinado tamanho, que as especificações estabelecidas sejam satisfeitas por todos os lotes constituintes da área. Isso se deve à existência de concentrações de teores que extrapolam os limites e assim definam um lote de determinado tamanho como sendo rejeitado. Dessa forma, objetivando estabelecer o tamanho de lote adequado, sugere-se analisar para cada painel o volume de minério que controle as variações do teor de cinzas.

Além disso, as dimensões de um lote foram consideradas, até agora, como áreas regulares constituintes da área compreendida pelos painéis 5 a 9. No entanto, um lote de minério ROM deve ser analisado como o volume realmente extraído na frente de lavra de um painel. Portanto, analisou-se a variabilidade do teor de cinzas para lotes de tamanhos diferentes, considerando o avanço real da lavra.

Assim, considerando que as variações locais dos teores de cinzas permitam definir diferentes tamanhos de lotes para diferentes painéis de lavra e que um lote deve ser constituído pelo volume de minério lavrado no avanço de um conjunto mecanizado em um painel, estabeleceu-se para os painéis 8 e 9 a análise dos lotes que satisfaçam essas condições e controlem as flutuações do teor de cinzas. A Figura 4.15 apresenta os painéis 8 e 9 e as variações locais dos teores de cinza em um modelo simulado.

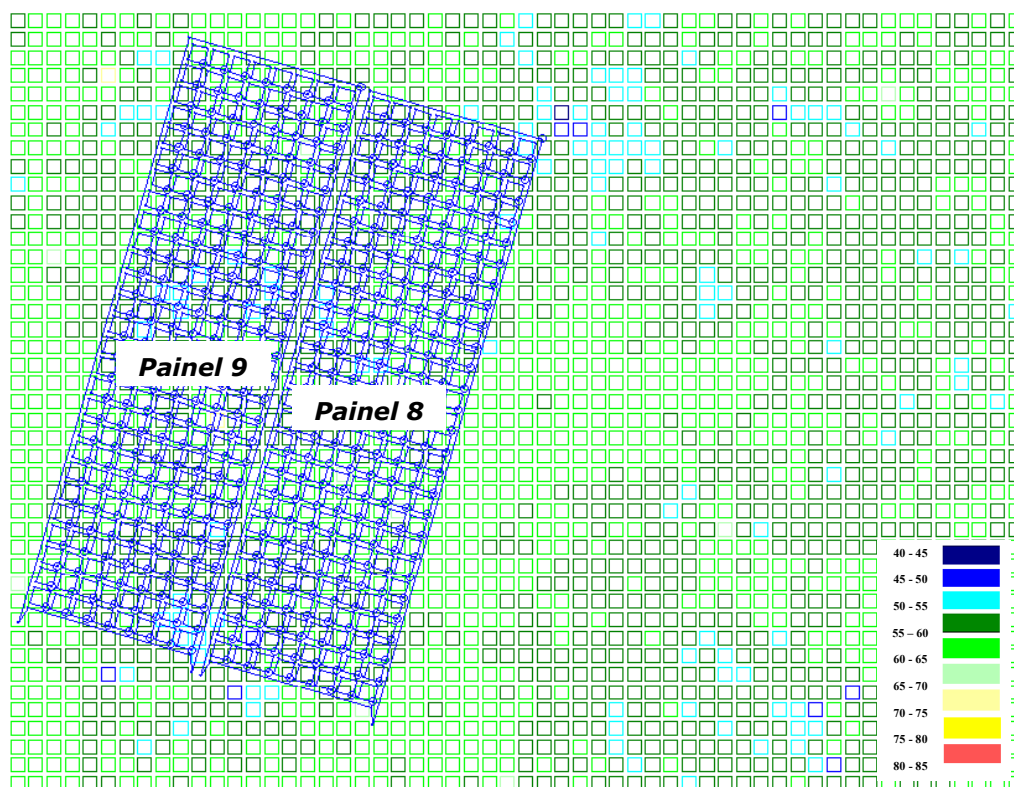


Figura 4.15. Variações do teor de cinzas na região do painel 9 para a simulação 20. Legenda relacionada aos teores de cinzas dos blocos do modelo.

A Figura 4.16 mostra os diferentes tamanhos de lote utilizados na análise, apresentando a adaptação do lote à seqüência de extração do minério. Foram analisados lotes de 4 dias (7.711,23 toneladas), 16 dias (30.845,00 toneladas) e 31 dias de produção (60.456,20 toneladas). Em cada uma das situações os painéis 8 e 9 são divididos em lotes de mesmo tamanho, com exceção do último lote, que geralmente é um pouco maior ou menor que os outros de forma a completar por inteiro a lavra do painel.

Com base nos possíveis cenários representados pelas simulações escolhidas anteriormente foram calculados, para os painéis 8 e 9, os teores de cinzas variando o tamanho do lote. As Figuras 4.17 e 4.18 apresentam os gráficos para as flutuações dos teores para os diferentes tamanhos de lote nos painéis 8 e 9.

