

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)

REDUÇÃO DA VARIABILIDADE DA QUALIDADE DO CARVÃO ENTRE PILHAS DE
HOMOGENEIZAÇÃO UTILIZANDO SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA

Filipe Schmitz Beretta

Dissertação para obtenção de Título de Mestre em Engenharia

Porto Alegre

2010

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)

REDUÇÃO DA VARIABILIDADE DA QUALIDADE DO CARVÃO ENTRE PILHAS DE
HOMOGENEIZAÇÃO UTILIZANDO SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA

Filipe Schmitz Beretta

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: Tecnologia Mineral e Metalurgia Extrativa

Porto Alegre

2010

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

Orientador:

Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Luis Eduardo de Souza (CSTM/UNIPAMPA)

Prof. Dr. Jair Carlos Koppe (DEMIN/UFRGS)

Prof. Dr. Vlória Cristina Gonçalves de Souza (DEMIN/UFRGS)

Prof. Dr. Carlos Pérez Bergmann

Coordenador do PPGEM

“An ounce of action is worth a ton of theory.”

Friedrich Engels

Este trabalho é dedicado à minha família e minha companheira Cristiane, por sempre acreditarem que meus objetivos pudessem ser alcançados.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. João Felipe, pelas orientações acadêmicas, sugestões profissionais e interesse na satisfação pessoal de cada aluno.

Aos colegas de laboratório Diego Marques, Pablo Koury e Caroline Zorzi, pelo auxílio no desenvolvimento deste trabalho.

Aos demais colegas de laboratório, pelas conversas informais que contribuíram para um ambiente melhor de trabalho.

Aos colegas da Copelmi Mineração, que colaboraram muito com este estudo.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo auxílio financeiro.

A todos os professores do Departamento de Engenharia de Minas, pelas conversas de corredor que sempre revelam bons resultados.

À minha família pelo apoio incondicional e força para continuar.

À minha querida Cristiane Ferreira, por todos estes anos de compreensão e tolerância.

SUMÁRIO

Lista de figuras	x
Lista de tabelas	xii
Resumo	xiii
Abstract	xiv
Capítulo 1	
Introdução.....	1
1.1 Meta e objetivos	3
1.2 Metodologia	4
1.3 Organização desta Dissertação	4
Capítulo 2	
Fundamentos de homogeneização de minério a partir de dados simulados	6
2.1 Conceito de homogeneidade e heterogeneidade	6
2.2 Variabilidade natural dos atributos dos minérios	6
2.3 Estratégias de homogeneização	7
2.4 A questão do suporte amostral	9
2.5 A questão do volume variável do bloco	10
Capítulo 3	
Fundamentos de simulação estocástica	12
3.1 Simulação por bandas rotativas	14

Capítulo 4

Dimensionamento de pilhas de homogeneização a partir de dados simulados	20
4.1 Características do depósito	20
4.2 Verificação e análise dos dados	21
4.3 Variografia e parâmetros de simulação	23
4.4 Simulação dos cenários equiprováveis	26
4.5 Validação das simulações	28
4.6 Processamento dos valores simulados	32
4.7 Sequenciamento	33
4.8 Diluição da lavra	39
4.9 Composição das pilhas	40
4.10 Alternativas para o planejamento da lavra	49

Capítulo 5

Conclusões e recomendações	52
5.1 Conclusões	52
5.2 Recomendações	53
Referências Bibliográficas	55
Anexo A - Comparação entre histogramas dos dados de conteúdo de cinzas (em cinza) e teor de enxofre (em verde) originais (esquerda) e de uma simulação aleatoriamente escolhida (direita). ...	57
Anexo B - Validação dos variogramas simulados com a sobreposição dos modelos dos dados iniciais.	
- Variogramas direcionais (N0) de acumulado de cinza. Camadas na ordem da estratigrafia.	61
- Variogramas direcionais (N0) de acumulado de enxofre. Camadas na ordem da estratigrafia.	62
- Variogramas direcionais (N0) das espessuras. Camadas na ordem da estratigrafia.	63

Anexo C - Probabilidade das pilhas ultrapassarem os valores máximos aceites pelo mercado para cada tamanho de pilha.

- 58,5% de conteúdo de cinzas no carvão diluído. 64

- 2,2% de teor de enxofre no carvão diluído. 65

Anexo D - Probabilidade do lote ultrapassar os valores aceitáveis ao longo dos anos de extração para pilhas de diversos tamanhos.

- 58,5% de conteúdo de cinzas. 66

- 2,2% de teor de enxofre. 67

Lista de figuras

Figura 1.1 - Estimativas de teor nos locais u'1 e u'2 por krigagem ordinária (KO) (gráfico da esquerda) e suas variâncias (gráfico da direita) com relação à proximidade dos dados amostrais.	3
Figura 2.1 – Disposição das camadas em pilhas tipo <i>chevron</i> em corte transversal.	8
Figura 3.1 – Ilustração da simulação pelo método de bandas rotativas do valor de $Z^*(x,y,z)$, influenciado pelas covariâncias das projeções nas linhas D_i	16
Figura 3.2 – Transformação dos dados originais em gaussianos por meio das frequências equivalentes.	17
Figura 4.1 - Perfil geológico típico do depósito com as espessuras médias de cada camada. As camadas de interesse estão destacadas.	21
Figura 4.2 – Retângulo de seleção da área a ser simulada e a localização das amostras de teor de cinza da camada CI. As que estão localizadas externamente à área foram excluídas do processo de simulação.	22
Figura 4.3 – Modelagem dos variogramas direcionais da espessura normalizada para as direções de maior (a) e menor (b) continuidades da camada CS e da camada CI (c e d).	24
Figura 4.4 - Modelagem dos variogramas omnidirecionais de espessuras das camadas S3 (a), S4 (b), S5 (c) e S6 (d).	25
Figura 4.5 – Modelo de blocos utilizado no estudo e as representações dos pontos centrais, com dimensões, origem e número dos blocos fornecidos pela empresa.	27
Figura 4.6 – Discretização do modelo de blocos, onde a média do bloco, representada pelo centro (pontos pretos), é calculada a partir dos valores dos pontos de discretização (em vermelho).	28
Figura 4.7 – Mapas de cenários simulados da camada CI acumulado de enxofre (a), espessuras (b) e o resultado da desacumulação de enxofre (c).	29
Figura 4.8 – Comparação entre os histogramas dos dados das amostras de cinzas (a) com os valores simulados (b) da camada CS e dos dados de enxofre (c) com a respectiva simulação (d) da camada CS.	31
Figura 4.9 – Variogramas experimentais direcionais (NO) resultantes das simulações da camada CS do acumulado de cinzas (a), acumulado de enxofre (b) e da espessura (c) validados por meio de comparação com os modelos dos dados amostrais.	32
Figura 4.10 – Cortes planejados para a lavra (linhas vermelhas).	34

- Figura 4.11 – Mapas de variabilidade das camadas seguindo a estratigrafia para a variável conteúdo de cinzas. As áreas escuras representam a erosão e os pontos pretos, as amostras utilizadas para condicionar as simulações. 36
- Figura 4.12 – Mapas de variabilidade das camadas para os teores simulados de enxofre. Áreas erodidas (cinza) e localização das amostrassão, também, representadas. 38
- Figura 4.13 – Sequência de máximos e mínimos de conteúdo de cinza *in situ* para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro. 41
- Figura 4.14 - Sequência de máximos e mínimos de conteúdos de cinza ROM (considerando a diluição) para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro. 42
- Figura 4.15 - Sequência de teores máximos e mínimos de enxofre *in situ* para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro. 43
- Figura 4.16 - Sequência de teores máximos e mínimos de enxofre ROM (considerando a diluição) para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro. 44
- Figura 4.17 – Redução do desvio padrão dos teores entre pilhas conforme o aumento da massa homogeneizada na pilha. 46
- Figura 4.18 - Mapas de localização dos pontos médios das pilhas de 70kt, com as respectivas probabilidades de excederem os limites do contrato. 48
- Figura 4.19 - Probabilidade de exceder 58,5% de conteúdo de cinzas e 2,2% de teor de enxofre para a sequência de extração das pilhas de 70kt. 48
- Figura 4.20 - Sequência de teores máximos e mínimos dos atributos cinza e enxofre para as pilhas de 70kt considerando a camada S4 como estéril. 49
- Figura 4.21 - Mapas de localização dos pontos médios das pilhas de 70kt, legendados pela probabilidade de excederem os limites do contrato para a cinza e enxofre, considerando a camada S4 como estéril. 50
- Figura 4.22 - Probabilidade de exceder 58,5% de conteúdo de cinzas e 2,2% de teor de enxofre para a sequência de extração das pilhas de 70kt considerando a camada S4 como estéril. 50

Lista de tabelas

Tabela 4.1 – Análise dos dados selecionados de acumulado de cinza e enxofre em cada camada	23
Tabela 4.2 – Estratégias de busca e parâmetros de variografia utilizados nas simulações das camadas	26
Tabela 4.3 – Parâmetros de construção do modelo de blocos	27
Tabela 4.4 – Valores utilizados nos cálculos de diluição	40
Tabela 4.5 – Limites de teores dos atributos e o tamanho da banda de confiabilidade para cada tamanho de pilha	45
Tabela 4.6 – Desvios padrão médios conforme o incremento da massa da pilha para os atributos estudados	46

Resumo

As pilhas de homogeneização são uma das formas mais comuns de homogeneização e redução da variabilidade de minério que alimenta uma unidade de processamento mineral ou o mercado diretamente. Uma das maneiras de construir essas pilhas consiste em dispor o material vindo da lavra em camadas horizontais e, posteriormente, retomá-los em fatias verticais. A caracterização deste material vindo da mina (blocos de lavra) é uma das principais tarefas do planejamento mineiro. Existem várias técnicas que podem ser utilizadas para estimativa dos teores destes blocos, tais como Krigagem e Inverso da Distância (ID). A simulação por Bandas Rotativas é mais uma delas e foi utilizada neste trabalho, pois é capaz de reproduzir a variabilidade *in situ* e a continuidade espacial dos dados, ao contrário de outros métodos de estimativa. Com os resultados destas simulações são traçadas as possíveis rotas de lavra, que otimizam os diversos fatores de engenharia e economia. A rota de lavra é de difícil modificação e determinará a seqüência dos blocos que irão construir as pilhas de homogeneização.

As pilhas são caracterizadas pela forma, tamanho, arranjo e número de camadas. O incorreto dimensionamento pode acarretar perdas financeiras devido ao alto estoque e/ou a perdas em recuperação e teores na usina de beneficiamento. O método proposto é capaz de quantificar a variabilidade dos sistemas de homogeneização para os n cenários de lavra conforme modelos de blocos simulados. Para tal metodologia foi desenvolvida uma rotina capaz de realizar diferentes tamanhos de pilhas para as várias simulações.

Os dados utilizados são provenientes dos depósitos de carvão da região Sul do Brasil. Os parâmetros utilizados para a medida da variabilidade foram conteúdo de cinza e teor de enxofre, contaminantes comuns nestes depósitos. A metodologia proposta indica que é possível reduzir a variabilidade do sistema. A incerteza associada às variáveis foi reduzida, um tamanho conveniente de pilhas foi determinado e testes foram realizados para reduzir ainda mais os riscos econômicos da mineradora.

Abstract

Mixing piles are one of the most common strategies of homogenization and ore variability reduction for mineral processing plant feeding or direct market feeding. One of the ways to construct these piles is to dispose the mined material in horizontal layers and, posteriorly, take them into vertical slices. The characterization of this material from the mine (mining blocks) is one of the main tasks of the mine planning. There are several techniques that can be used to estimate the grades of these blocks, such as Kriging and Inverse of Distance (ID). Turning bands simulation is one of them, and it was used on this study, because it is able to generate n possible values for the grades of the mining blocks. With these simulations results the possibilities for mining routes, those optimize the several mining and economic factors. The mining route is hard to modify and it will determine the block sequence that will build the homogenization piles.

The piles are characterized by their shape, size, arrangement and the number of layers. An incorrect design can lead to financial losses due to high stock mass and/or to loss in processing plant recovery and grades. The proposed method is able to quantify the variability of mixing systems for n mining settings from simulated mining blocks. For this methodology was developed a routine able to realize different pile sizes for several simulations.

The data used come from coal deposits in southern Brazil. The parameters used for the variability measure were ash content and sulfur grade, common contaminants in these deposits. The proposed methodology indicates that is possible to reduce the system variability. The uncertainty associated to the variables was reduced, a proper pile size was determined and tests were made, resulting in lower economic risks for the mining company.

Capítulo 1

Introdução

A crescente demanda mundial de energia tem acarretado no desenvolvimento de inúmeros empreendimentos e iniciativas para a construção de centrais termelétricas alimentadas a carvão. Estas usinas podem garantir o fornecimento de energia previsto para o desenvolvimento econômico do país, restaurando a confiança de investidores abalada pela crise energética brasileira ocorrida no início da década passada. No ano de 2009, por exemplo, o carvão representou 6,2% da matriz energética do Brasil (Empresa de Pesquisa Energética, 2010), sendo que cerca de um quarto desta porção é de origem nacional (Goldemberg e Lucon, 2006). Para aumentar a produção interna de carvão, estudos detalhados sobre os recursos/reservas disponíveis tornam-se indispensáveis.

O carvão nacional apresenta qualidade baixa, com teores de enxofre e conteúdos de cinza bastante elevados. Como os empreendimentos precisam atingir grandes escalas de produção e chegar a níveis viáveis de investimento, a proposta continua sendo de utilizar carvão extraído da mina. Ou seja, usinas de beneficiamento elevariam de forma drástica os custos de instalação, de operação e os impactos ambientais na região. Sendo assim, o produto oferecido ao consumidor será, ainda, o chamado carvão *in situ*.

Por outro lado, a utilização direta do carvão acaba eliminando etapas de atenuação do comportamento errático dos teores, já que a planta de beneficiamento funciona como um filtro para a variabilidade e fornece teores com menores flutuações. Para resolver o problema, são construídas pilhas de homogeneização capazes de fornecer o material com teores contidos em faixas aceitáveis praticadas no mercado. Neste momento, o conhecimento da variabilidade dos teores ao decorrer da vida útil da mina é o passo inicial para que a suavização possa ser feita de forma que atenda as exigências contratuais estabelecidas junto ao cliente.

Schofield (1980) cita três estratégias principais para reduzir a variabilidade do minério: (i) homogeneização na lavra por meio 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.

As pilhas de homogeneização são ótimos redutores de variabilidade. São construídas pela disposição horizontal de camadas de minério e retomadas em fatias verticais. Quanto maior a pilha, mais satisfatório será o resultado da redução da flutuabilidade nos teores, chegando ao extremo imaginário em que todo o material a ser lavrado forme uma única pilha imensa portando variabilidade nula entre pilhas e baixa variabilidade dentro da própria pilha, caso a homogeneização seja feita de forma eficiente. Porém, há limites operacionais e, mais restritamente, financeiros para a construção destes homogeneizadores, já que grandes pilhas requerem grandes estoques, e grandes equipamentos com alto custo de capital, além de restrições ambientais extremamente exigentes para o licenciamento da área onde a pilha será formada.

Para as estratégias (i) e (ii), um modelo de blocos preciso e acurado de um depósito mineral é essencial para prever a qualidade do minério lavrado e o cálculo de tonelagens com os respectivos teores a serem lavrados. Esse conhecimento permite a realização de planejamentos e avanços de lavra e a previsão de teores a serem extraídos da mina.

A previsão de teores pode ser calculada utilizando-se estimadores tradicionais, como a krigagem ordinária de blocos, estimador local que busca aproximar ao máximo cada valor estimado ao verdadeiro por meio do princípio de não tendenciosidade e minimização do erro de estimativa (Matheron, 1963). Porém, os métodos de estimativa não são capazes de prever variações do valor estimado. Além disso, os dados estimados não reproduzem a distribuição espacial dos dados amostrais, resultando em variações de teores ao longo do depósito. Goovaerts (1997) expõe que a variância da estimativa depende apenas do modelo da covariância criado a partir dos dados amostrais (covariograma) e da configuração desses dados no entorno do local a ser estimado (distribuição espacial), independentemente, portanto, de seus valores. Desta forma, duas distribuições de amostras geometricamente iguais, mas com valores diferentes, apresentariam o mesmo erro de estimativa. Na Figura 1.1 (Goovaerts, 1997), são apresentadas as estimativas por meio de krigagem ordinária e suas respectivas variâncias de krigagem.

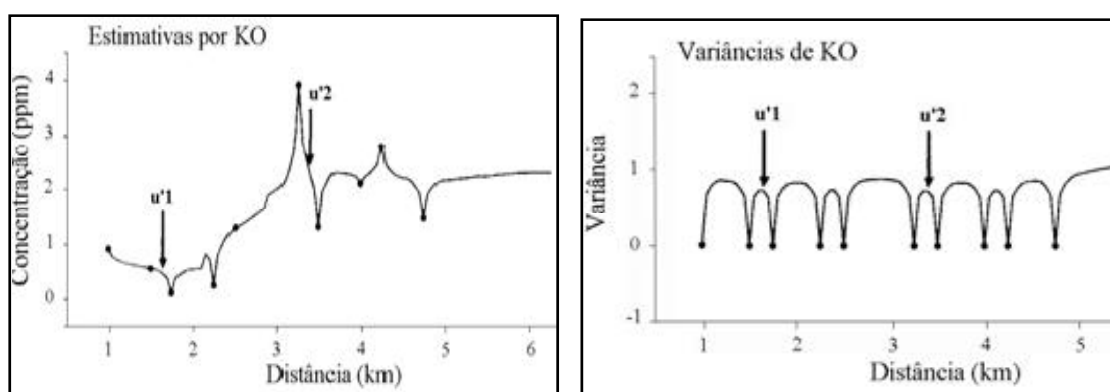


Figura 1.1 - Estimativas de teor nos locais u'1 e u'2 por krigagem ordinária (KO) (esquerda) e suas variâncias (direita) com relação à proximidade dos dados amostrais. Fonte: Goovaerts, 1997.

A simulação condicional, por outro lado, tende a apresentar médias, variogramas e histogramas dos resultados semelhantes aos dos dados inseridos no processo, além de retornar com vários valores equiprováveis para um mesmo bloco, criando assim uma distribuição de possibilidades entre os cenários extremos (Journel e Huijbregts, 1978).

Assim, este trabalho busca calcular a redução de variabilidade dos teores de cinza e enxofre por meio da utilização de pilhas de homogeneização baseada em dados oriundos de simulações condicionais em um depósito de carvão. Foi analisado o comportamento da variabilidade dos teores em função do aumento da massa contida em cada pilha. Foram utilizados dados operacionais fornecidos pela mineradora que será responsável pela lavra do referido depósito, cujas atividades ainda não foram iniciadas.

1.1 Meta e objetivos

A meta do presente estudo consiste em desenvolver uma metodologia para simular estratégias de homogeneização com o uso de pilhas, tendo como base modelos de blocos equiprováveis provenientes de simulações geoestatísticas. O desenvolvimento de uma metodologia que prevê a redução da variabilidade de teores do minério *in situ* possibilita o fornecimento de lotes de carvão que estejam dentro das faixas pré-estabelecidas pelo consumidor com relação aos parâmetros de qualidade do carvão.

A partir da meta definida e de um estudo de caso de um depósito de carvão, os seguintes objetivos foram estabelecidos:

- i) Construir um banco de dados consistente de conteúdo de cinza e teor de enxofre, utilizando dados de sondagem rotativa e simulações geoestatísticas para mapear a variabilidade contida no depósito, considerando todos os resultados equiprováveis da simulação;
- ii) Utilizar a seqüência de lavra previamente estabelecida pela empresa mineradora para compor os possíveis valores dos teores das pilhas, incluindo o número de blocos contido em cada pilha escolhida;
- iii) Analisar o comportamento do desvio padrão entre pilhas em função do aumento de suas massas e então propor um tamanho de pilha economicamente viável que reduza a variabilidade de teores para limites aceitáveis.

- iv) Repetir (ii) e (iii) para diversos modelos simulados de teores de enxofre e conteúdos de cinza, incorporando a incerteza sobre os teores dos blocos no processo decisório.

1.2 Metodologia

As etapas propostas neste estudo, para atender os objetivos, estão descritas abaixo:

- Análise e revisão do banco de dados fornecido pela empresa, sendo separados os dados que compõem cada camada de interesse para este estudo;
- Revisão dos tópicos de simulação e homogeneização de teores;
- Construção de modelos equiprováveis dos teores de cinza e enxofre acumulados, e da variável espessura, em cada bloco, por meio de simulação estocástica, para cada uma das seis camadas de interesse;
- Processamento dos dados resultantes das simulações e mapeamento da variabilidade *in situ* dos atributos;
- Compor pilhas de homogeneização empregando a sequência de lavra pré-estabelecida e avaliar a redução de variabilidade dos parâmetros de qualidade do carvão.

1.3 Organização desta Dissertação

Os capítulos desta dissertação estão organizados da seguinte maneira:

O Capítulo 2 apresenta uma revisão dos conceitos e métodos de homogeneização de minérios, enfatizando estratégias com contribuições de massa variável.

A revisão dos princípios da simulação geoestatística e sua comparação com os métodos de krigagem estão no Capítulo 3, que detalha o método de bandas rotativas.

O Capítulo 4 inclui o estudo de caso, mostrando os detalhes da área de aplicação do estudo, bem como os dados utilizados e os procedimentos realizados para a geração dos valores simulados. A análise dos resultados é feita sobre os modelos gerados e a estratégia de homogeneização, incorporando a incerteza associada aos valores. Também são mostradas breves alternativas para o planejamento de lavra aplicado aos locais onde os valores resultantes não são favoráveis à extração.

Conclusões e recomendações para futuros trabalhos são mostradas no Capítulo 5.

Capítulo 2

Fundamentos de homogeneização de minério a partir de dados simulados

Neste capítulo serão revisados os conceitos de homogeneidade, abordando a heterogeneidade intrínseca das formações naturais. O estado da arte sobre estratégias de homogeneização também será revisado e algumas das principais estratégias serão discutidas. Em função da literatura utilizada, neste capítulo já serão apresentadas algumas considerações quanto aos procedimentos adotados neste trabalho.