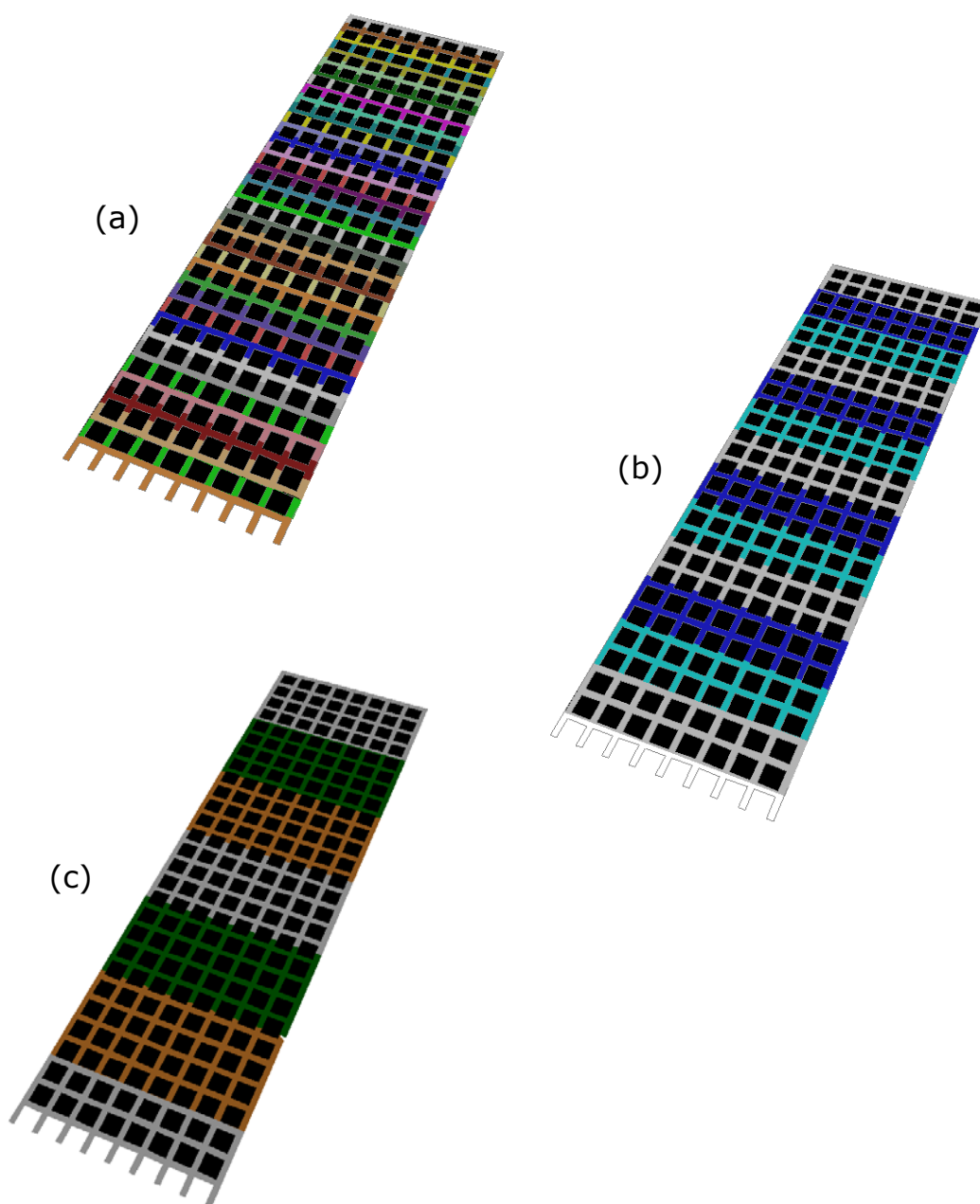


Figura 4.16: Painel dividido em lotes de diferentes tamanhos. (a) Lotes de 4 dias de produção; (b) Lotes de 16 dias de produção; (c) lotes de 31 dias de produção. Em cada situação, a mudança de cor representa um lote diferente.

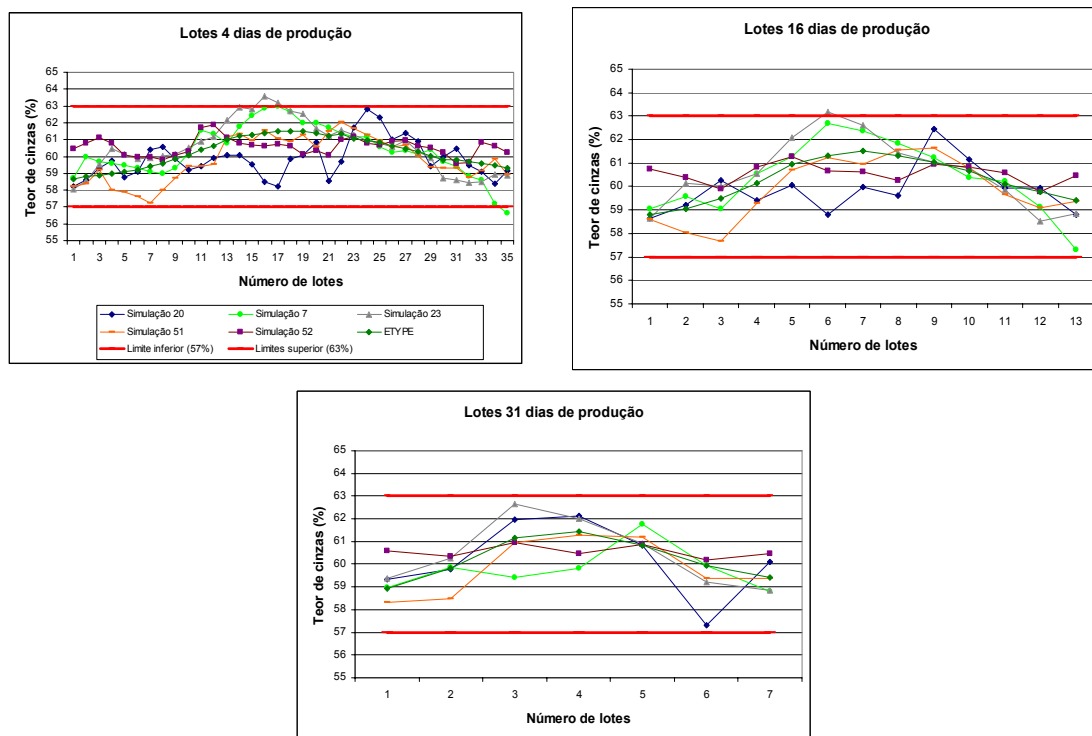


Figura 4.17: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas para diferentes tamanhos de lote no painel 8.