2.1 Conceito de homogeneidade e heterogeneidade

Segundo Schofield (1980), 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.

A partir de um material considerado homogêneo, amostras idênticas podem ser obtidas por meio da retirada de qualquer parcela ao longo da distribuição deste material, sem preferência amostral.

Gy (1998) ainda contribui com o conceito de homogeneidade afirmando que todo o material heterogêneo é aquele que não pode ser definido como homogêneo, apresentando assim, características que não são consideradas estritamente idênticas entre suas amostras.

2.2 Variabilidade natural dos atributos dos minérios

O minério apresenta heterogeneidade de parâmetros de qualidade em níveis diversos, sendo que a própria formação do depósito mineral determina estas variações. Seja qual for a origem

do minério - ígnea, sedimentar ou metamórfica - a deposição da jazida não é feita de forma homogênea devido aos vários controles físicos e químicos que determinam a criação do depósito.

Tratando-se de tamanho de amostra analisada, a heterogeneidade do depósito pode apresentar maior ou menor variabilidade entre as amostras. Para pequenas porções, como amostras de mão, a variabilidade entre os atributos destas amostras é seguramente maior que a variabilidade observada entre lotes maiores, como o volume equivalente à remoção de um caminhão ou à produção mensal da mina.

As operações de desmonte, carregamento e transporte do material já contribuem de certa forma em mudanças na variabilidade dos teores do minério, já que reestruturam a disposição de volumes, que são arranjados conforme sua movimentação (Schofield, 1980).

2.3 Estratégias de homogeneização

O conhecimento da distribuição das qualidades do minério é extremamente necessário para que a heterogeneidade seja prevista. Para contribuir com este conhecimento, amostras representativas devem ser tomadas a ponto de garantir uma previsão confiável.

As atividades de mineração que podem reduzir a variabilidade do minério *in situ* são: (i) operações de lavra, (ii) pilhas de estoque e homogeneização e (iii) plantas de beneficiamento. As operações de lavra e beneficiamento são capazes de reduzir significativamente as flutuações dos teores do minério, servindo como filtro de variabilidade. Porém, o foco deste trabalho são as pilhas de homogeneização, levando em conta que o projeto de lavra para o depósito objeto deste estudo não prevê instalação de plantas de beneficiamento. Sendo assim, as pilhas serão montadas com o intuito da redução da variabilidade, não sendo utilizadas apenas como pilhas pulmão ou de estocagem.

Segundo Robinson (2004), pilhas de estocagem servem para três propósitos: (i) atuam como estoque, propriamente dito, sem deixar que etapas anteriores possam afetar diretamente a continuidade dos processos posteriores às pilhas, (ii) podem ser usadas para reduzir a variabilidade dos atributos médios do minério incluído na pilha, (iii) as pilhas podem ser utilizadas como parte da estratégia para reduzir a variabilidade dos teores entre as pilhas. Alguns modelos são apresentados por ele para previsões da variabilidade na retomada do material estocado, onde as pilhas são consideradas perfeitamente homogeneizadas.

Em depósitos minerais onde os parâmetros de qualidade estão dentro dos limites estabelecidos pelo mercado, pilhas de homogeneização perdem a justificativa de seu investimento. Porém, mesmo para estes casos, as pilhas acabam por produzir alimentação da usina (ou diretamente do mercado) com teores controlados, sem mudanças abruptas na composição do minério, o que acarretaria perdas de material, custos operacionais maiores e ajustes indesejáveis da planta.

Shih e Frey (1993) afirmam que teor de enxofre, conteúdo de cinzas e poder calorífico são considerados variáveis aleatórias com distribuição normal. Eles ainda respondem algumas perguntas que, segundo eles, devem ser feitas sempre que o assunto tratado seja a caracterização da variabilidade. Uma destas perguntas trata de quanto a probabilidade dos lotes do carvão excederem valores é devida às condições de formação do carvão e à variabilidade de suas propriedades, abordando também, assuntos relacionados à redução de custos e emissão de poluentes, por meio da redução da variância através da homogeneização.

Pilhas longitudinais são comumente utilizadas na indústria, onde o material é depositado em um grande número de camadas. Alguns estudos propõem outras configurações para homogeneização de materiais, como Petersen (2004), que trata de modelos de pilhas de homogeneização em formato circular. Porém, o formato mais aceito continua sendo o de pilhas longitudinais, devido à sua simplicidade de construção e aos bons resultados apresentados.

Técnicas de construção de pilhas de homogeneização têm se tornado cada vez mais populares entre empresas de mineração. Com vantagens relacionadas à utilização intermediária entre a lavra e etapas posteriores, as pilhas são formadas de acordo com seu tamanho, forma, arranjo e número de camadas sobrepostas. Pilhas do tipo *chevron* (Figura 2.1) são mais comuns, devido à simplicidade com que são formadas e ao fato de a disposição dos blocos lavrados ser compreendida mais facilmente pelo operador.

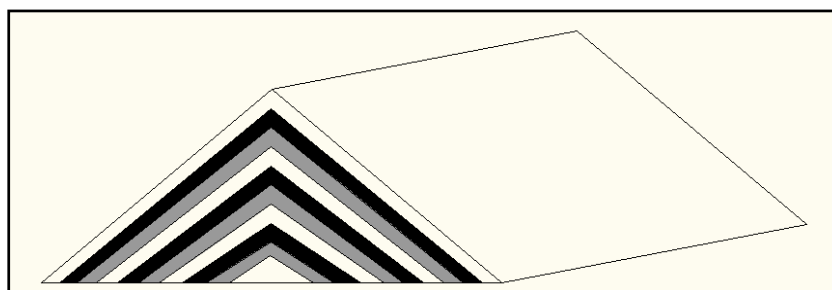


Figura 2.1 – Disposição das camadas em pilhas tipo *chevron* em corte transversal.

O estudo apresentado por Robinson e Ross (1991) mostra modelamentos numéricos para pilhas do tipo *chevron*, onde são discutidas as relações geométricas dos cortes transversais das

pilhas (altura e largura que cada fatia horizontal) e a contribuição do volume de cada fatia horizontal para o volume do corte retomado.

A redução da variabilidade dos teores está diretamente relacionada com o tamanho da pilha. Esta relação volume-variância é capaz de prever a atenuação dos teores. Segundo Parker (1979), quanto maior o tamanho do lote homogeneizado, menor será sua variância em relação a outros lotes, sendo o extremo desta relação, a construção de uma única pilha contendo todo o material a ser minerado, apresentando variância igual a zero em torno do teor médio do depósito. O correto dimensionamento das pilhas leva a evitar que teores fora da faixa esperada sejam fornecidos, devido à redução de flutuabilidade de atributos ocasionada pela quantidade de material homogeneizado.

Por outro lado, o dimensionamento em tamanhos exagerados dessas pilhas demanda altos custos operacionais e de capital referentes à grande quantidade de material estocado. Logicamente, há um ponto que apresenta o maior retorno financeiro entre os extremos, capaz de homogeneizar o material de forma satisfatória sem acarretar perdas financeiras. A determinação desse ponto é o objetivo principal deste estudo, sendo investigada a redução da variabilidade de teores com aplicação de vários tamanhos de pilhas, contribuindo para futuros estudos sobre custos de instalação e operação capazes de reduzir a variabilidade de teores.

2.4 A questão do suporte amostral

Segundo David (1977), suporte amostral refere-se ao comprimento, área ou volume de uma amostra utilizada para a determinação qualitativa da variável. Via de regra, quando o suporte amostral é diferente, ou seja, se as amostras tomadas como representativas de um universo são de diferentes dimensões, a variância entre elas será naturalmente diferenciada. Assim, a variável contínua regionalizada não deve ser vista como um teor, mas sim de um teor contido em uma dimensão amostral.

Para que a variável em questão possa ser considerada aditiva, sua média em determinada zona deve ser a média aritmética simples dos valores considerados (Armstrong, 1998). Para que esta condição se torne possível utilizando-se diferentes suportes amostrais, a variável tratada não será apenas o teor, mas sim o teor padronizado da amostra. Este processo é chamado de acumulação, que consiste em multiplicar a variável de interesse pela propriedade que caracteriza a mudança de suporte. Assim, a média (m) passa a ser a soma dos teores (T) multiplicados pelo suporte diferenciado das amostras (S) dividido pelo total do acumulador (Equação 1.1).

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n T_i \cdot S_i}{\sum_{i=1}^n S_i} \quad (1.1)$$

Em caso de o suporte ser diferenciado apenas por densidade, por exemplo, e o volume analisado for o mesmo, não há necessidade de o acumulador ser a massa da amostra, mas simplesmente a componente que diferencia a ponderação, ou seja, a densidade. Considerando que o suporte seja o mesmo para todas as amostras, a informação qualitativa pode ser diretamente considerada como a variável regionalizada, já que a soma do acumulador pode ser simplificada na equação. Desta forma, a média dos dados passa a ser média aritmética simples (Equação 1.2) utilizada muitas vezes erroneamente ao se ignorar a diferença de suporte entre as amostras.

$$\text{Se:} \quad S_1 = S_2 = \dots = S_n$$

$$\text{Então:} \quad m = \frac{T_1 \cdot S + T_2 \cdot S + \dots}{S + S + \dots} = \frac{T_1 + T_2 + \dots}{n} \quad (1.2)$$

Neste trabalho, o problema de suporte amostral é corrigido pela espessura da camada de carvão atribuída a cada ponto amostral. Durante todo o processo de simulação e análise dos resultados, as variáveis tratadas são os conteúdos de cinzas e teores de enxofre acumulados. Para que os dados de saída da simulação possam ser visualizados e tratados em teores ou conteúdos, a espessura também foi simulada para cada bloco considerado, incluindo todas as camadas simuladas. A acumulação permite que todo o processo de avaliação dos teores e conteúdos seja feito apenas em duas dimensões, facilitando a simulação em camadas.

2.5 A questão do volume variável do bloco

Os teores ou conteúdos médios de cada pilha são tomados a partir dos teores dos blocos lavrados em sequência pré-determinada (Costa et al., 2008). A uniformização do suporte amostral feita com a multiplicação pela espessura de cada amostra não resolve o problema por completo. Para formar uma pilha com dois blocos, por exemplo, cada um deles incorpora as seis camadas de carvão presentes no depósito usado neste estudo de caso, cada camada tem sua qualidade e sua espessura para o referido bloco. Para chegar ao teor médio desta pilha, a qualidade de cada camada deve ser ponderada pela espessura média da camada limitada pelo bloco. Desta forma, é necessário que as informações da espessura sejam sempre conservadas junto aos teores.

Nesse trabalho foi utilizado um programa computacional para compor os teores das pilhas, onde são consideradas a quantidade de blocos e a massa de cada um para compor uma pilha, tendo em vista que a massa do bloco tem alta variabilidade. Os blocos foram compostos por seis camadas de carvão, sendo desconsideradas as áreas onde a erosão é conhecida.

Capítulo 3

Fundamentos de simulação estocástica

Acessar a incerteza local da variável regionalizada é de suma importância para conhecer o comportamento da homogeneização de teores com a utilização de pilhas. As vantagens e os parâmetros determinantes nos custos de construção e manutenção de pilhas dependem diretamente do conhecimento do material homogeneizado por elas. Portanto, medidas de incerteza a respeito de variação dos atributos de interesse que serão homogeneizados podem ser obtidos pela geração de vários cenários equiprováveis. Estes cenários representam uma rica fonte de informações sobre o comportamento dos teores na jazida para a qual se pretende reduzir a variabilidade com auxílio de pilhas.

Algoritmos de krigagem linear, como krigagem ordinária, são capazes de estimar localmente valores com mínimo erro de estimativa, além da esperança matemática desse erro ser zero. A krigagem também fornece medidas de incerteza por meio da variância de krigagem (Isaaks e Srivastava, 1989). Conforme explica Goovaerts (1997), a geração de uma distribuição gaussiana centrada no valor da estimativa e com variância igual à variância de krigagem é uma aproximação comumente utilizada para o modelo de incerteza associado à estimativa. Contudo, o mesmo autor comenta as deficiências dessa aproximação: apesar da krigagem fornecer as melhores estimativas locais, o mapa dessas estimativas apresenta um aspecto suavizado, o que não é comum para variáveis geológicas usadas em projetos da área de mineração. Deutsch e Journel (1992) comentam que a krigagem tem por objetivo a melhor estimativa local (no sentido de obter o menor erro quadrático) sem considerar a estatística global dos valores das estimativas.

Algoritmos de simulação estocástica são mais indicados quando o objetivo do estudo requer o conhecimento da incerteza dos teores ao longo do depósito. Alguns algoritmos de simulação são baseados nas teorias da krigagem, porém, são capazes de quantificar as faixas de incerteza de forma mais adequada que a estimativa por variância de krigagem.

A simulação estocástica é capaz de gerar uma grande quantidade de cenários equiprováveis para a distribuição de teores do atributo de interesse ao longo da área de estudo, todos reproduzindo as características espaciais conhecidas por meio das amostras. Desta forma, um modelo obtido por um algoritmo de simulação deve reproduzir os histogramas das amostras desagrupadas, o mesmo devendo acontecer com os variogramas.

Cada realização ou cenário corresponde a um conjunto de valores simulados nos locais determinados pela malha escolhida. Os diversos valores resultantes dos cenários podem ser utilizados para quantificar a incerteza ao redor de uma estimativa média (Costa, 1997). Cada ponto simulado serve de base para obter o próximo ponto simulado, ou seja, apenas o primeiro valor simulado dentro da busca realizada será calculado exclusivamente com amostras originais.

Conforme comenta Goovaerts (1997), o histograma e variograma dos valores simulados, em cada realização, raramente são exatamente iguais aos modelos de histograma e variograma obtidos a partir dos dados originais. Este autor explica que as flutuações da distribuição acumulada dos dados simulados e do variograma dos dados simulados em torno do modelo de distribuição acumulada dos dados originais e do modelo variográfico dos dados originais, respectivamente, são chamadas de flutuações ergódicas. O mesmo autor também observa que quando os dados originais são poucos ou agrupados, ou seja, não representativos da população, as flutuações ergódicas permitem que a incerteza a respeito da estatística dos dados originais seja considerada.

A simulação é dita condicional se reproduzir ergodicamente as mesmas características de dispersão dos dados originais, como a média, a variância, o variograma e a covariância. Outra condição refere-se aos valores simulados nos locais amostrados, que devem receber valores idênticos aos já conhecidos nestas posições (honrem os dados amostrais). Estas condições, segundo Journel e Huijbregts (1978), garantem robustez ao método, já que cada ponto simulado (ou bloco) poderia receber qualquer valor dentre as infinitas possibilidades que a distribuição amostral oferece.

De acordo com Goovaerts (1997) (baseado em Deutsch e Journel, 1992), alguns fatores influenciam na magnitude das flutuações ergódicas: algoritmos de simulação sequencial produzem, em geral, maiores flutuações ergódicas nos variogramas de cada realização; o aumento de dados originais utilizados na simulação diminui as flutuações ergódicas; e a relação entre parâmetros do variograma, como o alcance e o efeito pepita, e o tamanho da área a ser simulada influenciam nessas flutuações. Esse autor, assim como Deutsch e Journel (1992), explica que, geralmente, um variograma de grande alcance em relação ao tamanho da malha a ser simulada produz flutuações ergódicas significativas e o autor ressalta a contribuição de um pequeno efeito pepita, em relação ao patamar, para essas flutuações.

Por tratar-se de uma função aleatória, ao escolher-se o ponto a ser simulado, a cada realização de cenário, o resultado não será igual ao anterior, pois todo valor estimado é influenciador para os próximos. Esta aleatoriedade é garantida pela geração da semente numérica que é usada para obter-se da distribuição de probabilidade, valores que o ponto simulado irá receber. Desta forma, se for necessária a reprodução da mesma simulação, a raiz numérica do primeiro ponto simulado deverá ser a mesma.

Os vários cenários simulados podem ser interpretados como possíveis valores para os teores de cada bloco. Isto garante que, ao final do processo, o ponto simulado não receberá um valor, mas sim vários valores formando uma distribuição de probabilidades na qual o valor real deve estar contido. Para que a faixa de incerteza seja prevista em sua totalidade, é necessário que seja feito um número suficiente de simulações. Simulações em excesso, além de tornar o processo mais demorado, não contribuem com o conhecimento da incerteza. Certamente, há um número que atende a essas duas condições. Para este estudo de caso, foram realizadas 40 simulações em cada nó da malha que forma o domínio definido ao longo da extensão do depósito.

3.1 Simulação por bandas rotativas

O método de simulação por bandas rotativas é o resultado da soma de um grande número de simulações independentes definidas em linhas de varredura no plano (Chilès e Delfiner, 1999). Segundo Journel (1974), o processo de simulação pode ser separado em duas etapas, já que o condicionamento é realizado após a geração de simulações não condicionais. Logo, os valores atribuídos aos nós da malha simulada não são condicionados pelas amostras, apesar de reproduzirem seu modelo de covariância. Na segunda etapa, o condicionamento é feito sobre os valores já simulados.

Conforme afirmado por Emery e Lantuèjoul (2006), a simulação por bandas rotativas é um dos métodos de simulação multidimensional aleatória mais antigos, proposto por Matheron (1973) e Journel (1974). No entanto, durante muito tempo foi pouco utilizado em aplicações geoestatísticas, devido a programas computacionais limitados. As restrições são referentes ao número de bandas, a problemas com a suavização da variância próxima ao ponto simulado e à não utilização de facilidades, como a retro-transformação.

Porém, alguns algoritmos de computação mais recentes permitem a utilização do processo com considerada confiabilidade. A simulação por bandas rotativas, devido ao fato de não ser diretamente condicionada na primeira etapa, é um processo bem rápido, quando comparado com

outros algoritmos, o que favorece sua aplicação em problemas geológicos-mineiros, com grandes bancos de dados e modelos de blocos.

A realização da simulação em uma dimensão pode ser feita de muitas formas (Journel, 1974), desde que haja função aleatória com uma covariância conhecida e uma média igual a zero. Na teoria, o método para gerar a função aleatória é livre. Alguns métodos podem ser mais complexos e utilizarem transformações de Fourier. Porém, o método mais empregado na prática é o de médias móveis, o qual utiliza uma função peso aleatória, com valores mais facilmente encontrados com relação aos outros métodos conhecidos. No programa Isatis® (Geovariances Inc.), utilizado para gerar os resultados deste estudo, o método de geração da função aleatória depende do modelo de covariância usado:

- quando o modelo de covariância for Gaussiano, Carinal-Sine, J-Bessel ou Couchy, a função aleatória é gerada pelo Método Espectral, que usa transformações de Fourier de uma distribuição positiva para gerar distribuição de covariância:

$$Y(x) = \sqrt{2} \cos(\langle \Omega, x \rangle + \Phi) \quad (3.1)$$

onde: Ω é um vetor aleatório com a distribuição de probabilidade X ;

Φ é uma variável uniforme entre 0 e 2π .

- para modelos de covariância Esféricos ou Cúbicos, é utilizado o Método da Diluição, que gera uma função numérica F e partições em intervalos com comprimento constante. Cada intervalo é aleatoriamente avaliado com F ou $-F$. A função aleatória é obtida como a diluição das funções primárias:

$$Y(x) = \sum_{u \in P} \varepsilon(u) g(x-u) \quad (3.2)$$

onde: P é um processo de Poisson de intensidade determinada por uma covariância geométrica;

ε é uma família de variáveis aleatórias padrão;

g é uma função numérica.

- o Método da Migração é utilizado para gerar a função aleatória, para o caso do modelo de covariância exponencial, onde a simulação da covariância é obtida por uma soma com projeção das simulações em um dado número de linhas da covariância.

Na primeira etapa, o valor a ser simulado em um ponto $u_n(x,y)$ pertencente a um plano é a soma de valores oriundos de projeções do próprio ponto em cada linha de uma simulação unidirecional. Conforme a Equação 3.3, a soma das projeções ($u_{1,n}$) do ponto u_1 , nas n linhas que

dividem o plano, multiplicadas pelo valor simulado ($Z_{1,n}$) ao longo da linha n , compõe o valor simulado no ponto em questão ($Z^*(u_1)$).

$$Z^*(u_1) = \frac{1}{\sqrt{n}} \cdot \sum_{n=1}^N Z_{1,n} \cdot (u_{1,n}) \quad (3.3)$$

A covariância dada na direção D_n (ao longo da linha n) contribuirá para o valor simulado no ponto. Este procedimento é realizado para várias bandas orientadas por vetores diferentemente distribuídos no espaço (Figura 3.1). As diversas projeções do ponto $Z^*(x,y,z)$ nas direções D_i , ponderadas por suas covariâncias, compõem o valor de $Z^*(x,y,z)$. Segundo David (1977), a prática permite afirmar que 15 bandas são suficientes para uma boa simulação em 2D. Chilès (1977, citado por Emery e Lantuéjoul, 2006), recomenda 180 bandas, uma por cada grau do ângulo, enquanto Gneiting (1999) diz que 64 linhas garantem uma ótima reprodução da covariância. Devido ao grande avanço tecnológico dos processadores dos computadores nas últimas décadas, o número de bandas simuladas já não traz grandes problemas de tempo destinado às simulações. Sendo assim, mesmo para simulações em duas dimensões, um número elevado de bandas (da ordem de centenas) pode ser utilizado sem grandes demandas de tempo.

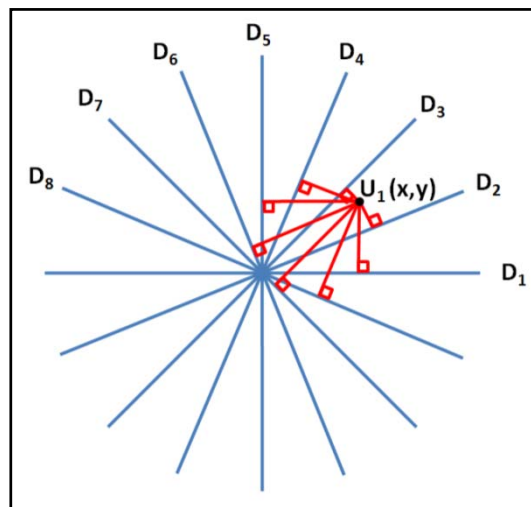


Figura 3.1 – Ilustração da simulação pelo método de bandas rotativas do valor de $Z^*(x,y,z)$, influenciado pelas covariâncias das projeções nas linhas D_i .