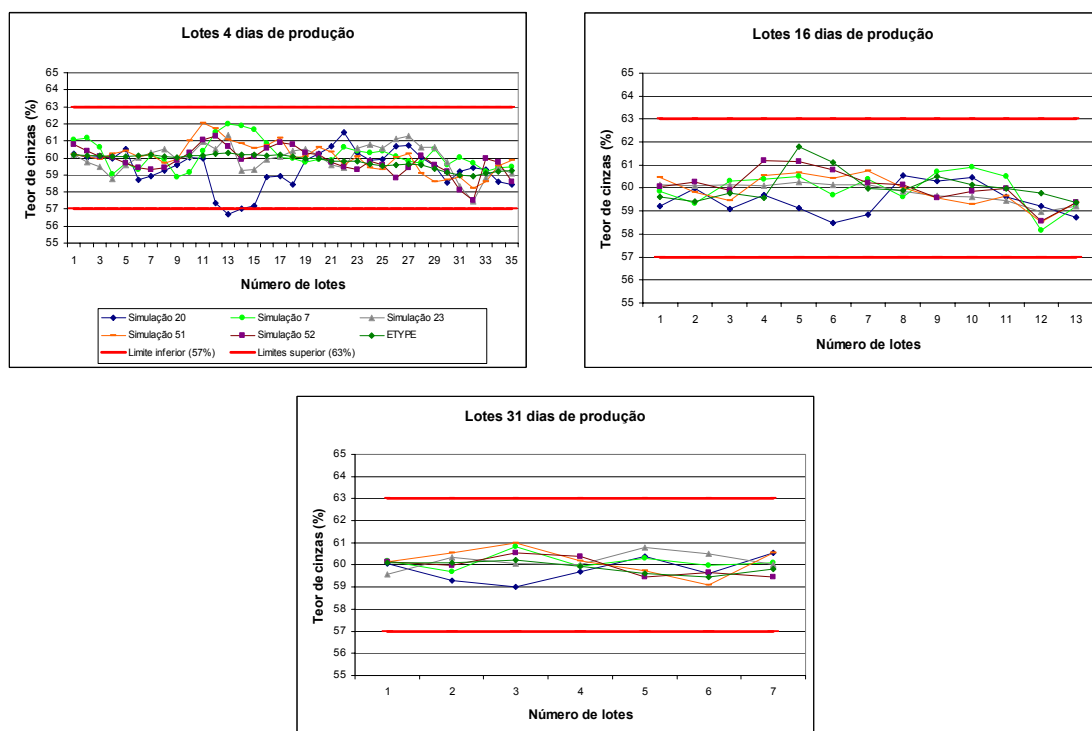


Figura 4.18: Flutuação do teor de cinzas obtido a partir da combinação das simulações selecionadas para diferentes tamanhos de lote no painel 9.

Os gráficos apresentados nas Figuras 4.17 e 4.18 mostram a atenuação das oscilações do teor de cinzas conforme o aumento do tamanho do lote em ambos os painéis. No entanto, as oscilações em torno do teor de cinzas apresentam comportamentos distintos. Enquanto que o painel 8 apresenta uma tendência de lotes com teores elevados para o centro do painel, inclusive com lotes fora dos limites, o painel 9 apresenta um comportamento regular em torno de 60 % de cinzas para todo o painel. Note, ainda, que o painel 9 atinge 100 % dos lotes controlados, com um volume de lote referente à produção de 10 dias, enquanto que o painel 8 atinge essa meta apenas com lotes de 31 dias de produção. O painel 9 dividido em lotes de 31 dias de produção permite o controle do teor de cinzas em $60\% \pm 1\%$.

Como era esperado, o efeito suavizador verificado anteriormente pelo modelo gerado pelas médias das simulações (*E-TYPE*) se repete para os lotes de ambos os painéis. Neste caso, lotes de 4 dias de produção seriam suficientes para que os teores de cada bloco apresentassem média de $60\% \pm 3\%$. Os modelos simulados alertam para o risco de ocorrer à rejeição de alguns desses lotes por apresentarem teores fora dos especificados.

4.5 Comentários finais

O presente capítulo abordou a utilização de modelos gerados por simulação seqüencial Gaussiana como forma de melhoria na estratégia de homogeneização na lavra através da utilização de modelos simulados que permitiram incorporar a incerteza associada à estimativa do teor de determinado lote, possibilitando prever o risco desse lote estar fora dos limites especificados. À medida que o tamanho do lote aumenta as flutuações do teor de cinzas dos lotes reduzem. Variações locais dos teores de cinzas permitem definir diferentes tamanhos de lotes para diferentes painéis de lavra.

Capítulo 5

Conclusões

Neste capítulo é apresentada uma revisão geral e o conjunto de conclusões obtidas sobre a metodologia e sua aplicabilidade. Também são apresentadas algumas recomendações.