A Equação 3.3 pode ser usada para casos tridimensionais, com a seguinte equação, que relaciona o modelo de covariância de uma dimensão para n dimensões de forma isotrópica:

$$C(h) = \int C_1(h,u) \cdot w_s(du) \quad (3.4)$$

onde $C_1(h,u)$ é a covariância da projeção do vetor h no vetor u ; e w_s é a distribuição de probabilidade para o vetor s .

As covariâncias são tomadas por meio dos covariogramas (ou variogramas) inseridos no processo. A equação 3.4 considera o modelo de covariâncias para n dimensões como sendo isotrópico, porém, há casos onde há anisotropia de covariâncias para as diferentes direções. Conforme Journel e Huijbregts (1978), o modelo de covariância anisotrópica é considerado uma soma das covariâncias isotrópicas de cada direção, a Equação 3.5 mostra a aplicação para o caso em três dimensões.

$$C(h_u, h_v, h_w) = K_0 C_0(r) + K_1 C_1(h_w) + K_2 C_2(\sqrt{h_u^2 + h_v^2}) + K_3 C_3(r) \quad (3.5)$$

onde K_n são constantes positivas, C_n são covariâncias isotrópicas definidas nas três direções, podendo ser, por exemplo, modelos esféricos com alcances e contribuições de covariâncias definidos.

Este método de simulação, assim como vários outros, também utilizados na geoestatística, demanda uma função de distribuição randômica multivariada Gaussiana (ou, na forma contraída, multigaussiana). Ou seja, os dados inseridos no processo devem apresentar média igual a zero e desvio padrão igual a um e combinações lineares entre estes valores devem resultar em uma variável randômica também Gaussiana. É bastante raro que esta condição seja verificada com atributos associados a propriedades físicas e químicas de depósitos minerais. Portanto, os dados devem passar por um processo de normalização antes de serem utilizados nas rotinas de simulação. O processo gráfico de normalização está exemplificado na Figura 3.2.

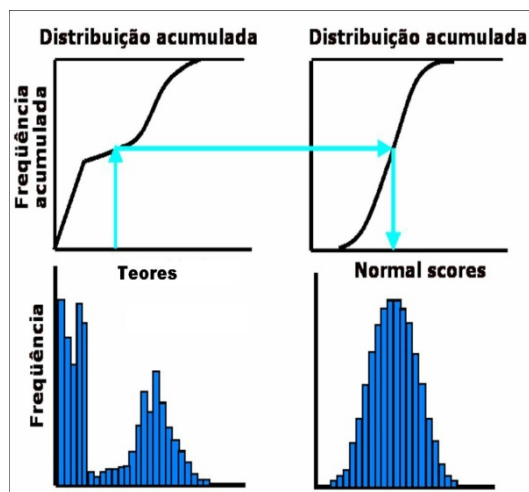


Figura 3.2 – Transformação dos dados originais em gaussianos por meio das frequências equivalentes.

Na segunda etapa, os dados são condicionados aos dados normalizados (Journel e Huijbregts, 1978). Para isso, é utilizada a Equação 3.3, gerando dados condicionados nos locais de interesse onde haja dados normalizados. Segundo Lantuéjoul (2002), o condicionamento dos valores simulados é feito da seguinte forma:

$$Z_c^*(u_1) = Z(u_1)^k + [Z^*(u_1) - Z(u_1)^k] \quad (3.6)$$

onde $Z_c^*(u_1)$ é o valor simulado em um ponto u_1 , condicionado aos dados normais; $Z(u_1)^k$ é o valor obtido no local u_1 por krigagem dos dados normalizados; $Z^*(u_1)$ é a simulação não condicional para o local u_1 proveniente da primeira etapa; e $Z(u_1)^k$ é o valor obtido no local u_1 por krigagem dos valores simulados (não-condicionais) nos locais dos dados normais.

O condicionamento das simulações, mostrado na equação 3.6, permite que os valores simulados reproduzam ergodicamente os valores dos dados originais em seus respectivos locais.

Durante toda a execução do método, os dados utilizados são normalizados. Apenas ao final do processo, os resultados são retro-transformados para a distribuição original. Esta transformação é feita por meio da comparação entre a distribuição normal (gaussiana) e a distribuição dos dados reais, onde as frequências equivalentes entre as distribuições determinam qual será o valor equivalente a cada amostra na distribuição normal. O processo se repete no sentido inverso para a retro-transformação dos valores simulados.

Os dados transformados, neste estudo, foram os acumulados de conteúdo de cinza e teor de enxofre, bem como a espessura de camada para que possa ser feita o processo de divisão do valor do bloco acumulado simulado pela sua respectiva espessura. Desta forma, o algoritmo empregado para o completo processo de simulação por bandas rotativas é descrito a seguir:

1. Análise do banco de dados e considerações pertinentes referentes aos dados de diferentes campanhas de sondagem e às amostras;
2. Acumulação dos conteúdos de cinza e teores de enxofre através da multiplicação pela espessura de cada amostra, obtendo uma variável auxiliar (acumulação) modificando a unidade simulada para %.m;
3. Transformação dos dados acumulados e de espessura para distribuição normal gaussiana;
4. Análise e modelagem da continuidade espacial a ser utilizada durante o processo de simulação;
5. Calibração dos parâmetros de simulação e execução das rotinas;
6. Retro-transformação dos pontos simulados para a distribuição original dos dados;
7. Validação do processo por meio de comparação entre as médias, variogramas e histogramas dos dados originais (acumulados e espessura) e simulados.
8. Divisão dos acumulados pela espessura, gerando teores na unidade original (desacumulação).

9. Validação por meio de comparações entre as distribuições originais de teores simples e dos teores simulados já divididos pela espessura.

Toda esta rotina, certamente, demanda tempo e requer conhecimento razoável tanto dos dados quanto do processo de simulação. Especialmente, por que as validações determinam que o processo deva ser refeito com a utilização de outros parâmetros até que resultados convirjam para modelos simulados aceitáveis.

Capítulo 4

Dimensionamento de pilhas de homogeneização a partir de dados simulados

Este capítulo trata da aplicação da simulação pelo método de bandas rotativas para a determinação de um tamanho de pilha que reduza o desvio padrão entre pilhas de forma economicamente viável. Os resultados da homogeneização do carvão serão mostrados para ilustrar as reduções de variabilidade dos teores médios entre pilhas para diversos tamanhos de pilhas.

4.1 Características do depósito

O estudo de caso utilizado neste trabalho é sobre um depósito de carvão localizado na região Sul do Brasil. As atividades de mineração desta reserva ainda não foram iniciadas e encontram-se em fase de estudo de detalhamento. O depósito inclui 12 camadas de carvão intercaladas com estéreis, que variam entre siltitos, arenitos, folhelhos e outras rochas sedimentares. As camadas, por ordem de gênese geológica, são reconhecidas pelas designações: CI, CS, I4, I3, I2, I1, BL, S2, S3, S4, S5 e S6. Porém, as camadas de maior interesse econômico são apenas seis e recebem maior atenção da empresa que executará a lavra, são elas: CI, CS, S3, S4, S5 e S6, (destacadas na Figura 4.1) sendo desconsideradas neste estudo as demais camadas.

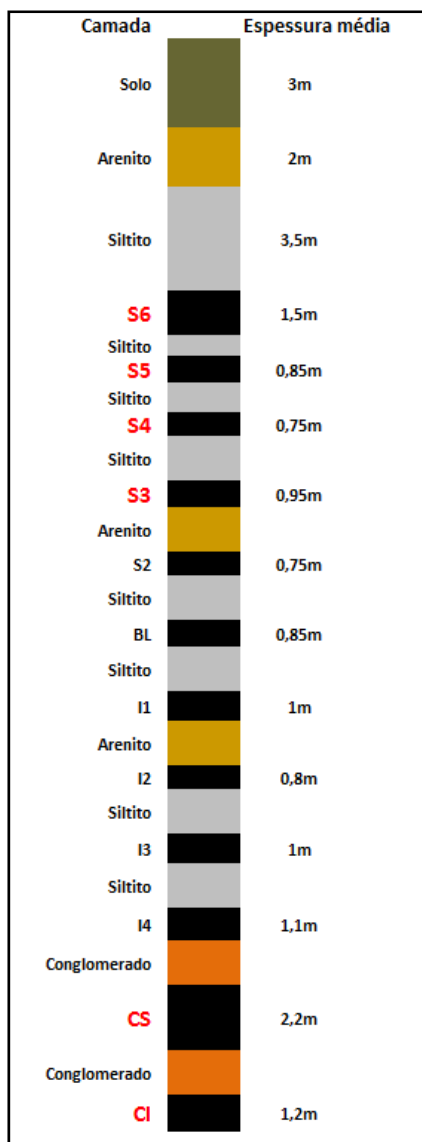


Figura 4.1 - Perfil geológico típico do depósito com as espessuras médias de cada camada. As camadas de interesse estão destacadas.

4.2 Verificação e análise dos dados

Os dados foram fornecidos em planilha eletrônica e apresentados de forma separada, contendo em cada planilha, informações necessárias para a representação das amostras. Quatro planilhas compõem essas informações: coordenadas da boca de cada furo, descrição geológica prévia dos testemunhos, correlação da descrição com as camadas conhecidas e dados de qualidade do carvão. Esta última planilha apresenta os conteúdos de cinzas (base seca), teor de enxofre total da amostra, quantidade de voláteis e densidade aparente.

Estas amostras foram coletadas a partir dos testemunhos da sondagem, sendo encaminhado para análise química laboratorial o material de interesse econômico. Todo o volume contendo

teores viáveis de carvão foi tomado como amostra, independente da massa ou comprimento, ou seja, toda a espessura da camada foi considerada amostra, gerando suportes diferentes. Os parâmetros de interesse foram determinados em laboratório após homogeneização, quarteamento e seleção de amostras representativas do material correspondente a cada camada.

As informações foram compiladas e as distribuições passaram a conter dados exclusivamente referentes às amostras de carvão pertencentes a cada camada. Os atributos de interesse aqui estudados foram acumulados pela espessura da camada medida na amostra e, desta forma, todas as camadas puderam ser consideradas planares e simuladas em apenas duas dimensões, representadas no plano XY. A nova unidade da variável acumulada é %m, o que muda os valores do banco de dados em relação aos originais. Para que as variáveis sejam novamente convertidas para a unidade de interesse, as espessuras das camadas, também, devem ser simuladas e então feita a divisão do valor acumulado pela espessura (usada na ponderação), convertendo assim, a unidade %m novamente em % que será usada para representar o resultado final.

Os dados foram agrupados e incluídos nas rotinas de simulação, totalizando 338 amostras de cinza e 314 de enxofre, distribuídas nas seis camadas de interesse. Para este trabalho, a área simulada é delimitada por um retângulo, excluindo algumas amostras seguramente distantes da área a ser lavrada, que posteriormente será sequenciada dentro deste mesmo retângulo (Figura 4.2).

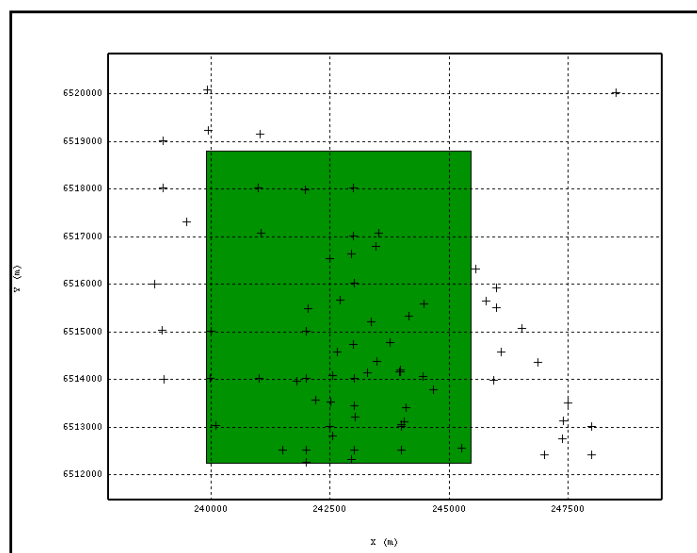


Figura 4.2 – Retângulo de seleção da área a ser simulada e a localização das amostras de teor de cinza da camada CI. As que estão localizadas externamente à área foram excluídas do processo de simulação.

Com isto, as amostras consideradas para a realização do estudo foram separadas por camadas, resultando nas análises mostradas na Tabela 4.1. As camadas superiores apresentam

menor número de amostras devido sua erosão em algumas partes do depósito, uma vez que as mesmas estão mais próximas da superfície.

Tabela 4.1 – Análise dos dados selecionados de acumulado de cinza e enxofre em cada camada

	Camada					
	S6	S5	S4	S3	CS	CI
n° de amostras	23	40	32	43	55	53
Acumulado de cinzas médio, %.m	69,53	50,13	47,57	49,2	125,43	71,75
Desvio Padrão, %.m	49,09	6,79	8,13	14,09	18,02	14,25
Mínimo, %.m	6,39	28,5	29,77	4,89	90,54	42,78
Máximo,%.m	226,09	50,13	64,45	82,61	167,12	93,72
n° de amostras	19	36	28	39	51	49
Acumulado de enxofre médio, %.m	2,04	1,6	1,21	1,76	4,54	1,73
Desvio Padrão, %.m	1,22	0,77	0,48	1,04	1,86	1,05
Mínimo, %.m	0,28	0,65	0,59	0,14	1,78	0,61
Máximo,%.m	3,82	4,42	2,31	5,63	8,74	5,66

4.3 Variografia e parâmetros de simulação

Os dados acumulados de cinza e enxofre foram normalizados, i.e. transformados em uma distribuição gaussiana. Com isto, a variável acumulada passa a apresentar média e desvio padrão zero e um, respectivamente. Esta condição é necessária para que a simulação possa ser feita por algoritmos sequenciais gaussianos (Journel and Huijbregts, 1978; Sinclair and Blackwell, 2002). Sendo assim, os variogramas inseridos na simulação serão os dos dados acumulados e normalizados. Os mesmos processos de normalização foram feitos para as espessuras das camadas, que também passarão pelo processo de simulação.

Algumas camadas, por apresentarem baixo número de amostras, não fornecem variogramas experimentais suficientemente definidos para serem modelados com confiança, pois apresentam baixo número de pares formados e grandes oscilações entre os pontos no vários lags. Para corrigir este problema devido à deficiência de informação, os variogramas experimentais foram construídos a partir das amostras de espessura, que foram coletadas em número bem maior que dos dados de qualidade. Assim, os variogramas inseridos nas simulações foram todos modelados a partir dos dados de espessuras que em última análise definem o comportamento espacial da variável acumulada.

Este procedimento, mesmo que não resolva completamente o problema, evita que tendências diferentes sejam criadas entre os mapas simulados para as variáveis acumuladas e a espessura, impedindo que sejam gerados valores extremos fora do intervalo amostral permitido

resultantes das divisões entre elas. Assim, a variografia da espessura das camadas foi utilizada de forma idêntica para as duas variáveis acumuladas (teores de enxofre e conteúdos de cinza).

As camadas CS e CI, por estarem localizadas em níveis inferiores, foram menos afetadas pela erosão, o que permite que um número maior de amostras seja obtido a partir da mesma quantidade de furos de sondagem. Com isto, a variografia destas camadas (Figura 4.3) é mais confiável e pode ser feita independentemente, revelando a anisotropia do fenômeno, o que não acontece com as outras camadas, cujos variogramas omnidirecionais são apresentados na Figura 4.4. Os variogramas das direções preferenciais das camadas CI (azimute 90°) e CS (azimute 113°) revelaram anisotropia zonal e o alcance para a variância máxima é elevado.

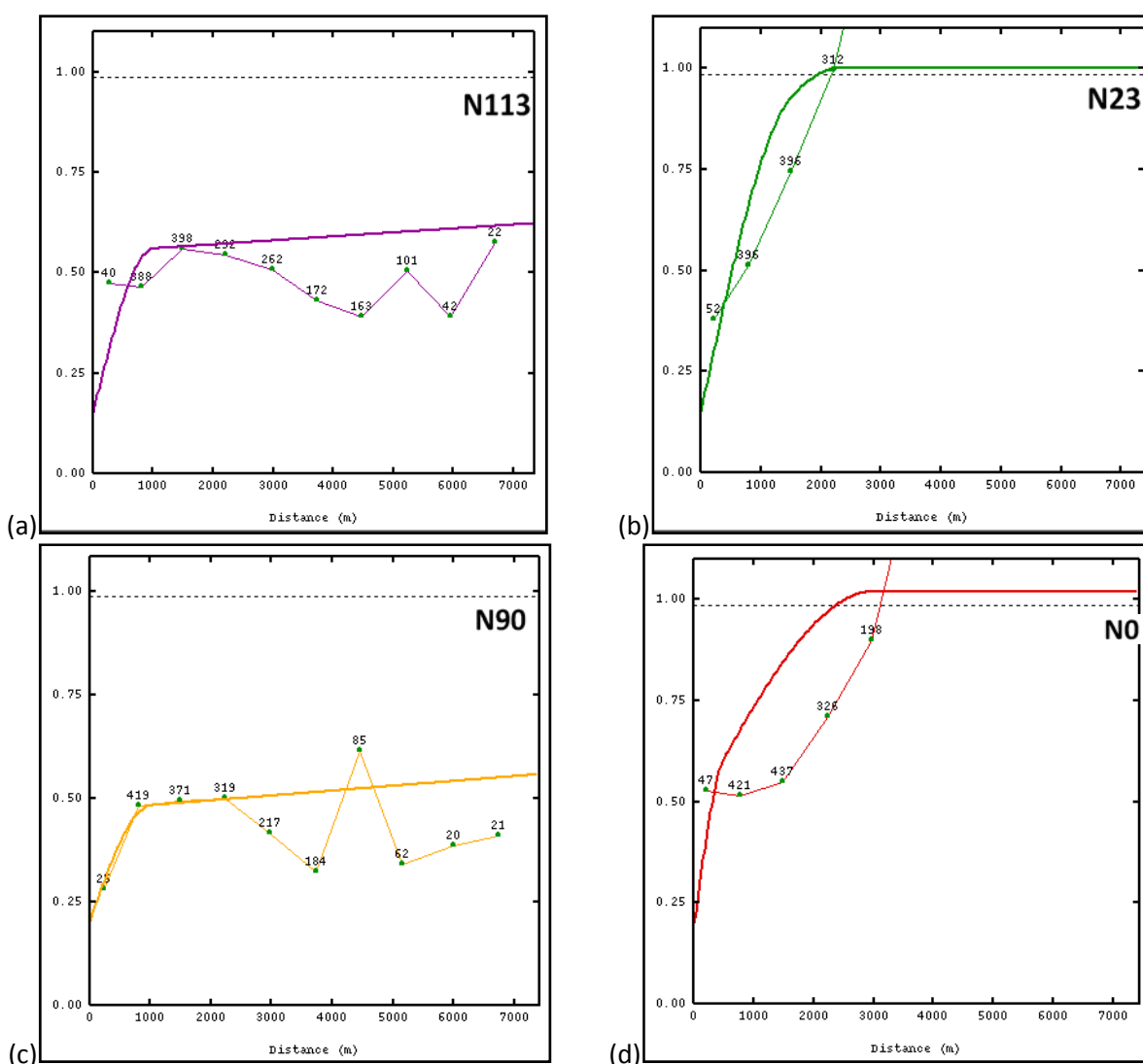


Figura 4.3 – Modelagem dos variogramas direcionais da espessura normalizada para as direções de maior (a) e menor (b) continuidades da camada CS e da camada CI (c e d).

Por tratar-se de uma simulação com base em dados normalizados, os variogramas devem alcançar sill igual a um. Porém, levando em conta que os variogramas não são construídos a partir

de dados desagrupados, nem sempre esta condição é atendida. Sendo assim, os variogramas são construídos com base nos pontos experimentais e as contribuições de suas estruturas são adaptadas para que a soma das variâncias atinja o patamar teórico de um. Esta atitude permite que o algoritmo de simulação leia as covariâncias da forma mais indicada (Deutsch e Journel, 1992).