5.1. Conclusões

O crescimento de demanda de energia no país proporciona o surgimento de novos empreendimentos de mineração para extração de carvão mineral, fonte geradora de energia. Para que se tornem competitivos, a redução dos custos de produção do minério é de vital importância para a viabilidade dessa atividade. Assim, a utilização de carvão ROM como produto final é estabelecida como uma maneira de reduzir o custo final da produção de energia, tornando-se uma alternativa viável.

A utilização de carvão ROM implica que a variabilidade das características *in situ* seja transportada diretamente para o produto final. No entanto, os contratos entre produtor-consumidor estabelecem especificações quanto à qualidade do produto fornecido. Assim, gera-se a necessidade de definição de uma estratégia que permita o controle da qualidade do produto final.

Com o objetivo de proporcionar ferramentas para o controle da variabilidade dessas características, esta dissertação revisou brevemente

algumas das principais estratégias de homogeneização existentes. O capítulo 2 apresentou os conceitos de homogeneidade e heterogeneidade, além de uma revisão geral das principais estratégias de homogeneização de minérios, que são: (i) Homogeneização na lavra; (ii) Pilhas de homogeneização e; (iii) Homogeneização no beneficiamento.

A utilização de pilhas de homogeneização, assim como de processos de beneficiamento, são estratégias que se destacam pela flexibilidade das características do material de alimentação. No entanto, os custos associados à implementação das pilhas e de usinas de beneficiamento podem ser decisivos quando se procura viabilizar novos empreendimentos baseados na redução do custo do produto final. Além do que, não é justificada a utilização de processos de elevados custos quando a qualidade do minério é relativamente constante.

A estratégia de homogeneização na lavra utilizando técnicas geoestatísticas apresenta custos de implementação reduzidos, no entanto a necessidade de se conhecer a variabilidade do depósito é fundamental. Essa estratégia, como é apresentada no capítulo 2, está baseada na utilização de um modelo gerado por krigagem ordinária dos blocos, pelo qual determinam-se as variações de determinado teor na lavra. Em um modelo gerado por krigagem tem-se a garantia da melhor estimativa dos teores para aquele depósito, entretanto, esse modelo não considera a incerteza associada à estimativa desses teores, apresentando um efeito de suavização. Visando incorporar essa incerteza na estratégia de homogeneização, o capítulo 3 propôs a utilização de simulação seqüencial Gaussiana como ferramenta de mapear a incerteza associada à estimativa.

Com base nos princípios de simulação seqüencial Gaussiana foram gerados modelos equiprováveis para o teor de cinzas em um depósito de carvão do sul do Brasil. O embasamento teórico foi apresentado e a aplicação da metodologia foi realizada gerando possíveis cenários do depósito para a variável teor de cinzas. Os modelos foram validados e utilizados no Capítulo 4 como forma de aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização baseada em técnicas geoestatísticas.

A geração de múltiplos cenários para o depósito permitiu acessar a variabilidade *in situ* do teor de cinzas. Ao incorporar a incerteza do teor de cinzas na estratégia de homogeneização é possível verificar os possíveis teores que um lote pode assumir. Considerando o estudo de caso de um projeto de lavra de

uma mina subterrânea de carvão, foram analisadas as flutuações de cinzas para lotes de minério com diferentes volumes. O aumento de tamanho do lote reduz o risco associado ao teor apresentado por esse lote, ou seja, as flutuações do teor de cinzas são controladas quando o volume do lote garante o teor dentro dos limites especificados.

A estratégia de homogeneização utilizando técnicas de krigagem apresenta restrições quanto à sua aplicação por apresentar variabilidade dos dados estimados menor que a variabilidade dos dados originais. Ao se incorporar à utilização de simulação seqüencial Gaussiana, permite-se que a incerteza seja associada ao teor do lote de minério. Os resultados da Tabela 4.4 apresentaram que para um modelo gerado pela média das simulações (*E-TYPE*) os lotes de 16 dias de produção seriam suficientes para garantir o teor de cinzas dentro dos limites especificados, enquanto que os modelos gerados por simulação alertam para o risco de se utilizar lotes com esses volumes. Para evitar que lotes fossem rejeitados seria necessário a utilização de lotes com volume equivalente a 41 dias de produção.

A melhoria da estratégia de homogeneização com utilização de modelos simulados foi aplicada no planejamento da lavra por meio da adaptação do lote de minério ao avanço da lavra em um painel. Além disso, considerando as variabilidades locais de teores foi analisado o efeito do tamanho do lote em painéis distintos. Enquanto que o painel 8 necessita lotes de 31 dias de produção, para o painel 9 seriam suficientes lotes de 10 dias para que as flutuações do teor de cinzas fossem controladas. A definição do tamanho de lote deve ser feita individualizando os painéis ou regiões, já que lotes de tamanhos diferentes satisfazem o controle das flutuações em diferentes porções do depósito.

A utilização de modelos equiprováveis do depósito permite que a estratégia de homogeneização por lotes incorpore as possíveis flutuações apresentadas por determinada variável no depósito. Assim, a qualidade de um lote de determinado volume pode ser prevista, possibilitando a homogeneização dentro de limites pré-estabelecidos. A maior vantagem de incorporar a incerteza associada ao teor de um lote ou volume de minério qualquer é que o destino desse volume, seja ele a usina termoeletrica ou uma usina de beneficiamento, terá o conhecimento da faixa de variação do lote. A utilização de lotes de minério com características pré-estabelecidas possibilita uma margem maior de

negociação de contratos entre o produtor e o consumidor em relação às características de qualidade do lote, sendo estabelecidas penalidades para lotes fora das especificações, ou ainda, bonificações caso os lotes apresentem qualidade acima das negociadas.