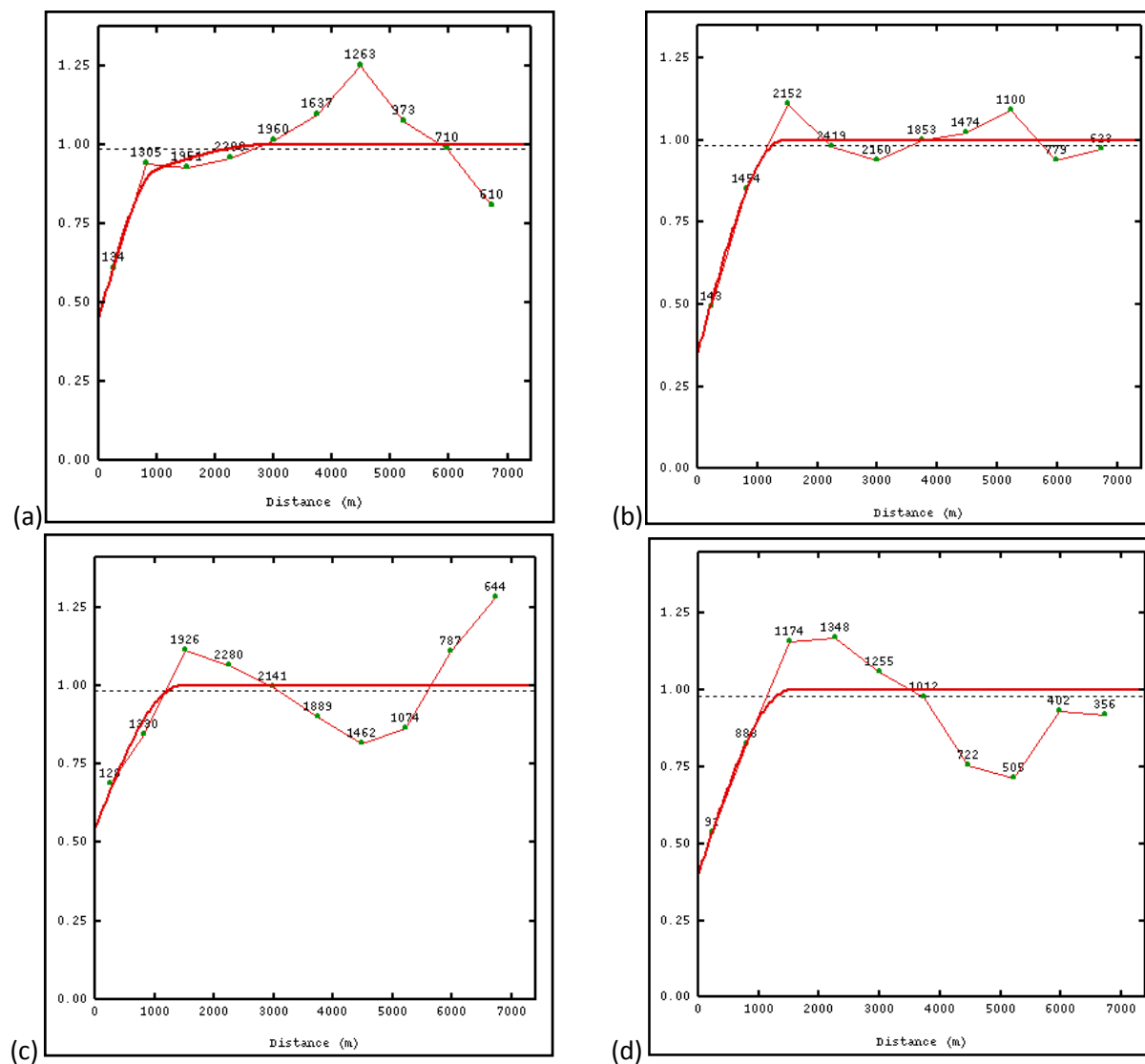


Figura 4.4 - Modelagem dos variogramas omnidirecionais de espessuras das camadas S3 (a), S4 (b), S5 (c) e S6 (d).

As estratégias de busca das simulações foram baseadas nos dados da modelagem variográfica. Por meio de testes prévios de simulação, estes parâmetros foram sendo adaptados para que todos os blocos pudessem ser simulados. Em alguns casos, o limite de busca por amostras ultrapassou duas vezes o alcance do variograma (Tabela 4.2), o que leva a uma simulação passível de valores de incertezas nos nós simulados maiores, já que a covariância do ponto simulado com os dados além do limite do variograma é zero.

Tabela 4.2 – Estratégias de busca e parâmetros de variografia utilizados nas simulações das camadas

		Camada					
		S6	S5	S4	S3	CS	CI
Variografia da espessura	Efeito pepita, (%.m) ²	0,4	0,55	0,35	0,45	0,20	0,20
	1ª Estrutura esférica, (%.m) ²	0,45	0,3	0,45	0,40	0,35	0,40
	2ª Estrutura esférica, (%.m) ²	0,15	0,15	0,2	0,15	0,45	0,40
	Alcance da 1ª estrutura, m	1500	1400	1400	1000	1000	1000
	Alcance da 2ª estrutura, m	1600	1500	1500	3000	2200	3000
Raio de busca, m		5500	4000	4000	4000	4000	4000

Com as calibrações feitas nas simulações, verificou-se que, após o processo de divisão dos resultados acumulados pela espessura de cada bloco, valores incorretos de teores surgiam. Zonas com altos valores de acumulados nem sempre correspondiam a zonas de altos valores de espessuras, o que acarretava em teores absurdamente altos após a desacumulação. Este problema foi corrigido com a utilização dos parâmetros de simulação para as variáveis acumuladas idênticos aos parâmetros da simulação da espessura nas respectivas camadas. Foram utilizados os mesmos variogramas, os mesmos parâmetros de busca e a mesma semente geradora dos números aleatórios da simulação. Apesar das informações referentes à espessura das amostras existirem em número maior, para garantir que a desacumulação não produza resultados absurdos (além dos limites min e max das amostras), só foram considerados para a simulação da espessura, os dados em locais onde continham informações das outras variáveis (banco de dados isotópicos).

4.4 Simulação dos cenários equiprováveis

Toda a rotina de simulação, desde a análise exploratória dos dados até o processamento após a simulação, foi executada no programa Isatis® (Geovariances Inc.). Também, foi criada no programa a malha de pontos a serem simulados dentro do retângulo de seleção anteriormente mencionado. Para que os blocos simulados sejam compatíveis com o modelo criado pela empresa, as dimensões dos blocos, a origem e sua quantidade foram feitos de forma correspondente aos usados pela mesma.

As coordenadas da origem da área a ser analisada são 239900 m L e 6512250 m N. Porém, os pontos considerados pelo programa coincidem com o centro dos blocos, conforme mostrado na Figura 4.5. Portanto, o primeiro ponto considerado como possuidor de um valor médio do bloco está a 25m a norte e a mesma distância a leste do ponto extremo da área, como mostrado na Tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Parâmetros de construção do modelo de blocos

	X (Leste)	Y (Norte)
Lado do bloco, m	50	50
Centro do primeiro bloco, m	239925	6512275
Número de blocos	111	131
Comprimento total	5550	6550

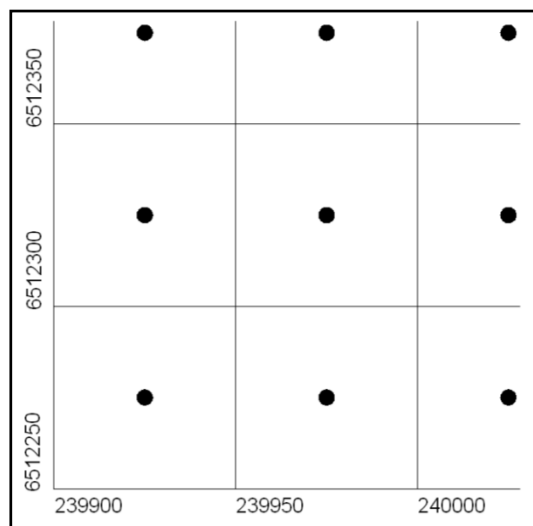


Figura 4.5 – Modelo de blocos utilizado no estudo e as representações dos pontos centrais, com dimensões, origem e número dos blocos fornecidos pela empresa.

Atribuir um valor médio a um volume de carvão, da ordem de milhares de toneladas, com base em um único ponto adimensional, ou de várias ordens de magnitude menor que os blocos, é insatisfatório. Para que o cenário simulado seja mais consistente com a realidade lavrada, os blocos são discretizados em pontos representativos de blocos menores e, após a simulação, como ilustrado na Figura 4.6, é tomada uma média destes pontos que representará o teor médio do bloco.

Os algoritmos de simulação permitem que as dimensões simuladas sejam menores que as dos blocos usados em estimativas por krigagem. O efeito do uso de blocos simulados pequenos (em relação à malha amostral) é ter uma maior incerteza a respeito dos teores destes blocos. Os blocos devem ser divididos em números inteiros, já que o programa de simulação adverte que o cálculo das médias dos blocos deve ser feito com dimensões múltiplas do modelo primário. Portanto, as dimensões usadas no modelo de blocos discretizados são de 25x25m, correspondendo a quatro pontos para cada bloco.

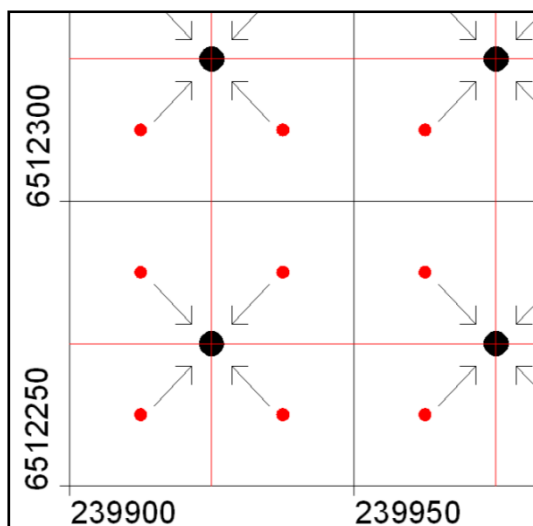


Figura 4.6 – Discretização do modelo de blocos, onde a média do bloco, representada pelo centro (pontos pretos), é calculada a partir dos valores dos pontos de discretização (em vermelho).

A malha inicial foi preenchida com valores simulados da variável acumulada de conteúdo de cinza e teor de enxofre e da espessura atribuída a cada ponto. Desta forma, foram feitas 40 simulações para cada atributo, totalizando, para as seis camadas, 720 cenários simulados diferentemente (40 cenários, 6 camadas e 3 variáveis). Os resultados foram diretamente transformados para sua distribuição original, passando automaticamente pela retro-transformação, pois a rotina inserida no programa permite que a anamorfose (denominação da transformação matemática entre as distribuições original e gaussiana) seja gravada para que o processo inverso seja executado a partir das mesmas informações.

4.5 Validação das simulações

As simulações precisam ser validadas, e servem como controle de qualidade dos modelos simulados. Como o objetivo principal da simulação é a reprodução das feições espaciais do parâmetro modelado a partir das amostras, as características estatísticas de primeira e segunda ordem (histogramas e variogramas, respectivamente) são boas fontes para esta comparação. Em uma boa simulação, estas estatísticas devem ser semelhantes às dos dados iniciais (Deutsch e Journel, 1992). Porém, raramente essas características são efetivamente atingidas devido às chamadas flutuações ergódicas, que são oscilações entre as estatísticas das simulações. A magnitude destas oscilações é controlada por fatores como o algoritmo utilizado para gerar as realizações, a quantidade de dados condicionantes, os parâmetros do variograma, entre outros.

A primeira validação feita foi a visual, onde os pontos simulados são conferidos de forma generalizada, garantindo que a simulação tenha atingido requisitos simples, como a geração de

valores em grande parte do domínio, e o comportamento da distribuição dos valores em certos locais esteja de acordo com o esperado. Todas as simulações foram conferidas visualmente e levaram a mudanças nas estratégias de busca, principalmente pela pouca quantidade de amostras usadas no processo.

A Figura 4.7 mostra mapas resultantes das primeiras simulações da variável acumulada, da espessura e o resultado da divisão dos valores. A semelhança entre o mapa do acumulado e da espessura chama atenção, mas não surpreende, já que para cada acumulado (cinza e enxofre) foram simuladas as espessuras a partir dos mesmos parâmetros de busca e variografia. Assim, as desacumulações das variáveis levarão a resultados restritos ao intervalo correto e, portanto, evitam a geração de valores que extrapolem os limites máximo e mínimo da distribuição dos teores.

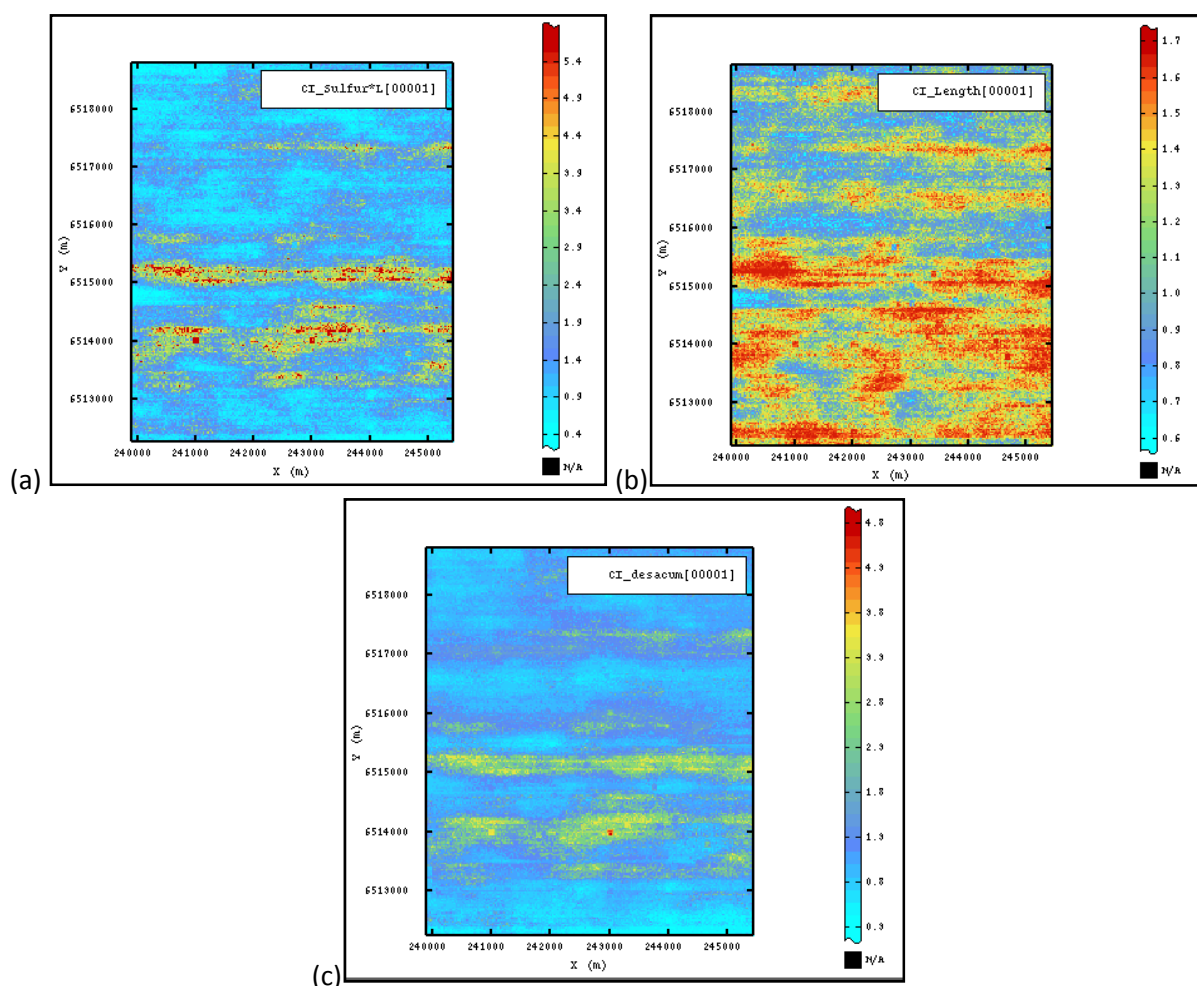


Figura 4.7 – Mapas de cenários simulados da camada CI acumulado de enxofre (a), espessuras (b) e o resultado da desacumulação de enxofre (c).

Após a validação visual, é feita a verificação da reprodução das estatísticas de primeira e segunda ordem dos dados. Devido ao fato de as amostras não apresentarem o mesmo suporte, a reprodução dos variogramas não pode ser feita de forma direta, pois os volumes diferenciados dos

testemunhos de sondagem impediriam que a variância real dos dados fosse levada aos modelos. Porém, se os variogramas dos atributos acumulados (teor de enxofre e conteúdo de cinzas multiplicados pela espessura) e da espessura simulados forem compatíveis com os dos dados iniciais, a reprodução será considerada válida.

Os histogramas dos valores simulados podem ser comparados com os originais, lembrando que a variância (ou desvio padrão) não participam da validação, sendo analisados apenas nos variogramas das variáveis auxiliares. A comparação é satisfatória, pois os limites são respeitados, as médias são próximas e as distribuições graficamente semelhantes.

A Figura 4.8 compara os histogramas de frequências para os teores das amostras de conteúdo de cinzas (a) e teor de enxofre (b) com os dos valores de uma simulação aleatoriamente selecionada para cada variável. Visualmente, há diferenças principalmente no preenchimento de valores em classes de teores não presentes nos dados amostrais. Isso se deve ao número de amostras comparadas, pois a divisão de classes é diferente entre um grupo com poucas dezenas de dados e outro com quase 60.000 nós da malha. Contudo, ainda assim, tendências são identificadas e sua reprodução por meio da simulação é satisfatória. Os histogramas usados na validação das outras camadas estão no Anexo A.

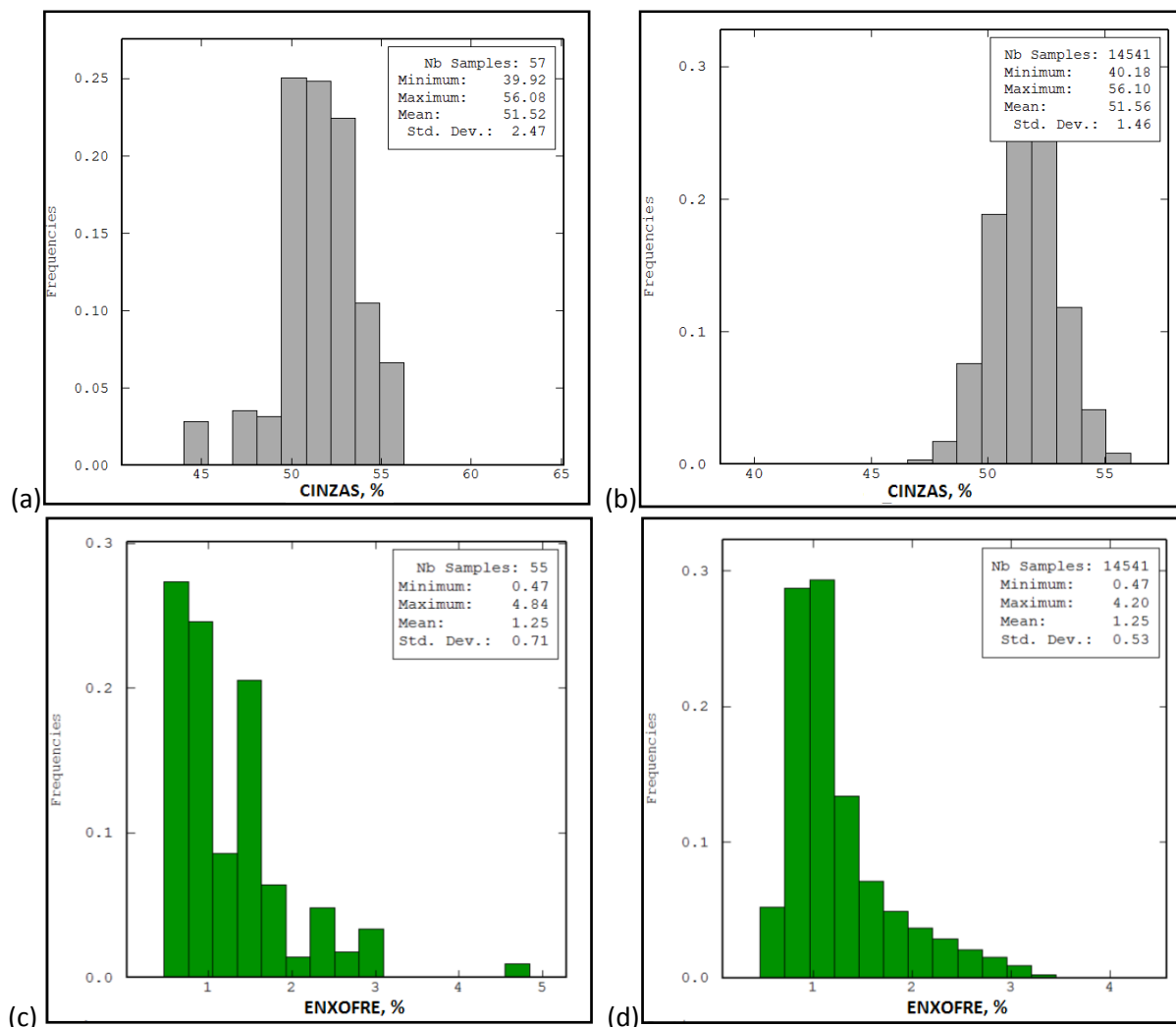


Figura 4.8 – Comparação entre os histogramas dos dados das amostras de cinzas (a) com os valores simulados (b) da camada CS e dos dados de enxofre (c) com a respectiva simulação (d) da camada CS.

Por fim, a validação das simulações é feita checando as estatísticas de segunda ordem, ou seja, os variogramas, que devem ser graficamente similares. As flutuações ergódicas entre as realizações faz com que os variogramas dos dados simulados oscilem no entorno do modelo inicial, podendo, também, ser interpretados como possibilidades da realidade. A Figura 4.9 mostra a compatibilidade dos variogramas experimentais das 40 simulações com os variogramas modelados a partir dos dados iniciais do acumulado do conteúdo de cinza, acumulado de teor de enxofre e a espessura da camada CS. Todos os variogramas checados nas diversas simulações estão no Anexo B.

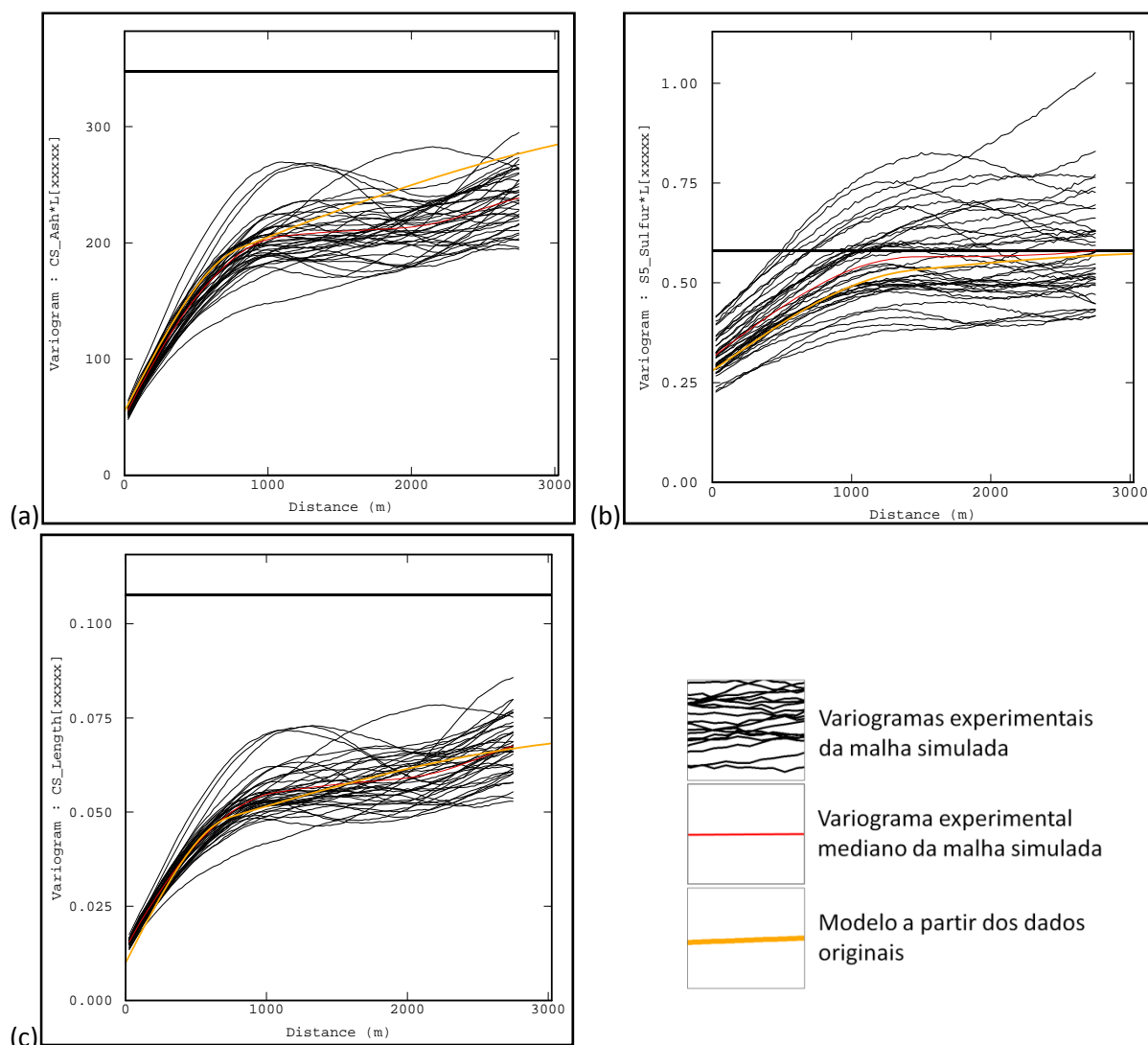


Figura 4.9 – Variogramas experimentais direcionais (N0) resultantes das simulações da camada CS do acumulado de cinzas (a), acumulado de enxofre (b) e da espessura (c) validados por meio de comparação com os modelos dos dados amostrais.

4.6 Processamento dos valores simulados

Os valores gerados precisam ser tratados antes de alimentarem as rotinas de composição dos teores médios das pilhas. Para tanto, a divisão das variáveis acumuladas pela respectiva espessura da camada simulada deve ser feita, (conforme mostrado anteriormente). Apesar de todos os procedimentos terem sido tomados para evitar problemas na divisão, alguns valores extremos acabaram sendo criados. Isto é atribuído às certas zonas criadas nos mapas gerados pela simulação. Estas variações podem levar a resultados inesperados durante a desacumulação, pois nem sempre o comportamento dos valores da espessura acompanha o comportamento do acumulado.

Esta restrição de valores aos limites mínimos e máximos dos dados originais pode ser feita de diferentes formas, conservando prioritariamente valores ou tendências. Para que a média dos

valores não seja alterada, o método de limitação foi feito preservando-a. Para isso, cada valor extremo do desacumulado, ou seja, cada vez que a divisão resultasse em valor maior ou menor que os limites das amostras, o acumulado passa ser igual a esse valor máximo ou mínimo e a espessura passa a ser igual a um. Apesar de alterarem-se valores das duas variáveis auxiliares, este procedimento garante que cada ponto extremo contribua com o valor correto para a geração das médias dos blocos. Esta correção foi necessária, de forma geral, em menos de 1% dos nós simulados.

Esta nova variável acumulada permite que a discretização do modelo simulado (pontos) seja convertida em valores médios de blocos (suporte da lavra) por meio de médias ponderadas pela espessura entre os resultados dos quatro pontos pertencentes a cada bloco. Assim, uma nova malha de blocos foi criada, com as dimensões que serão utilizadas no sequenciamento de lavra e impedindo que valores fora da faixa esperada sejam criados pela divisão entre os acumulados e o acumulador.

Todas as variáveis foram simuladas em uma malha densa antes de serem reblocadas para compor os blocos de 50 x 50 m. Considerando que o suporte de cada bloco não é o mesmo, cada média tomada entre eles deverá ser ponderada pela espessura da camada naquele local. Assim, as variáveis reblocadas foram os teores acumulados resultante das simulações e as espessuras, permitindo que operações algébricas possam continuar sendo feitas na nova malha.

4.7 Sequenciamento

O teor médio de cada pilha depende diretamente da sequência de blocos utilizada para sua construção. Esta sequência é determinada pelo avanço da lavra planejado, que engloba a área a ser minerada e os cortes seguindo a sequência planejada. A sequência dos cortes será iniciada ao norte da área por vários motivos técnicos operacionais, dentre eles, está que o local, determinado para o depósito do material de decapeamento do primeiro corte, deve estar incluído nos limites da concessão, sem interferir nas zonas de extração. A área de extração ao longo dos anos de atividade previstos foi dividida em 28 cortes para uma área de cerca de 12 quilômetros quadrados (Figura 4.10).

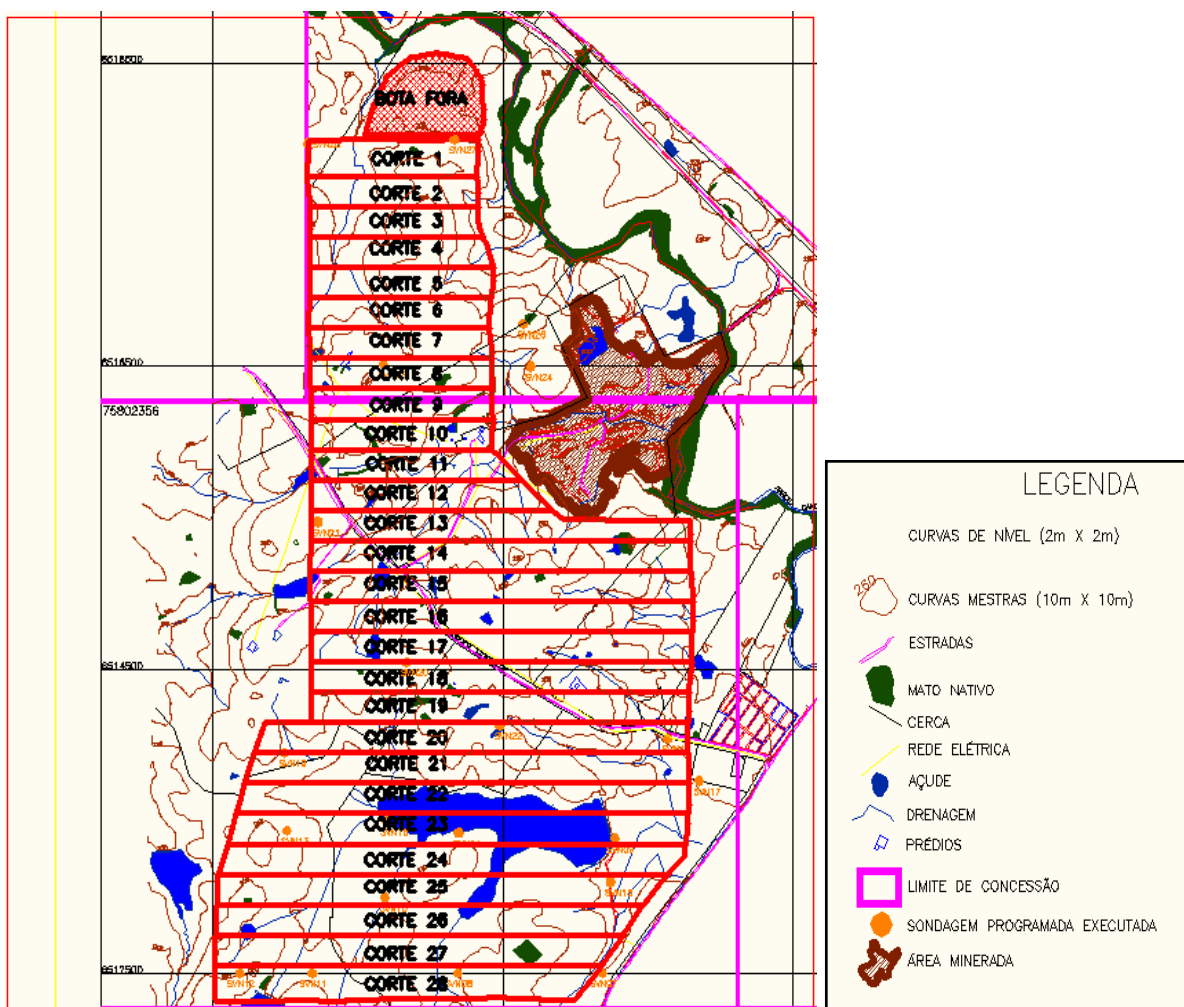


Figura 4.10 – Cortes planejados para a lavra (linhas vermelhas).

A sequência de cortes foi feita para todas as camadas de carvão contidas nos limites da lavra. É planejada a extração dos blocos seguindo a estratigrafia das camadas, ou seja, a extração do primeiro bloco da camada S6 será seguida diretamente pelo bloco da camada S5 de mesma coordenada, sendo mantida esta sequência até a exploração na camada mais profunda antes de mover os equipamentos para uma nova posição de lavra.

A ordem de extração determinada tem início no ponto extremo noroeste do primeiro corte, progredindo na direção sul até o limite inferior do corte, onde será iniciada a lavra nos blocos vizinhos a leste, por sua vez ordenada de sul para norte. Esta ordem de sul para norte e de norte para sul continua até o extremo leste da primeira fatia. A segunda etapa de extração terá início a leste e fim a oeste, de tal forma que os cortes ímpares são progressivos na direção leste e os pares, na direção oeste.

Entretanto, blocos de camadas que sofreram erosão devem ser desconsiderados e a lavra segue a partir do bloco subsequente. O modelo de áreas erodidas para cada camada também, foi fornecido pela equipe de engenharia da empresa. Ao modelo de blocos foi criada uma variável

auxiliar atribuindo-se a esta, os valores dos cortes que contém um grupo de blocos, sendo os blocos erodidos e aqueles situados fora de qualquer corte carimbados como zero e, desta forma, descartados da sequência de lavra.

As 40 realizações executadas para cada camada fornecem diferentes valores de variável para cada bloco pertencente à camada. Desta forma, os 40 valores do atributo fornecem um mapa de variabilidade, medida pelo coeficiente de variação entre estes valores. O coeficiente é determinado pelo desvio padrão dividido pela média, ambos tomados das 40 realizações de cada bloco. Assim, é possível gerar-se um modelo de blocos carimbado com o coeficiente de variação de cada camada, fornecendo uma ilustração das áreas com maior variabilidade do parâmetro em questão. Ao compor as imagens (Figura 4.11), foram destacados os blocos erodidos, permitindo uma visualização do volume de minério de cada camada.

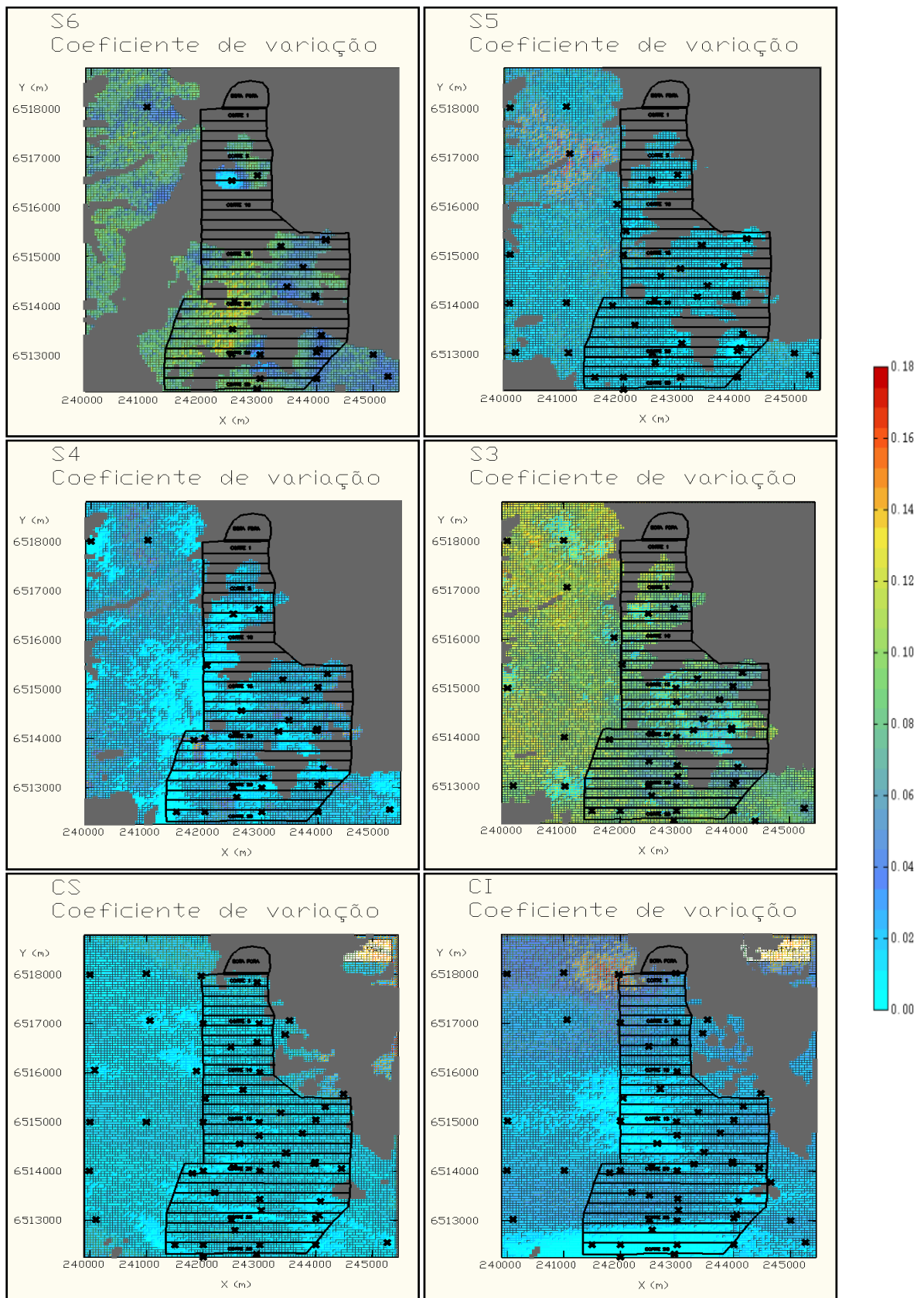


Figura 4.11 – Mapas de variabilidade das camadas seguindo a estratigrafia para a variável conteúdo de cinzas. As áreas escuras representam a erosão e os pontos pretos, as amostras utilizadas para condicionar as simulações.

Os mapas ressaltam o grau de erosão das camadas, onde a mais superficial (S6) se mostra bem menos conservada que as de maior profundidade (C1). O primeiro corte, por exemplo, garante carvão existente apenas nas duas últimas camadas. Os locais amostrados, também, chamam a atenção, principalmente pelo fato de apresentarem, de forma geral, coeficientes de variação menores, o que corresponde ao senso comum de que blocos simulados próximos às amostras garantem maior confiabilidade aos atributos previstos para estes blocos. Os mapas referentes aos teores de enxofre estão ilustrados na Figura 4.12.

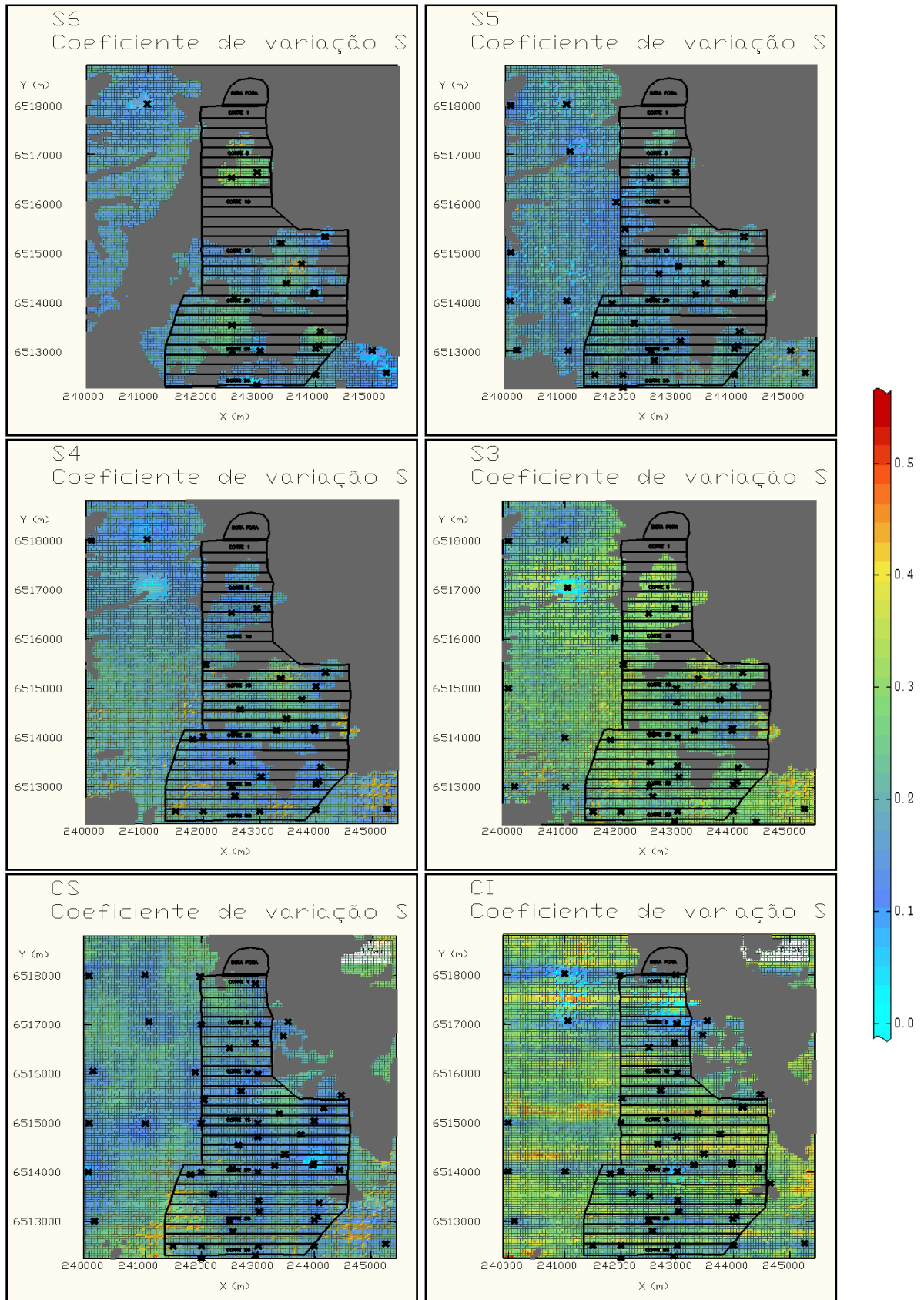


Figura 4.12 – Mapas de variabilidade das camadas para os teores simulados de enxofre. Áreas erodidas (cinza) e localização das amostras, também, são representadas.

4.8 Diluição da lavra

Os equipamentos de lavra não são capazes de selecionar precisamente o material a ser extraído, de forma que o carvão e o estéril são lavrados com certo grau de mistura (diluição), aumentado pela movimentação causada pelo desmonte. A equipe de engenharia da empresa considera a diluição de 10 cm para cada camada (estéril adicionado ao carvão). Porém, as camadas de estéril, também, apresentam conteúdos de cinza e teores de enxofre que devem ser consideradas nesta diluição.

Foram inseridas nos cálculos de diluição, a densidade média da rocha sedimentar encaixante e a densidade do carvão a ser diluído. Assim, o carvão ROM terá nova espessura e conseqüentemente, novos volumes e massas, esta modificada também pelas densidades das rochas.

As espessuras consideradas para a elaboração das pilhas foram as do modelo geológico fornecido pela empresa, e não as espessuras utilizadas como variável auxiliar dos processos de simulação. Assim, a espessura diluída é simplesmente a espessura do modelo geológico mais a constante de 10 cm adicionada à camada de carvão. O volume de cada bloco diluído passa a ser a nova espessura multiplicada pela área do bloco (2500m²).

A massa do carvão ROM é a soma dos produtos entre volumes e densidades do carvão e da fração do estéril incorporada ao carvão pela diluição (Equação 4.1). O teor médio de cada bloco é a média dos teores (de cinzas ou enxofre) ponderados pela densidade e pelo volume de camada; porém, como a área é a mesma para todos os blocos, foram usadas apenas as espessuras e densidades variáveis de cada camada (Equação 4.2). Os dados fornecidos para a composição dos teores dos blocos diluídos pela lavra estão apresentados na Tabela 4.4.

$$M_{ROM} = V_{carvão} * D_{carvão} + V_{estéril} * D_{estéril} \quad (4.1)$$

$$T_{ROM} = \frac{T_{carvão} * D_{carvão} * E_{carvão} + T_{estéril} * D_{estéril} * E_{estéril}}{D_{carvão} * E_{carvão} + D_{estéril} * E_{estéril}} \quad (4.2)$$

Onde: $V_{carvão}$ é o volume do bloco de carvão pertencente a camada;

$D_{carvão}$ é a densidade média da camada de carvão;

$T_{carvão}$ é o teor (ou conteúdo) do carvão;

$V_{estéril}$ é o volume de estéril considerado para a diluição;

$D_{estéril}$ é a densidade média da camada de estéril da diluição;

$T_{estéril}$ é o teor (ou conteúdo) do estéril.