Em um contexto como o da mineração de carvão do sul do Brasil, onde a necessidade de redução de custos é fundamental e a qualidade do produto final necessária, uma estratégia de homogeneização que atinge seus objetivos ao mesmo tempo em que promove uma redução de custos em relação a outras estratégias, como pilhas de homogeneização e usinas de beneficiamento, justifica os esforços na adequação e melhoria da estratégia de homogeneização na lavra através de simulação geoestatística.

A utilização de pilhas de homogeneização, assim como usinas de beneficiamento, permitem a obtenção de um produto de mais baixa variabilidade do que lotes definidos por técnicas de estimativa ou simulação geoestatística. No entanto, a utilização da estratégia de homogeneização incorporando a simulação geoestatística permite a um baixo custo, a homogeneização do minério, sendo recomendada quando o minério apresenta uma qualidade relativamente constante, ou ainda, como um passo anterior a qualquer um desses processos.

5.2 Recomendações

O tamanho de um lote não pode ser definido apenas pela variabilidade *in situ* do atributo de interesse. Relacionado a este tamanho estão aspectos operacionais de construção do lote, transporte, manuseio, estocagem. O lote ideal será aquele que garanta ao menor custo que todas as restrições sejam respeitadas, considerando o risco associado às variações de qualidade desse lote. A definição do tamanho do lote deve estar relacionada, ainda, com o planejamento de lavra, de forma a analisar o melhor tamanho de lote para cada painel.

Nesse trabalho, utilizou-se a variável teor de cinzas para determinar o tamanho de lote. Em trabalhos futuros, outros parâmetros como poder calorífico, teor de enxofre e matéria volátil devem ser analisados.

O ideal seria a utilização de todos os modelos gerados, assim como o planejamento de toda a área da mina, no entanto este é um processo lento que demanda relativa capacidade computacional. A automação e integração desses processos auxiliariam para tornar a metodologia proposta mais facilmente aplicável e voltada diretamente ao planejamento de lavra de uma operação mineira.

Referências Bibliográficas

- 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 Geoestatísticas*. 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.
- CHAVES, A.P. 1996. *Teoria e Prática do Tratamento de Minérios*. Signus Editora, São Paulo, 235 p.
- CHILÈS, J.P. & DELFINER, P. 1999. *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley-Interscience Publication, Wiley Series in Probability and Statistics, New York, 695 p.
- CLARK, I. 1979. *Practical Geostatistics*. Applied Science Publishers Ltd., London, 129 p.
- 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, Australia, 333 p.

- COSTA J.F.C.L., KOPPE, J.C., DIMITRAKOPOULOS, R. & ZINGANO, A.C. 1998. *Incorporating Uncertainty Associated with Prediction of Geological Attributes in Coal Mine Planning*. Proceedings, 27th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM '1998), London, UK, p. 470 - 477.
- COSTA, J.F.C.L., ZINGANO, A.C. & KOPPE, J.C. 2000. *Simulation – An Approach to Risk Analysis in Coal Mining*. Exploration Mining Geology, CIM, Canada, Vol. 9, Nº 1, p. 43 – 49.
- DAVID, M. 1970. *Geostatistical Ore Estimation – A Step-by-Step Case Study*. Proceedings, 9th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries, CIM Special, Canada, Vol. 12, p. 85 - 191.
- DAVID, M. 1977. *Geostatistical Ore Reserve Estimation*. Developments in Geomathematics 2. Elsevier Scientific Publishing Company, Amsterdam, 346 p.
- DAVID, M. 1998. *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, 2^a Edição, 369 p.
- 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 14, p. 173 –179.

- DIMITRAKOPOULOS, R. 2001. *Geostatistical Simulations for Mining: Risk Assessment and Profitability in Ore Reserves, Grade Control, and Mine Planning*. Lassonde, Mineral Engineering Program, Faculty of Applied Science and Engineering, University of Toronto, 309 p.
- FARIA, C.W. 2001. *Geração Termelétrica a Carvão Mineral no Brasil*. Revista Brasil Mineral, Ano XVIII, Agosto, Nº 197, p. 16 – 21.
- FERREIRA, F.M., CHAVES, A. P. & DELBONI, H. 1992. *Conditional Simulation Method for Design of Blending Piles*. Boletim Técnico da Escola Politécnica da USP, Departamento de Engenharia de Minas (BT/PMI/009), São Paulo, 9 p.
- GAMBIN, F., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2002. *Otimização da Estratégia de Homogeneização para Controle de Qualidade de Minérios Considerando a Variabilidade "in situ" de Atributos Geológicos*. Congresso Brasileiro de Mina a Céu Aberto e de Mina Subterrânea, IBRAM, Belo Horizonte, Anais, p. 1 – 11.
- GOOVAERTS, P. 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press, New York, 483 p.
- GY, P.M. 1998. *Sampling for Analytical Purposes*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester, England, 153 p.
- HUSTRULID, W. & KUCHTA, M. 1995. *Open pit Mine: Planning & Design*. A.A. Balkema Publishers, Netherlands, Vol. 1, 636 p.
- 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, Stanford University, USA, 213 p.
- JOURNEL, A.G. 1974. *Geostatistics for Conditional Simulation of Ore Bodies*. *Economy Geology*, Vol. 69, Nº 5, p. 673 – 687.
- JOURNEL, A. G. & HUIJBREGTS, C. J. 1978. *Mining Geostatistics*, Academic Press, London, 600 p.
- JOURNEL, A.G. 1983. *Non-parametric Estimation of Spatial Distributions*. *Mathematical Geology*, Vol. 15, Nº 3, p. 445 – 468.
- KUMRAL, M. & DOWD, A. 2002. *Short-Term Mine Production Scheduling for Industrial Minerals using Multi-Objective Simulated Annealing*. *Proceedings, 30th International Symposium on Computer Applications in the Mineral Industries (APCOM '2002)*, Phoenix, USA, p. 731 - 741.
- LUZ, A. B. , POSSA, M.V. & ALMEIDA, S.L. 1998. *Tratamento de Minérios*. Centro de Tecnologia Mineral, CETEM/CNPq, Rio de Janeiro, 676 p.
- MATHERON, G. 1963. *Principles of Geostatistics*. *Economy Geology*, Nº 58, p. 1246 - 1266.
- MATHERON, G. 1971. *Principles The Theory of Regionalized Variables and its Applications*, Les Cahiers du CMM. Fasc. No. 5, ENSMP, Paris, 211 p.
- OLEA, R.A. 1999. *Geostatistics for Engineers and Earth Scientists*. Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, 303 p.
- PARKER, H. 1979. *The Volume Variance Relationship: A Useful Tool for Mine Planning*. *Engineering and Mining Journal*, October, p. 106 – 123.