Tabela 4.4 – Valores utilizados nos cálculos de diluição

Camada	Carvão		Estéril	
	Densidade média, g/cm ³	Cinza média, %	Enxofre médio, %	Densidade média, g/cm ³
S6	1,65	88,46	4,52	2,59
S5	1,74	85,24	0,42	2,37
S4	1,80	86,85	2,47	2,36
S3	1,64	85,13	0,54	2,30
CS	1,70	87,61	0,45	2,48
CI	1,72	87,04	0,33	2,40

4.9 Composição das pilhas

Com as simulações realizadas, seus valores tratados e reblocados e a sequência de lavra estabelecida, as pilhas podem agora ter seus valores qualitativos médios simulados a partir destes blocos. A variabilidade entre pilhas foi verificada para várias massas homogeneizadas, a fim de determinar um tamanho adequado para a homogeneização do carvão. Porém, para a geração das pilhas, a massa proveniente de cada bloco é diferente, pois cada camada teve sua densidade média considerada e cada bloco a sua devida espessura.

Para formar as pilhas com massas próximas às desejadas, a contribuição de cada bloco para a massa total da pilha foi verificada com auxílio de um programa desenvolvido em *visual basic*[®] (Marques et al., 2009). O algoritmo acumula as massas dos blocos até chegar à massa da pilha desejada. Se a adição de um novo bloco não exceder o limite de massa estabelecido para a pilha, o bloco entra no cálculo da média da pilha. O valor do atributo de cada bloco é ponderado pela sua massa para compor o teor médio da pilha.

Para investigação de tamanho de pilha e sua variabilidade, é necessário considerar que o tamanho da pilha seja operacional e economicamente viável. Portanto, as massas de pilhas verificadas foram entre 30.000 t a 130.000 t aproximadamente, com intervalos de 20.000 toneladas.

Com o aumento do tamanho da pilha, há redução no número de pilhas formadas ao longo da vida útil da mina e, portanto, redução dos valores médios extremos, devido à homogeneização. Os gráficos foram compostos contendo cada valor médio de pilha ao longo das sequências de lavra e foram repetidos para diversas massas de pilhas. Foram feitos gráficos para teores de enxofre e conteúdo cinza *in situ* e diluídos (ROM).

As Figuras 4.13 até a 4.16 mostram as sequências de pilhas com seus respectivos valores do atributo de enxofre e cinza (considerando ou não a diluição) formadas para cada massa escolhida durante todo o tempo previsto de atividade da lavra. Os gráficos foram construídos a partir dos valores extremos de cada pilha gerados pelas 40 realizações. Desta forma, as sequências de pontos apresentadas não representam valores provenientes de alguma simulação em particular, mas sim a banda de confiabilidade formada pelas simulações incluindo o valor máximo e mínimo esperado para cada pilha em particular.

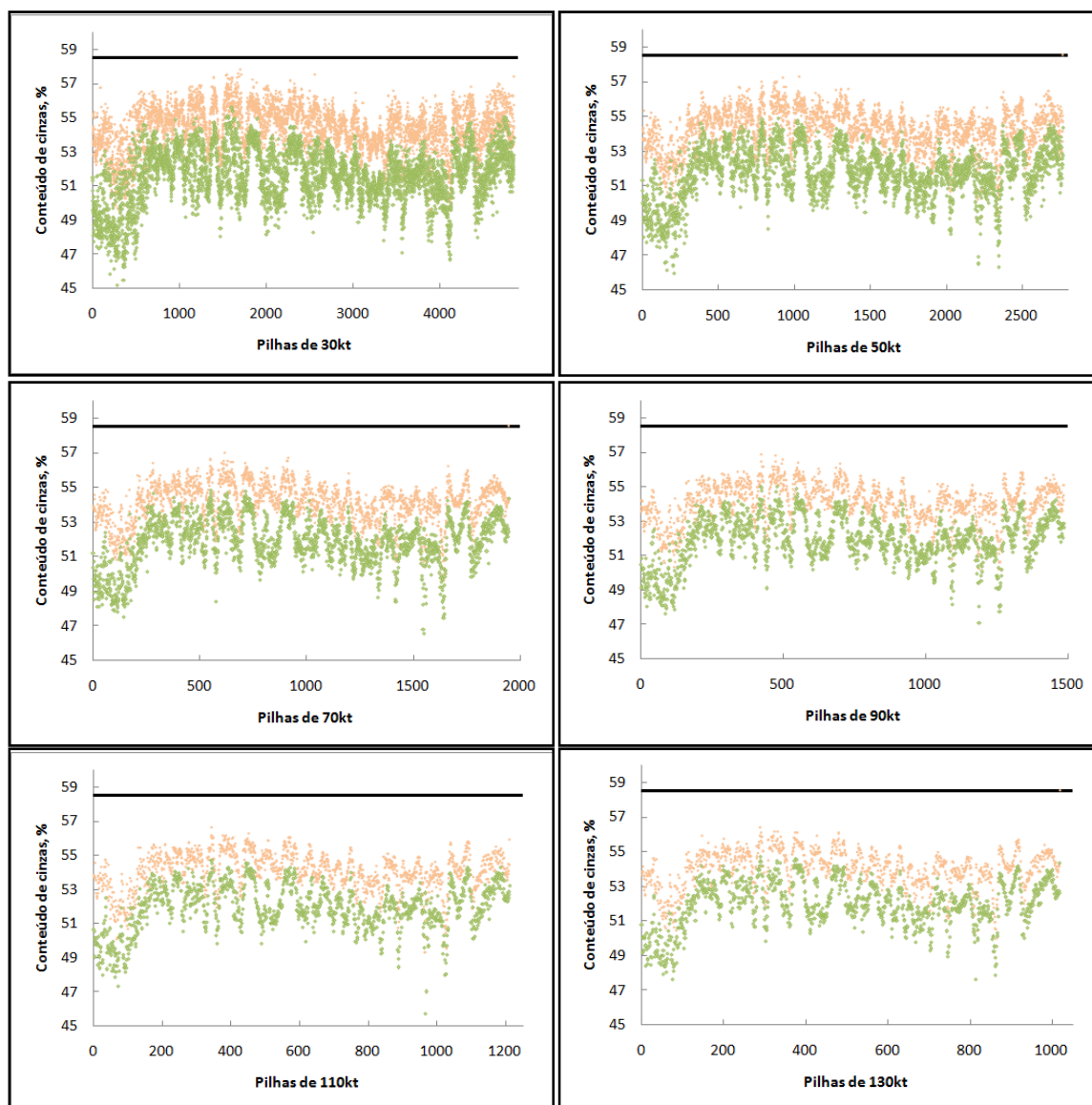


Figura 4.13 – Sequência de máximos e mínimos de conteúdo de cinza *in situ* para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro.

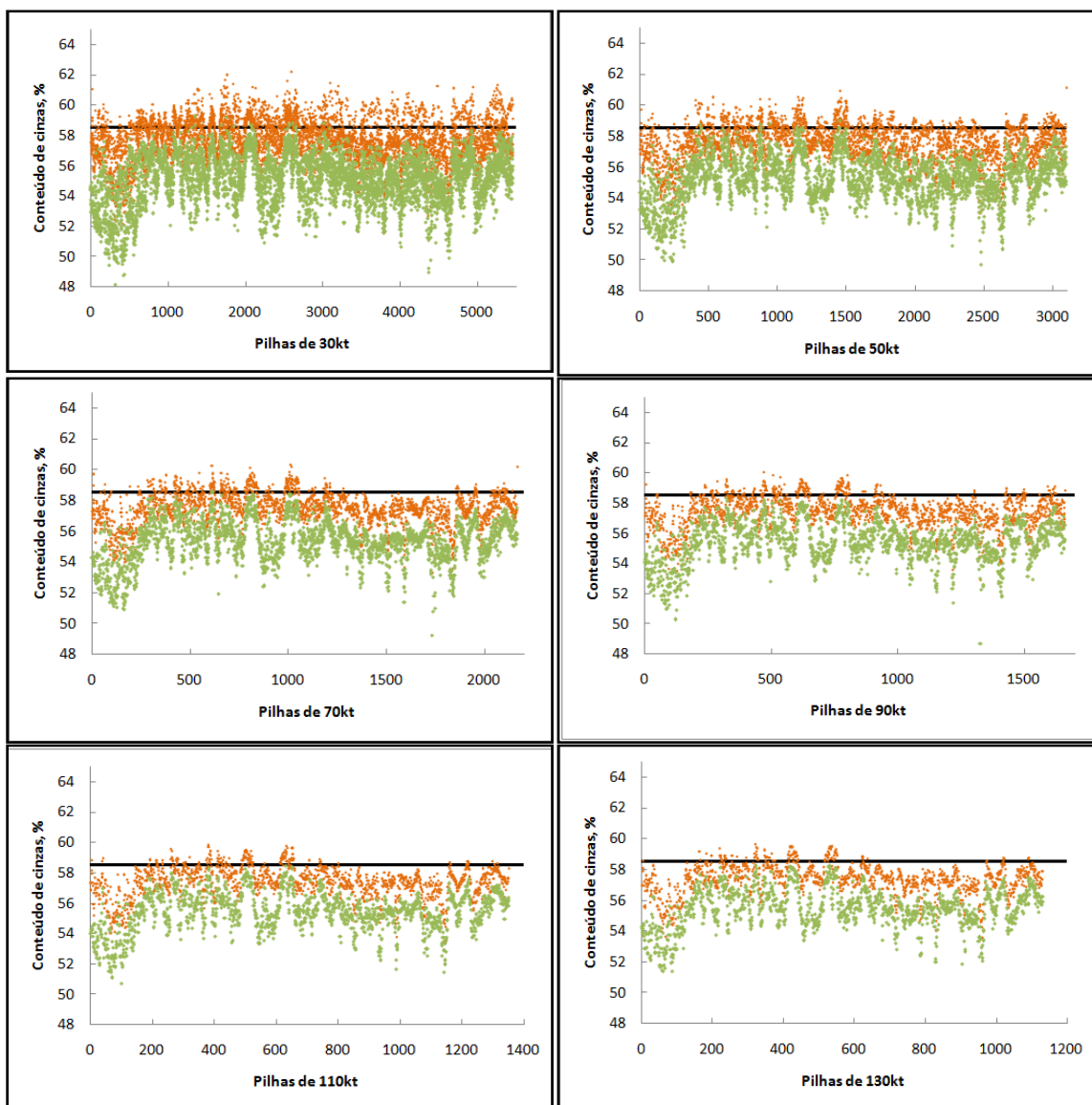


Figura 4.14 - Sequência de máximos e mínimos de conteúdos de cinza ROM (considerando a diluição) para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro.

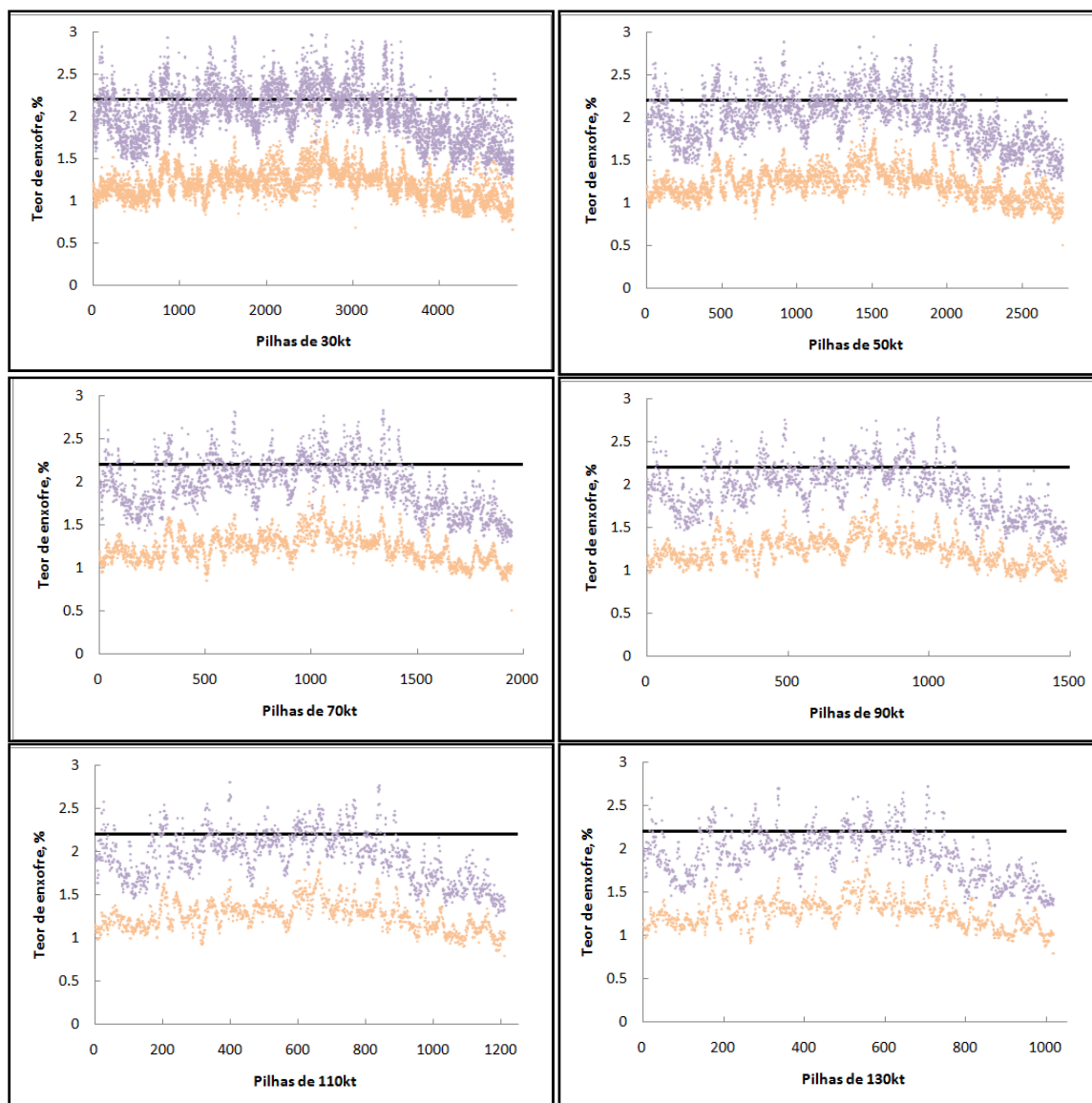


Figura 4.15 - Sequência de teores máximos e mínimos de enxofre *in situ* para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro.

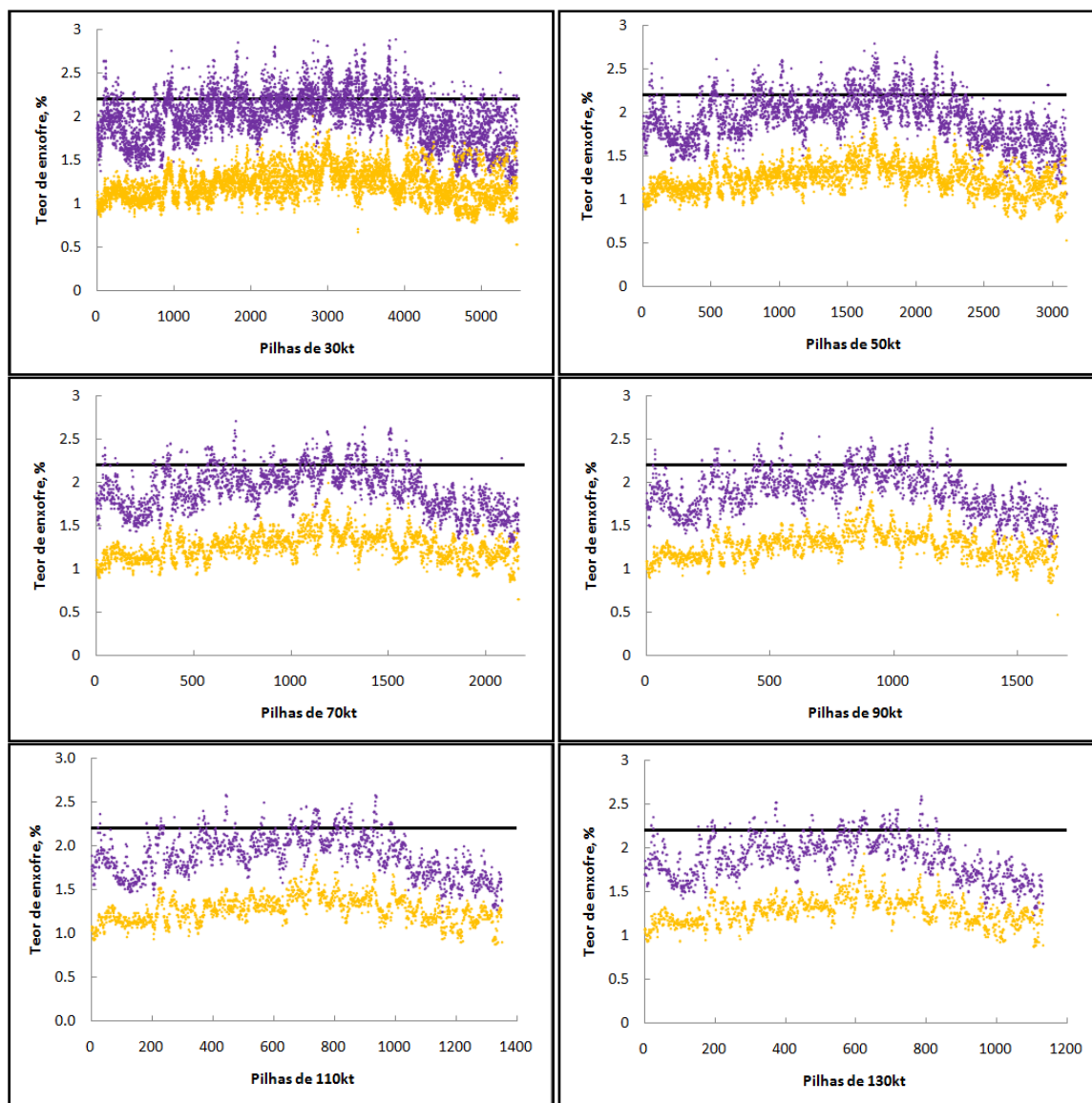


Figura 4.16 - Sequência de teores máximos e mínimos de enxofre ROM (considerando a diluição) para cada tamanho de pilha. A linha escura refere-se ao nível máximo estabelecido para o parâmetro.

Nota-se uma redução clara da distância entre os limites mínimo e máximo de teor médio das pilhas com o aumento da massa homogeneizada, especialmente, no caso do enxofre. Se comparados os resultados entre as pilhas de 30kt e de 130kt para o conteúdo de cinza ROM, os valores extremos ficam mais próximos, reduzindo a banda de mínimo de 47,37 e máximo de 62,17% para o mínimo de 51,38 e o máximo de 59,65%. Assim, a diferença entre os extremos cai de 14,8 para 8,27%. Além disso, com o aumento da massa das pilhas, as flutuações são reduzidas. A Tabela 4.5 mostra esta redução dos limites em detalhe, onde são apresentadas as reduções das bandas de incerteza (relativas ao valor da pilha de 30 kt) por meio da divisão entre a redução de banda e o valor da banda inicial.

Tabela 4.5 – Limites de teores dos atributos e o tamanho da banda de confiabilidade para cada tamanho de pilha

		Massa da pilha, kt					
		30	50	70	90	110	130
Conteúdos de cinza (<i>in situ</i>), %	Limite máximo	57,81	57,31	57,01	56,89	56,62	56,37
	Limite mínimo	43,31	43,13	46,58	47,11	47,00	47,63
	Banda de incerteza	14,5	14,18	10,43	9,78	9,62	8,74
	Redução da banda	-	2%	28%	33%	34%	40%
Conteúdos de cinza (ROM), %	Limite máximo	62,17	61,12	60,28	60,04	59,58	59,65
	Limite mínimo	47,37	47,91	49,24	50,27	50,70	50,38
	Banda de incerteza	14,8	13,21	11,04	9,77	8,88	8,27
	Redução da banda	-	11%	25%	34%	40%	44%
Teores de enxofre (<i>in situ</i>), %	Limite máximo	3,11	2,94	2,82	2,78	2,77	2,72
	Limite mínimo	0,69	0,77	0,85	0,87	0,85	0,87
	Banda de incerteza	2,42	2,17	1,97	1,91	1,92	1,85
	Redução da banda	-	10%	19%	21%	21%	24%
Teores de enxofre (ROM), %	Limite máximo	2,89	2,79	2,71	2,62	2,58	2,59
	Limite mínimo	0,67	0,75	0,85	0,84	0,88	0,87
	Banda de incerteza	2,22	2,04	1,86	1,78	1,70	1,72
	Redução da banda	-	8%	16%	20%	23%	23%

A diminuição da banda de incerteza é clara em todos os quatro casos. Porém, nos incrementos de massa iniciais é onde acontecem as maiores reduções. Merece destaque o fato de a diluição de apenas 10 cm contribuir para que os atributos calculados para as pilhas sejam bastante afetados em comparação entre o carvão *in situ* e o carvão ROM. De forma que os benefícios da seletividade da lavra devem ser ressaltados.

A Figura 4.17 apresenta o comportamento do desvio padrão entre as pilhas formadas para os atributos em estudo para cada tamanho de pilha. As linhas individualmente representam comunicações entre os pontos resultantes de uma única simulação. Assim, cada gráfico contém 40 sequências de pontos, e a análise de todos em conjunto permite apreciar os limites de confiabilidade para o comportamento do atributo mapeado.