- 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.
- 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.
- SCHOFIELD, C.G. 1980. *Homogenisation/Blending Systems Design and Control for Minerals Processing*. TransTech Publications, Germany, 236 p.
- SOUZA, L.E. GAMBIN, F., COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J.C. 2001. *Estimativa de Incerteza na Classificação de Recursos Minerais por Simulação Geoestatística*. Revista Escola de Minas (Revista Técnica-Científica Minerometalúrgica), Ano 65, Vol. 54, Nº 2, p. 143 – 148.
- SOUZA, L.E. 2002. *Estimativa de Incertezas e Sua Aplicação na Classificação de Recursos Minerais*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 169 p.
- STANGLER, R.L. 2001. *Abordagem Probabilística na Avaliação de Depósitos de Argila Cerâmica*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais (PPGEM), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 191 p.
- VALENTE, J.M.G.P. 1982. *Geomatemática – Lições de Geoestatística*. Fundação Gorceix, Ouro Preto, Volume 6, 323 p.
- WITER, A., DUTRA, A., THOBER, C.W. & CELADA, J. A., MELLO, M.M.P. 1995.

Curso de Operação e Manutenção de Caldeiras. Instituto Gaúcho de Aperfeiçoamento Profissional, IGAPRO, Porto Alegre, 463 p.

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.

Anexo A

BANCO DE DADOS

Leste (m)	Norte (m)	Espessura (m)	Cinzas (%)	Acumulação cinzas (%.m)
652509	6848714	2,28	65,4	149,11
648494	6851694	3,04	58,5	177,84
652494	6850654	4,29	58,1	249,25
651494	6849694	3,5	62,8	219,80
648469	6849724	3,08	52,7	162,32
650954	6848694	2,6	67,7	176,02
648459	6846679	3,16	74,5	235,42
646494	6844694	2,79	62,5	174,38
649144	6845344	2,38	58	138,04
650291	6847705	3,33	60,9	202,80
650316	6847438	3,69	58,6	216,23
650254	6847166	2,61	63,3	165,21
650591	6847117	3,43	62,2	213,35
650299	6846879	3,2	64,5	206,40
650083	6847169	3,33	63	209,79
648572	6846111	3,28	63,3	207,62
649963	6847429	2,08	72,9	151,63
650794	6847544	3,35	60,2	201,67
649585	6847477	3,3	60,37	199,22
649799	6847490	2,68	62,09	166,40
651005	6847956	2,77	63,9	177,00
651023	6847699	3,95	59,9	236,61
651500	6847693	3,6	62,8	226,08
651509	6848202	3,57	61,3	218,84
651998	6848190	3,58	66,3	237,35

650494	6847694	3,52	56,1	197,47
647732	6846630	3,16	59,37	187,61
651392	6846691	3,5	61,79	216,27
648275	6846000	3,2	62,5	200,00
651004	6847194	3,67	61,3	224,97
647092	6846139	3,31	58,98	195,22
651698	6847787	3,9	66,28	258,49
650901	6847001	3,61	60,78	219,42
650664	6846887	3,74	60	224,40
651771	6848383	3,68	69,02	253,99
652135	6848745	3,64	69,34	252,40
650500	6846696	3,4	57,8	196,52
651015	6846590	3,35	63,06	211,25
651505	6847199	3,63	63,7	231,23
651053	6846997	3,28	59,62	195,55
651479	6846000	3,05	58,86	179,52
650760	6846967	3,37	60,28	203,14
650941	6846205	3,85	64,4	247,94
648895	6850312	3,37	59,16	199,37
651755	6847198	2,79	66,5	185,54
651285	6846963	4,15	63,6	263,94
651075	6845154	1,81	52,8	95,57
652567	6848086	2,47	70,5	174,14
650652	6845807	3,25	64,6	209,95
650030	6845113	3,12	64,8	202,18
649714	6849255	3,27	60,22	196,92
649721	6849031	3,48	60,71	211,27
649363	6849286	3,85	60,74	233,85
649881	6849130	3,6	59,18	213,05
649781	6847445	3,39	62	210,18
650030	6849215	3,1	55,47	171,96
650113	6849361	2,43	65,24	158,53
651125	6847255	3,8	65,78	249,96
651238	6847132	3,81	57,46	218,92
651350	6847250	3,75	62,22	233,33
651196	6847224	4,77	62,76	299,37
651307	6847322	3,7	61,41	227,22
651125	6846883	2,82	61	172,02
649099	6849700	3,7	57,21	211,68
649199	6849550	3,71	57,79	214,40
649890	6849660	3,15	56,73	178,70