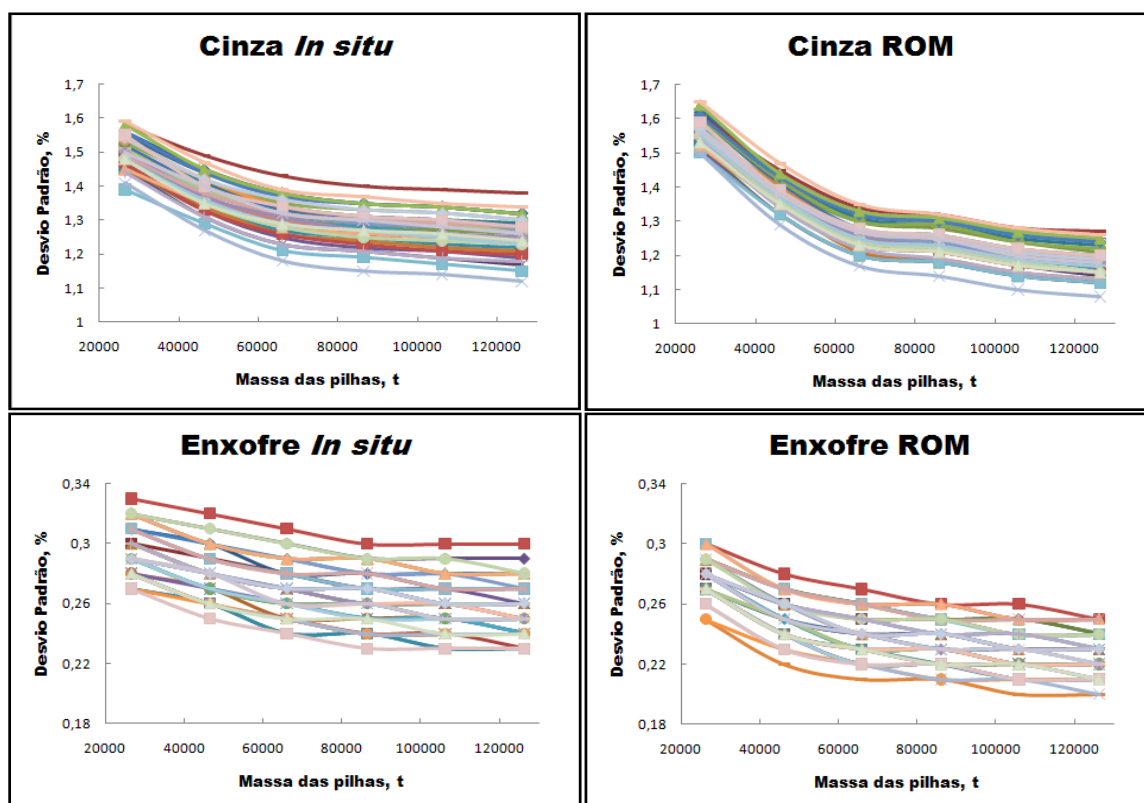


Figura 4.17 – Redução do desvio padrão dos teores entre pilhas conforme o aumento da massa homogeneizada na pilha.

O valor do desvio padrão decai com o aumento da massa homogeneizada, tanto para os valores do enxofre quanto das cinzas (diluídos ou não). Os limites superior e inferior dos desvios padrão formam uma banda de incerteza menor para o material diluído em relação ao carvão *in situ*, e os valores de variabilidade são maiores para o carvão ROM. Os valores médios do desvio padrão para cada tamanho de pilha, são apresentados na Tabela 4.6.

Tabela 4.6 – Desvios padrão médios conforme o incremento da massa da pilha para os atributos estudados

Massa da pilha, kt	Média dos Desvios padrão, %			
	Cinza (<i>in situ</i>)	Cinza (ROM)	Enxofre (<i>in situ</i>)	Enxofre (ROM)
30	1,50	1,57	0,30	0,28
50	1,38	1,38	0,28	0,25
70	1,31	1,26	0,27	0,24
90	1,28	1,24	0,26	0,23
110	1,27	1,20	0,26	0,23
130	1,25	1,18	0,26	0,23

A redução dos valores do desvio padrão médio é mais abrupta para os primeiros tamanhos de pilha. Para o enxofre, os valores se estabilizam em 70kt. Para a cinza, os valores continuam decaindo após este valor, porém, com diferenças menores entre os pontos medidos.

A empresa mineradora, regida por contrato com a usina termelétrica consumidora do combustível, deve fornecer lotes com conteúdo de cinzas e teor de enxofre máximos de 58,5% e 2,2%, respectivamente, sendo previstas penalidades financeiras caso essas condições sejam descumpridas. Alguns lotes apresentam a probabilidade de ultrapassar os limites estipulados.

Como cada bloco simulado (e conseqüentemente as pilhas formadas por estes blocos) tem uma distribuição de valores equiprováveis, pode ser calculada uma probabilidade de o valor do lote ultrapassar os limites estabelecidos. Assim, previsões podem ser feitas e decisões possam ser tomadas com antecedência para adequar os lotes que apresentarem probabilidades excessivas de estarem fora de especificação.

Dentre os 40 valores equiprováveis de cada pilha, foi feita uma contagem daqueles que ultrapassam os limites máximos estabelecidos. Desta forma, a parcela de lotes calculados que estão fora dos padrões pode ser usada para obter-se a probabilidade da pilha ser passível de penalidade.

Para ilustrar os locais de maior probabilidade de teores e conteúdos excessivos, foram construídos mapas de localização das pilhas, para os vários tamanhos calculados, com legenda de cores para identificar os locais de maior probabilidade. A Figura 4.18 mostra estas probabilidades calculadas para conteúdo de cinza e teor de enxofre para massas de 70.000 t de carvão, já considerada a diluição da lavra. Os demais mapas encontram-se no Anexo C.

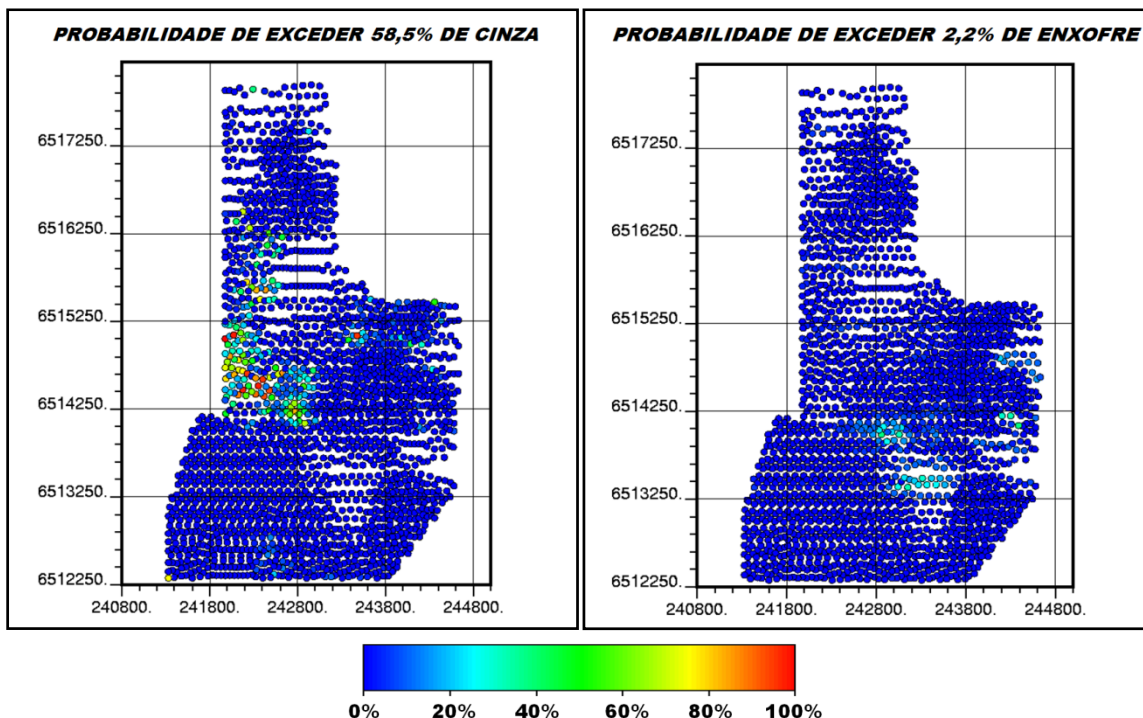


Figura 4.18 - Mapas de localização dos pontos médios das pilhas de 70kt, com as respectivas probabilidades de excederem os limites do contrato.

A maior parte das pilhas apresenta probabilidade abaixo de 10% de apresentarem valores mais altos que 58,5% de conteúdo de cinzas ou 2,2% de teor de enxofre ocorrerem. A Figura 4.19 mostra a probabilidade do lote ultrapassar os valores aceitáveis ao longo dos anos de extração para pilhas de 70kt. Os gráficos para os demais tamanhos de pilha estão no Anexo D. Por exemplo, para massas de 70 kt, 85,5% das pilhas não apresenta possibilidade de ultrapassar 58,5% de conteúdo de cinza e 87,4% não apresentam possibilidade de atingir 2,2% de teor de enxofre.

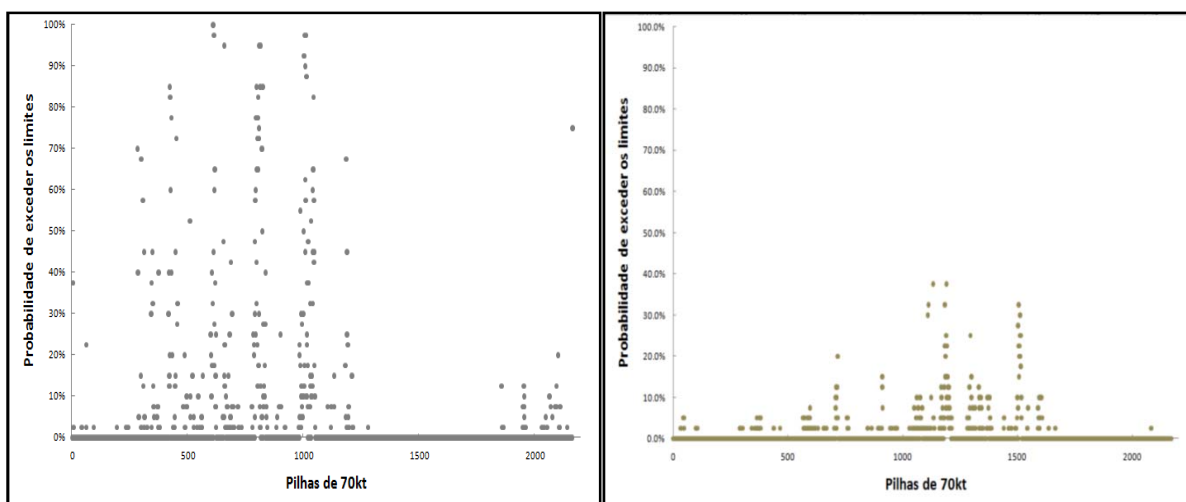


Figura 4.19 - Probabilidade de exceder 58,5% de conteúdo de cinzas e 2,2% de teor de enxofre para a sequência de extração das pilhas de 70kt.

Com o aumento do tamanho, a redução do número de pilhas que ultrapassam os padrões de qualidade aceitos é evidente, porém, considerando todas as seis camadas lavradas e a diluição prevista, uma parte dos lotes da reserva ainda seria passível de penalidades, descartados, ou necessitariam de beneficiamento antes de serem entregues ao cliente. É notável que, apesar de o conteúdo de cinzas e o teor de enxofre apresentarem percentuais próximos de alguma pilha excederem limites (para pilhas de 70 kt), a Figura 4.19 mostra que as probabilidades de o teor de enxofre ultrapassar o valor máximo são menores que as probabilidades do conteúdo de cinzas.

4.10 Alternativas para o planejamento da lavra

Alguns testes foram feitos, a fim de sugerir soluções para minimizar o risco de penalidade comercial dos lotes com relação ao conteúdo de cinzas. Camadas com elevada cinza média foram retiradas, uma por vez, e os valores das pilhas foram recalculadas. Não necessariamente, a camada com a pior qualidade teria maior contribuição para os altos valores, já que as médias são ponderadas pelas massas dos blocos. O número de pilhas com conteúdo de cinzas acima de 58,5% reduziu com a retirada dos blocos da camada S4. Porém, a quantidade de pilhas acima de 2,2% de teor de enxofres aumentou. A Figura 4.20 mostra o comportamento dos valores máximos e mínimos em relação ao valor máximo aceitável para as pilhas de 70kt desconsiderando a camada S4 como minério. O mapa de localização dos pontos médios do carvão formador de cada pilha e a representação em escala de cores da probabilidade de estarem acima dos respectivos máximos estão na Figura 4.21. A Figura 4.22 mostra a sequência de extração dos lotes de 70kt e a probabilidade de excederem os valores máximos.

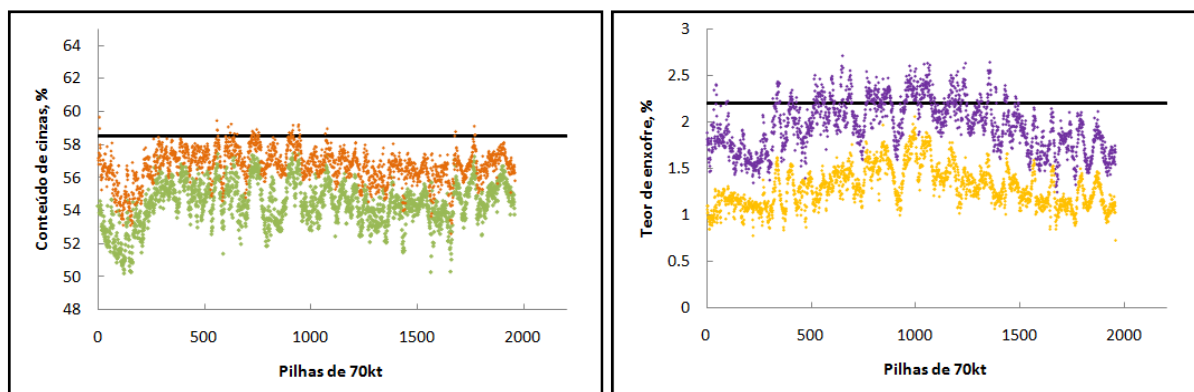


Figura 4.20 - Sequência de teores máximos e mínimos dos atributos cinza e enxofre para as pilhas de 70kt considerando a camada S4 como estéril.

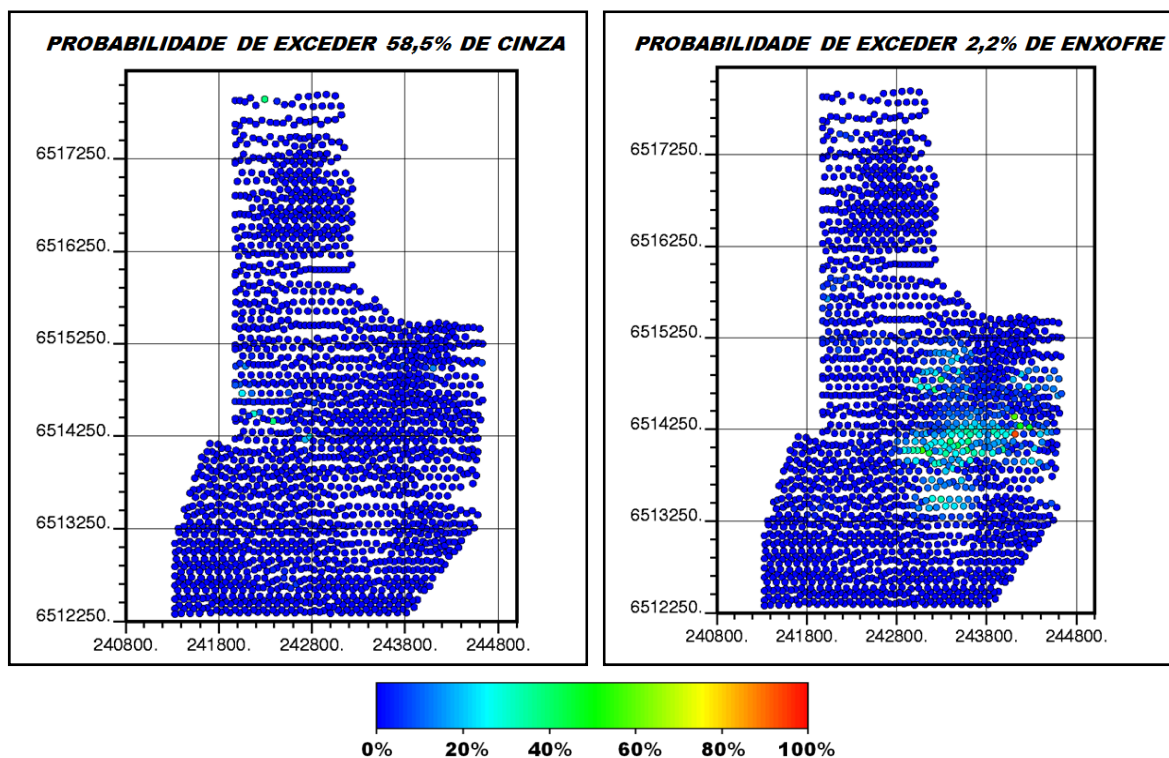


Figura 4.21 - Mapas de localização dos pontos médios das pilhas de 70kt, legendados pela probabilidade de excederem os limites do contrato para a cinza e enxofre, considerando a camada S4 como estéril.

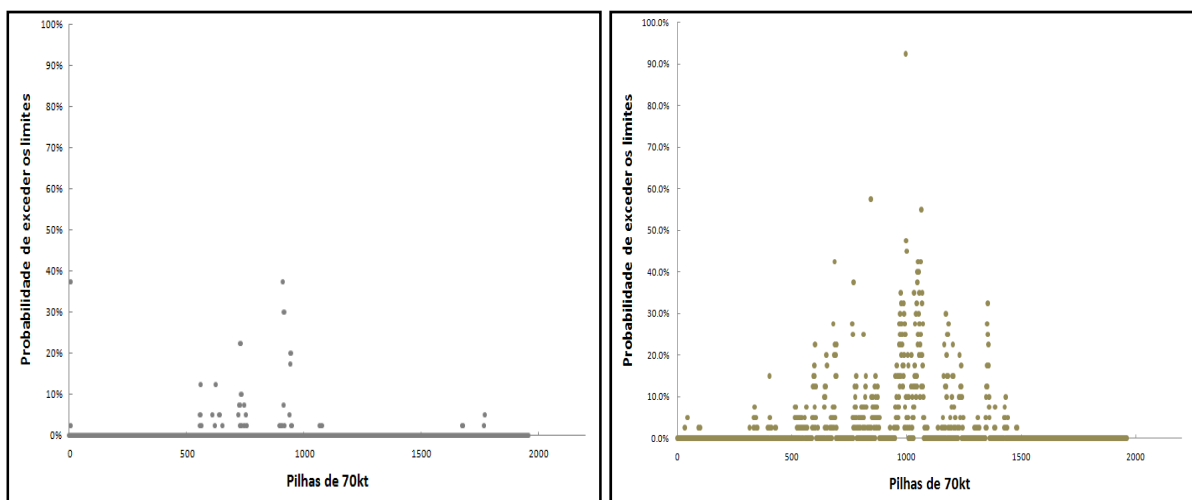


Figura 4.22 - Probabilidade de exceder 58,5% de conteúdo de cinzas e 2,2% de teor de enxofre para a sequência de extração das pilhas de 70kt considerando a camada S4 como estéril.

A retirada de camadas colabora para a redução de lotes passíveis de penalidades; porém, não pode ser feita de forma generalizada. Há regiões onde este procedimento não é necessário e a recuperação da lavra pode ser mantida. Por outro lado, há zonas onde a retirada de camadas melhoraria no aspecto de conteúdo de cinzas, mas prejudicaria o teor médio de enxofre. Com a retirada da camada S4, por exemplo, 97,9% das pilhas de 70kt não apresentam possibilidade de ultrapassar 58,5% de conteúdo de cinza. Porém, apenas 80,4% não apresentam possibilidade de atingir 2,2% de teor de enxofre. O número de lotes com conteúdo de cinzas impróprio diminui com a

retirada da camada S4, mas o número aumenta para o teor de enxofre, para algumas pilhas, a medida não é suficiente para caracterizar o carvão como aceitável pelo consumidor.

Porém, os resultados são representados por meio da retirada completa da camada S4, o que pode causar problemas de teores de enxofre em pilhas com comportamento adequado. A correção deve ser feita no planejamento de curto prazo, onde as pilhas serão analisadas detalhadamente e as camadas serão desconsideradas apenas nos locais necessários.

Capítulo 5

Conclusões e recomendações

Neste capítulo, são apresentadas conclusões e considerações finais sobre os trabalhos apresentados nesta dissertação. E, por fim, serão feitas algumas considerações finais e recomendações para trabalhos futuros.

5.1 Conclusões

Com o consumo de energia mundial em constante crescimento, a geração a partir da combustão do carvão vem acompanhando esta tendência. Logo, empreendimentos de mineração direcionados à extração do carvão também devem acompanhar esse aumento de produção, resultando na abertura de novas minas. Para que haja maior recuperação do material lavrado e conseqüente viabilização dos novos empreendimentos, a tecnologia permite que o carvão ROM seja diretamente remetido às plantas de geração de energia.

Porém, a variabilidade dos lotes entregues compromete a eficiência dos equipamentos responsáveis pela geração de energia. Assim, por meio de contratos fechados entre o mercado consumidor e a empresa fornecedora de carvão, são estabelecidos limites de teores e variabilidade dos lotes, gerando a necessidade de definição das estratégias de extração e fornecimento do material.

Com o objetivo de fornecer lotes com a menor variabilidade economicamente viável dentro dos teores aceitáveis, este trabalho revisou as estratégias de homogeneização por meio de pilhas, conceituando homogeneidade e heterogeneidade sobre a visão geral das principais estratégias de homogeneização: (i) homogeneização na lavra; (ii) pilhas de homogeneização e; (iii) homogeneização no processo metalúrgico ou de beneficiamento.

Homogeneização por pilhas ou devido aos processos de beneficiamento são decisivos para a viabilidade do projeto devido aos custos de implementação e operação; destacam-se pela flexibilidade com que aceitam as flutuações dos teores do material de alimentação.