650841	6847014	3,61	62,02	223,89
650870	6846930	3,55	56,92	202,07
650749	6846799	3,5	56,09	196,32
650964	6846793	3,55	61,33	217,72
650837	6846828	3,34	59,9	200,07
648663	6849266	3,54	58	205,32
648910	6849760	3,65	60,16	219,58
648454	6849467	3,3	61,09	201,60
648783	6849885	3,37	59,99	202,17
648660	6849999	3,65	58,21	212,47
648539	6850119	3,6	57,37	206,53
650772	6846893	3,41	58,42	199,21
650961	6847353	3,41	67,3	229,49
650583	6847665	3,3	52,87	174,47
650867	6847434	3,75	64,09	240,34
648537	6845114	3,4	65,2	221,68
650287	6848394	2,95	60,24	177,71
650253	6847614	3,58	61,4	219,81
648175	6850474	2,8	61,81	173,07
650313	6847613	3	62,6	187,80
647925	6850226	3,05	61,98	189,04
649186	6850373	3,65	59,65	217,72
649444	6850502	3,3	60,71	200,34
649292	6850182	3,55	59,58	211,51
647741	6850476	3,1	62,47	193,66
650154	6847604	3,61	62,2	224,54
649313	6850876	3,8	59,84	227,39
649476	6850926	3,45	62,28	214,87
649552	6851070	3,75	60,03	225,11
649574	6851210	3,15	62,25	196,09
649108	6851196	3,15	62,93	198,23
649977	6851194	3,47	60,56	210,14
647534	6850761	2,25	56,77	127,73
647374	6851040	2,7	63,87	172,45
647554	6850667	2,75	65,3	179,58
650844	6847289	3,9	58,8	229,32
647029	6851008	2,25	57,46	129,29
647999	6850999	3,28	61,89	203,00
648441	6851208	2,65	60,29	159,77
650504	6851199	3,6	63,98	230,33
650505	6851700	3	61,92	185,76

648421	6850593	2,85	64,06	182,57
650194	6847604	3,1	62,3	193,13
648768	6850801	3,3	63,05	208,07
649601	6850595	3,83	62,94	241,06
649596	6850797	3,55	59,68	211,86
647317	6851198	2,2	56,28	123,82
649025	6850822	3,1	62,18	192,76
649099	6850900	3,6	64,75	233,10
649188	6850917	3,6	60,11	216,40
649395	6850998	3,7	59,22	219,11
649498	6851101	3,82	62,69	239,48
650796	6847340	3,33	59	196,47
646999	6850894	2,1	56,45	118,55
646769	6850722	2,12	57,64	122,20
647116	6850766	2,41	60,2	145,08
647024	6851144	2	56,01	112,02
646798	6851017	1,9	56	106,40
646485	6851205	1,65	57,32	94,58
649893	6847831	3,19	59,1	188,53
647152	6850513	2,72	65,85	179,11
647400	6850599	2,55	62,78	160,09
649795	6851377	3,55	60,26	213,92
650006	6851627	3,05	60,03	183,09
650242	6851776	3,25	60,23	195,75
650229	6852138	3,5	60,97	213,40
649559	6845207	2,82	62,1	175,12
649779	6852200	3,4	62,18	211,41
650406	6851650	3,4	61,75	209,95
650209	6851391	3,95	63,03	248,97
649904	6851709	3,5	60,83	212,91
649614	6851612	3,15	61,26	192,97
649386	6851348	3,12	64,14	200,12
650302	6848507	3,28	61,2	200,74
647601	6849596	3	65	195,00
647195	6849598	3,05	56	170,80
646406	6849422	2,35	61,51	144,55
646799	6849414	2,22	58,32	129,47
647251	6849434	2,82	65,03	183,38
649919	6847954	3,32	62,6	207,83
647570	6851188	2,78	64,55	179,45
647600	6851600	2,3	60,74	139,70

647800	6851800	2,3	54,47	125,28
647956	6851581	2,75	61,88	170,17
649671	6847938	2,92	57,9	169,07
650129	6847260	3,24	63,65	206,23
646135	6849597	2,3	57,42	132,07
649833	6847772	3,54	61,1	216,29
649807	6848223	2,88	61,2	176,26
649610	6848366	3	59,1	177,30
649883	6848461	3,09	61,8	190,96
649186	6848326	3,22	57,4	184,83
649347	6848180	2,47	53,6	132,39
649234	6847631	3,43	67,6	231,87
648825	6848681	3,48	58,7	204,28
649266	6848684	3,2	60,7	194,24
649338	6848988	3,5	60,3	211,05
648991	6848825	3,33	60,3	200,80
650278	6848311	3,18	61,3	194,93
650095	6848394	3,15	60,9	191,84
649038	6849521	3,5	60,4	211,40
651926	6847503	3,05	62,6	190,93
648974	6850000	3,59	58,8	211,09
652334	6848089	3,6	65,7	236,52
648780	6849734	3,59	60,3	216,48
649220	6849813	3,72	59,3	220,60
648089	6850150	3,35	62,9	210,72
648421	6850098	3,9	61	237,90
648368	6849713	3,51	61,9	217,27
648346	6850370	3,05	62,3	190,02
647818	6850334	2,23	57,8	128,89
647562	6850064	2,26	56,8	128,37
647342	6849924	1,8	53	95,40
647329	6850374	2,71	54,5	147,70
650055	6848726	3,32	54,4	180,61
649705	6848595	3,23	60,8	196,38
649861	6848772	3,2	61,4	196,48
650002	6848309	3,2	58,9	188,48
650073	6847992	3,38	59,8	202,12
649524	6848099	3,25	59,7	194,03
649753	6847944	3,4	60,8	206,72
649715	6848211	3,2	59,3	189,76
649764	6847683	3	61,3	183,90

648966	6847510	3,13	61,6	192,81
648632	6847365	3,19	63,5	202,57
649170	6847250	3,2	61,3	196,16
648878	6847043	3,22	59,72	192,30
649679	6847569	3,26	59,08	192,60
649499	6848162	3,38	60,8	205,50
650146	6848168	2,9	59,4	172,26
648003	6846204	3,6	53,1	191,16
649068	6849274	3,07	61,6	189,11
649242	6847869	2,91	55,2	160,63
649250	6847424	3,26	55,7	181,58
649237	6846916	3,08	56	172,48
649248	6846490	3	58,1	174,30
647998	6847209	3,29	59,3	195,10
648748	6847422	3,06	54,4	166,46
648282	6847417	2,5	55,9	139,75
648272	6849406	3,49	61,2	213,59
648775	6849421	3,47	59,6	206,81
648750	6848944	3,8	58,5	222,30
647489	6846124	3,17	59,6	188,93
648974	6846191	3,33	57,1	190,14
648812	6846447	2,22	51,5	114,33
651744	6848694	4	61,8	247,20
651494	6848944	3,55	61,3	217,62
651244	6849194	3,44	60,2	207,09
651744	6849194	2,59	58	150,22
651004	6848162	3,8	62,6	237,88
650778	6848471	3,54	59	208,86
650495	6848948	4,04	56,8	229,47
649990	6848971	2,85	53,2	151,62
649489	6849474	3,34	56,2	187,71
649443	6848980	3,46	63,1	218,33
650494	6850444	3,23	52,4	169,25
650734	6849974	3,36	54,6	183,46
649834	6849428	2,64	56,2	148,37
650744	6849444	3,72	54,9	204,23
650994	6848944	3,72	58,6	217,99
650494	6848194	3,77	57,3	216,02
649990	6845687	3,08	64,2	197,74
651519	6845683	3,3	61,8	203,94
651449	6845195	3,36	54,6	183,46

652569	6847663	1,86	63,9	118,85
650075	6844794	3,01	66,9	201,37
652016	6849658	2,85	58,5	166,73
651456	6850170	3,89	59,9	233,01
652032	6850059	3,08	57,9	178,33
652481	6850191	3,35	62,2	208,37
653015	6849439	1,56	74,9	116,84
647994	6844694	3,43	58,4	200,31
647002	6850719	2,04	54,9	112,00

Anexo B

Arquivos de parâmetros da rotina de simulação

B.1 Parâmetros da rotina sgsim para a variável espessura

Parameters for SGSIM

```

START OF PARAMETERS:
nscore_esp_dec.out      -file with data
1 2 0 3 4 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_esp_.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
1.56      4.77        -zmin,zmax(tail extrapolation)
1           0.0        -lower tail option, parameter
4           1.5        -upper tail option, parameter
1                   -debugging level: 0,1,2,3
sgsim_esp.dbg         -file for debugging output
sgsim_esp.out         -file for simulation output
70                   -number of realizations to generate
400      645500      20 -nx,xmn,xsiz
400      6844400     20 -ny,ymn,ysiz
1         0.5       1.0 -nz,zmn,zsiz
69069              -random number seed
4         32        -min and max original data for sim
4                   -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)
5000  2500  10.0    -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   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     0.18         -nst, nugget effect
1     0.25  0.0   0.0  0.0 -it,cc,ang1,ang2,ang3

```

```

          544   386  10.0   -a_hmax, a_hmin, a_vert
1   0.57  0.0   0.0   0.0   -it,cc,ang1,ang2,ang3
          4616 1219  10.0   -a_hmax, a_hmin, a_vert

```

B.1 Parâmetros da rotina sgsim para a variável acumulação de cinzas

Parameters for SGSIM

```

START OF PARAMETERS:
nscore_acum_dec.out      -file with data
1  2  0  3  4  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_acum.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
94.58      299.37    -zmin,zmax(tail extrapolation)
1          0.0      -lower tail option, parameter
4          1.5      -upper tail option, parameter
1              -debugging level: 0,1,2,3
sgsim_acum.dbg        -file for debugging output
sgsim_acum.out        -file for simulation output
70              -number of realizations to generate
400   645500   20    -nx,xmn,xsiz
400   6844400  20    -ny,ymn,ysiz
1     0.5     1.0    -nz,zmn,zsiz
69069          -random number seed
4     32          -min and max original data for sim
4              -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)
5000  2500  10.0    -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   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          0.20    -nst, nugget effect
1     0.29  0.0   0.0   0.0  -it,cc,ang1,ang2,ang3
          432   369  10.0    -a_hmax, a_hmin, a_vert
1     0.51  0.0   0.0   0.0  -it,cc,ang1,ang2,ang3
          5200 1271  10.0    -a_hmax, a_hmin, a_vert

```