Usando técnicas de homogeneização por pilhas, mesmo com o custo de investimento relativamente baixo, para que se possa prever qual a variabilidade dos lotes entregues ao mercado, é indispensável o conhecimento detalhado da variabilidade do material lavrado. Neste trabalho, técnicas de simulação geoestatística foram consideradas, pois são capazes de prever faixas de variabilidade dos teores esperados para pilhas/lotes.

Foram gerados cenários equiprováveis para teores de cinza e enxofre no depósito localizado na Região Sul do Estado do Rio Grande Do Sul. Os modelos foram validados com procedimentos adequados. A grande vantagem da realização de vários cenários é incorporar a incerteza ao valor de lote fornecido às plantas de beneficiamento ou termelétricas.

Considerando o estudo de caso de um projeto de lavra da mina a céu aberto, foram analisadas as flutuações dos atributos geológicos, previstas em vários tamanhos de lotes homogeneizados. O aumento da massa do lote reduz flutuações dos teores entre os lotes até um ponto aceitável pelo contrato estabelecido entre o consumidor e o fornecedor.

Um tamanho conveniente de lote foi sugerido neste trabalho, definido pela redução da banda de incerteza entre os valores simulados e pela redução do desvio padrão entre os lotes entregues. Os riscos associados a cada lote entregue foi representado ao longo da vida útil da mina, resultando assim em uma previsão a longo prazo do comportamento dos atributos.

5.2 Recomendações

O tamanho ideal da pilha de homogeneização não é definido apenas pela menor variabilidade dos atributos de interesse. O ponto ideal deve ser definido com auxílio de outros aspectos como operacionais, custos de construção, transporte, estocagem do material, entre outros. A definição do melhor tamanho de lote será feita por aquele que apresente os menores custos e garanta o fornecimento dos teores dentro das faixas previstas em contratos. Além disso, a variabilidade de teores deve ser considerada, buscando-se sempre a menor, dentro das ponderações de custos.

Os resultados foram bastante afetados pela análise exploratória dos dados fornecidos para este trabalho, devido à baixa quantidade de informações contidas no banco de dados. A falta de

conhecimento da jazida remete a flutuações maiores entre as simulações. O investimento de uma campanha amostral resultaria em parâmetros de simulação mais calibrados para o depósito, além de reduzir as bandas de incerteza criadas pelos vários valores equiprováveis das pilhas, e talvez, fazendo com que muitos lotes com previsão de penalidade sejam revertidos. Este adensamento das amostras pode ser executado apenas em locais de maior incerteza ou em zonas de lotes com atributos problemáticos.

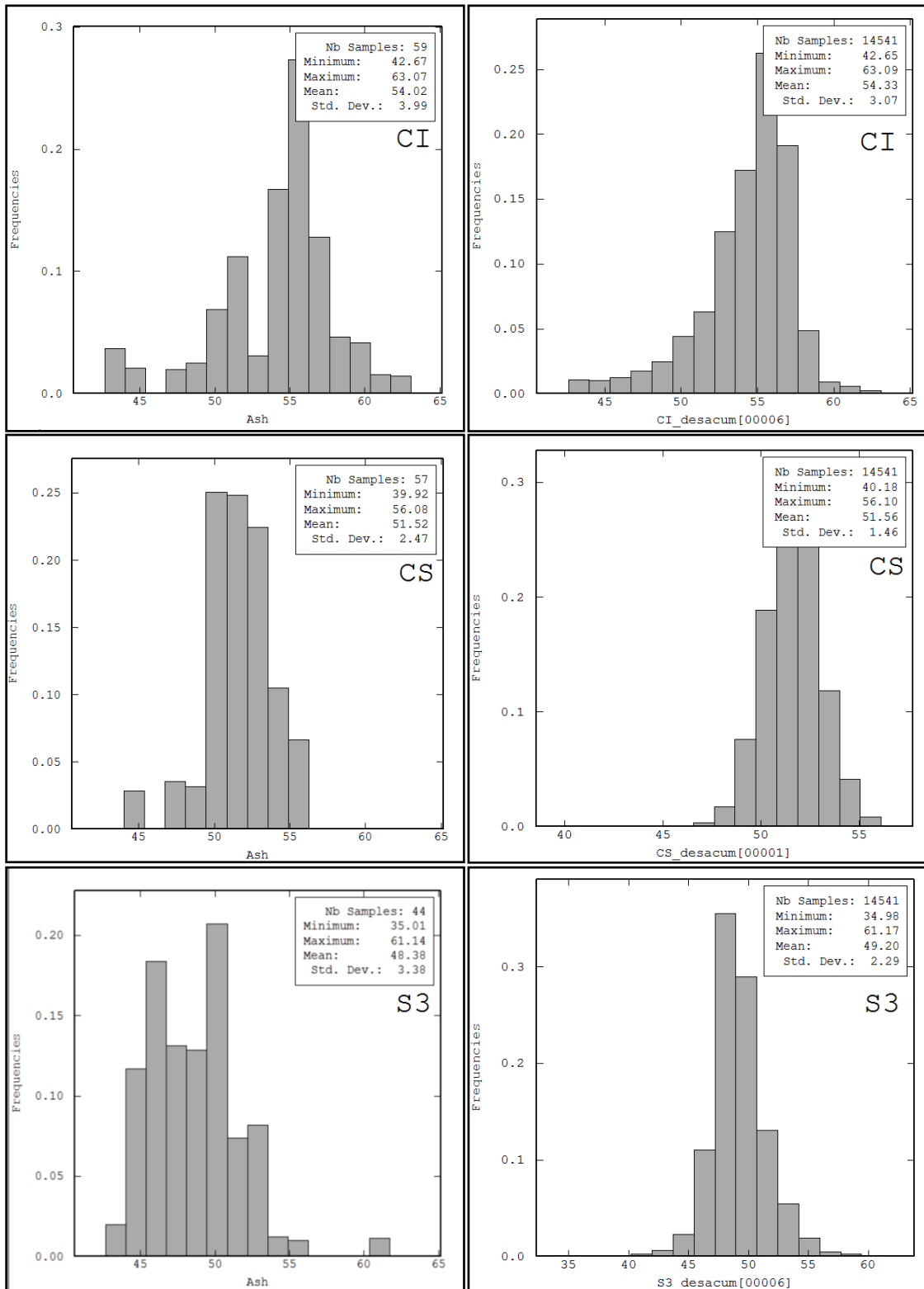
Para trabalhos futuros, outros parâmetros podem ser analisados como a densidade (neste trabalho, a densidade foi tomada como média e constante para a ponderação nas composições das pilhas), poder calorífico e matéria volátil. Por meio da metodologia empregada podem ser estudados, também, os teores das outras camadas de menor importância econômica, o que se constitui numa grande vantagem, já que podem aumentar a recuperação da reserva. O sequenciamento da lavra, simplificado neste trabalho, também pode ser estudado, abordando questões de múltiplas frentes.

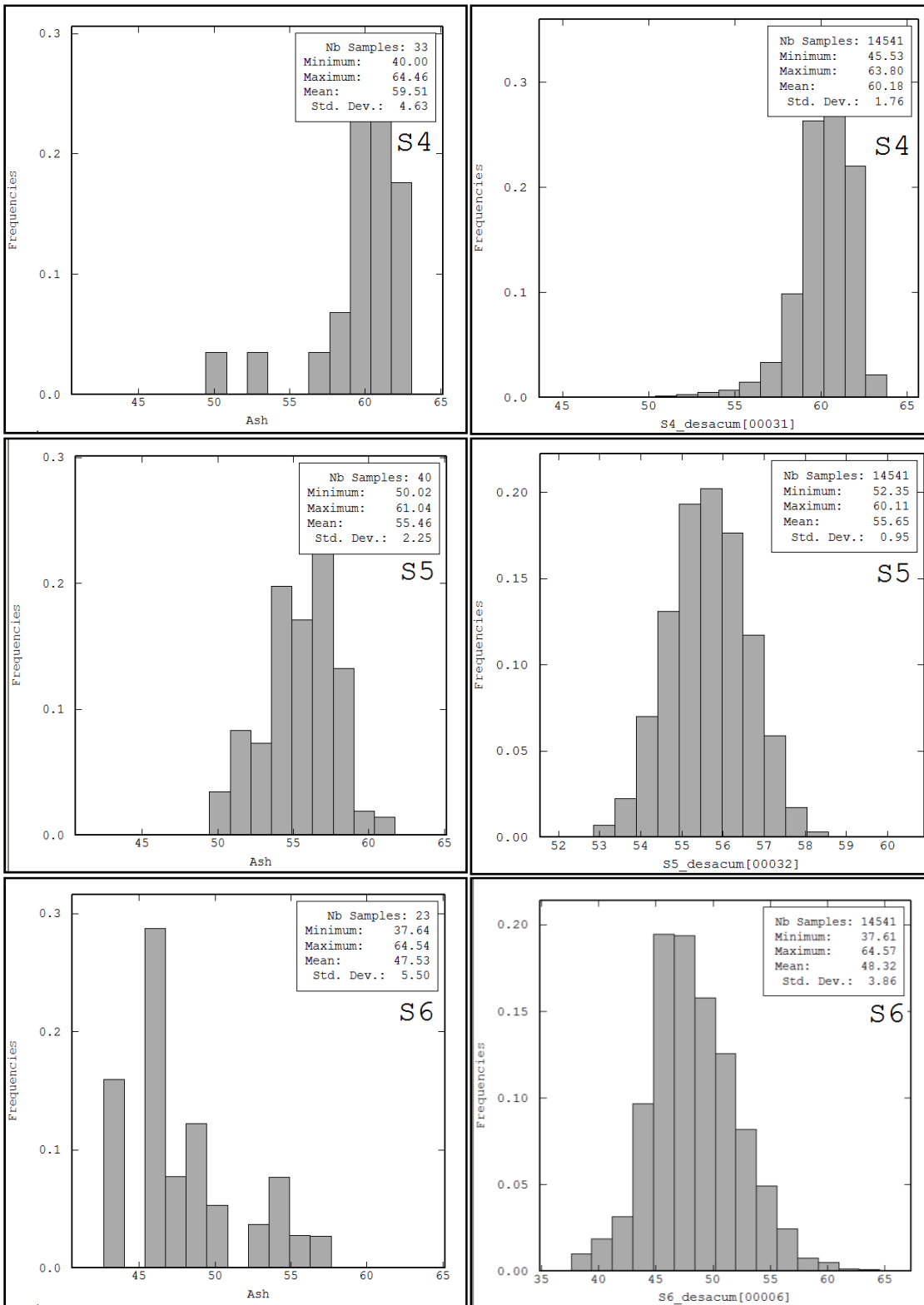
Referências Bibliográficas

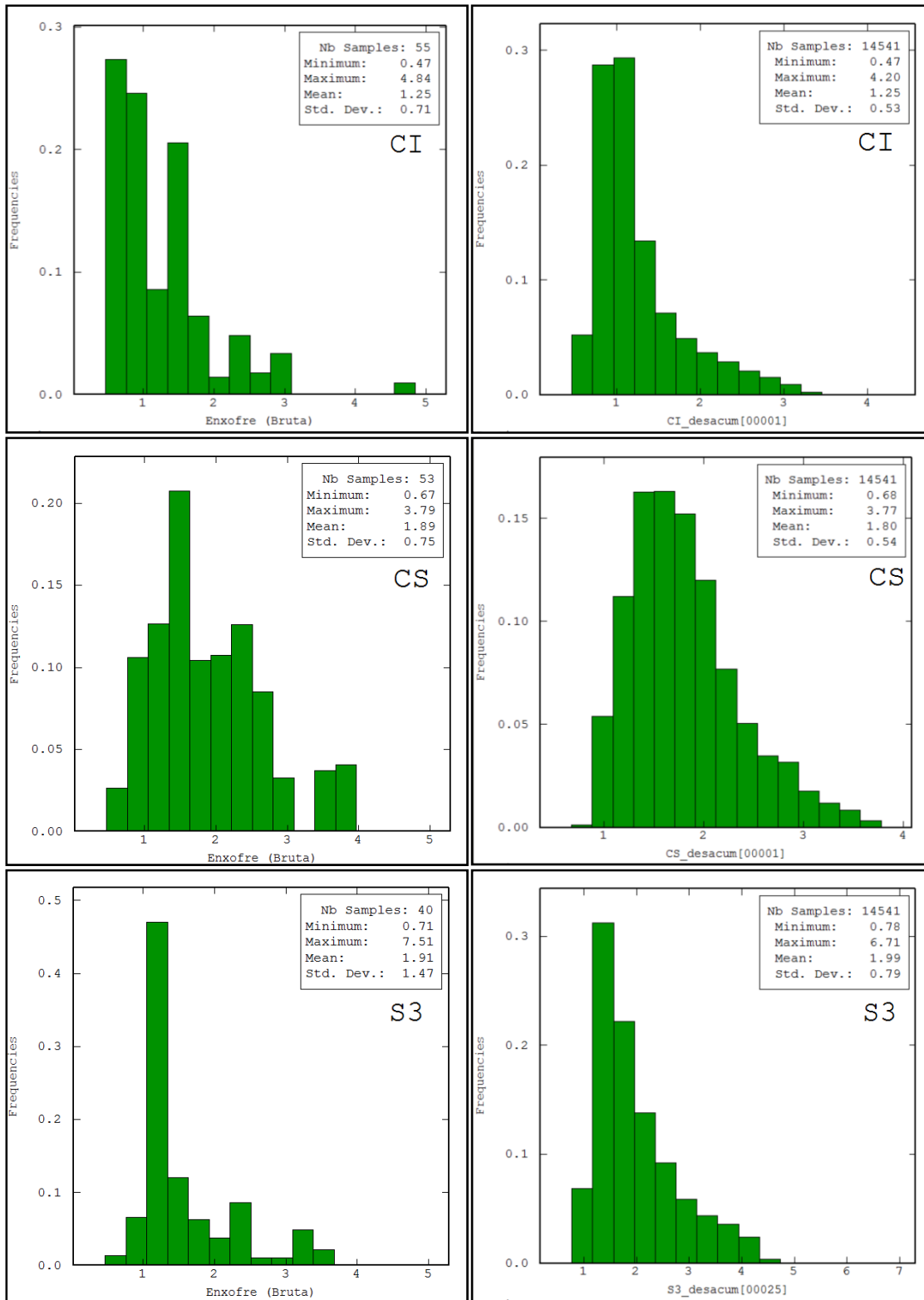
- ARMSTRONG, M. **Basic linear geostatistic**. Berlin: Springer, 153 p. 1998.
- EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Balanco Energético Nacional 2010 - Ano base 2009: Resultados preliminares**. 274 p. Empresa de Pesquisa Energética. Rio de Janeiro. 2010.
- CHILÈS, J.P.; DELFINER, P. **Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty**. New York: Wiley-interscience Publication, 695 p. (Wiley Series in Probability and Statistics). 1999.
- CHILÈS, J.P. **Géostatistique des phénomènes non stationnaires (dans le plan)**. 152 p. Tese (Doutorado), Université de Nancy I, Nancy. 1977.
- COSTA, J.F.C.L. **Developments in Recoverable Reserves and Ore Body Modeling**. 333 f. Thesis (PhD) - Wh Bryan Mining Geology Research Centre, The University Of Queensland, Australia, 1997.
- COSTA, J.F.C.L. et al. Aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização em pilhas chevron utilizando simulação geoestatística. **Revista Escola de Minas**, Ouro Preto, v. 61, n. 3, p.291-296, jul.set. 2008. Trimestral.
- DAVID, M. **Geostatistical ore reserve estimation: Developments in geomathematics 2**. New York: Elsevier Scientific Publishing Company, 364 p. 1977.
- DEUTSCH, C.V.; JOURNEL, A.G. **Geostatistical Software Library and User's Guide**. 1. ed. New York: Oxford University Press, 369 p. 1992.
- EMERY, X.; LANTUÉJOUL, C. **TBSIM: A computer program for conditional simulation**. Computers & Geosciences, p. 1615-1628. 05 mar. 2006.
- GAMBIN, F. **Aperfeiçoamento da estratégia de homogeneização de minérios utilizando simulação geoestatística** - 111 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Materiais e Metalúrgica (PPGEM). Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2003.
- GOLDEMBERG, J.; LUCON, O. **Energia e meio ambiente no Brasil**. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-40142007000100003&lng=en&nrm=iso>. [acesso em: 25 jun. 2009] 2006.
- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 483 p. (Applied geostatistics). 1997.
- GNEITING, T. **The correlation bias for two-dimensional simulations by turning bands**. Mathematical Geology, p. 195-211. Feb. 1999.

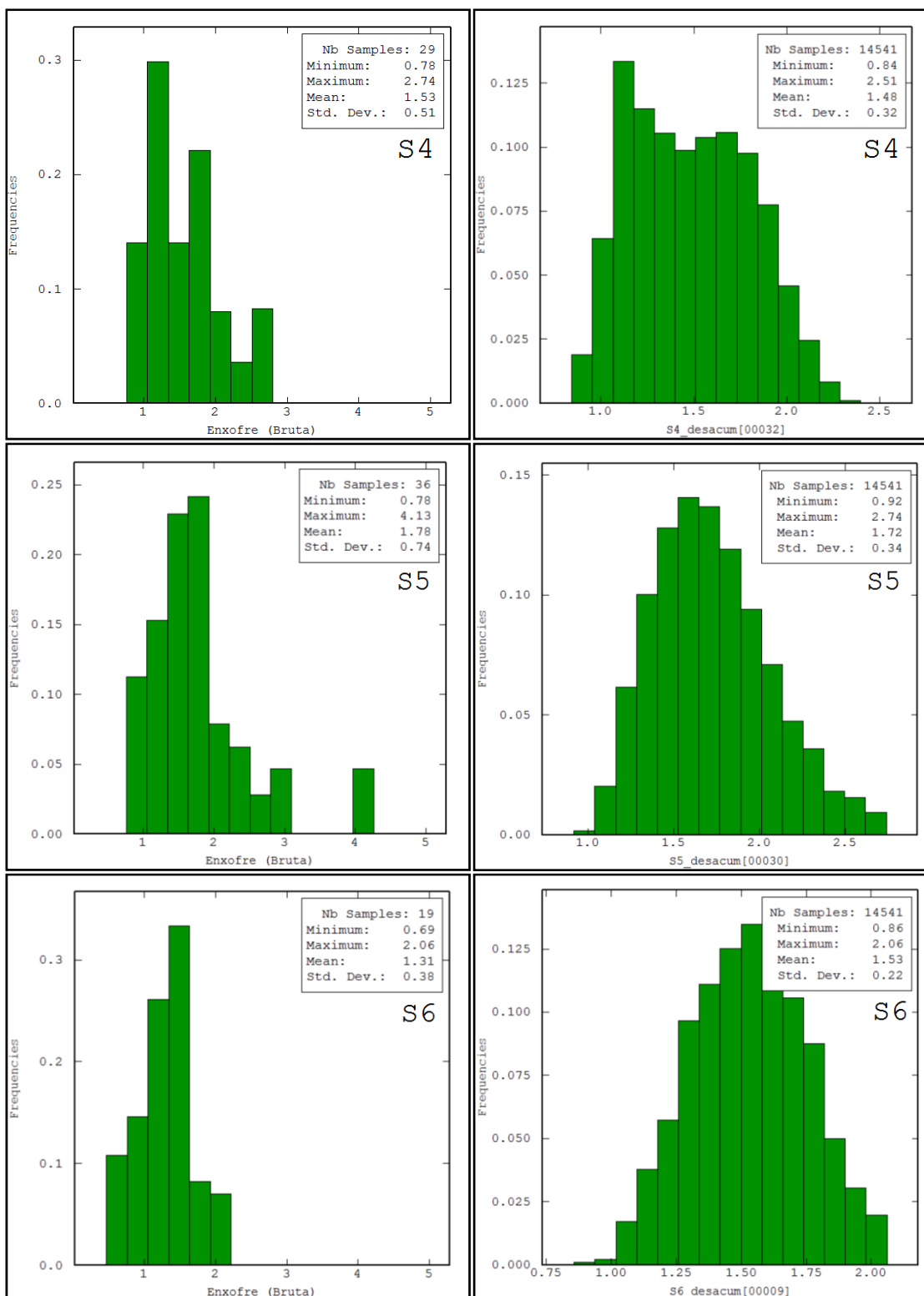
- GY, P.M. **Sampling for Analytical Purposes**. John Wiley & Sons Ltd. Chichester, England, 153 p. 1998;
- ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 561 p. 1989.
- JOURNEL, A.G. **Geostatistics for conditional simulation of ore bodies**: *Economic Geology*, v. 69, n.5, p. 673–687. 1974.
- JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, Ch. J. **Mining geostatistics**. London: Academic Press Ltd, 600 p. 1978.
- LANTUÉJOUL, C. **Geostatistical Simulation: Models and Algorithms**. Springer, Berlin, 256 p. 2002.
- MARQUES, D.M., COSTA, J.F.C.L., RIBEIRO, D.T., KOPPE, J.C. **The evidence of volume variance relationship in blending and homogenization piles using stochastic simulations**. Fourth World Conference on Sampling & Blending, Capetown: The Southern African Institute Of Mining And Metallurgy. p. 235 - 242. 2009.
- MATHERON, G. **The intrinsic random functions and their applications**: *Adv. Appl. Probab.*, v. 5, p. 439–468. 1973.
- MATHERON, G. **Principles of Geostatistics**. *Economic Geology*, n° 58, p. 1246-1266. 1963.
- PARKER, H.M. The volume-variance relationship: a useful tool for mine planing. **Engineering & Mining Journal**, p. 106-123. out. 1979.
- PETERSEN, I.F. Blending in circular and longitudinal mixing piles. **Chemometrics And Intelligent Laboratory Systems**, Clayton South, p. 135-141. 28 nov. 2004.
- ROBINSON, G.K. **How much would a blending stockpile reduce variation?** *Chemometrics And Intelligent Laboratory Systems*, Clayton South, p. 121-133. 12 mar. 2004.
- ROBINSON, G.K. and ROSS, K.A. **Blending in the ends of chevron stockpiles**. *Bulk Solids Handling*, 11 (3), 595–602. 1991.
- SCHOFIELD, C.G. **Homogeneization/blending systems design and control for minerals processing**. Germany: TransTech Publications, 236 p. 1980.
- SHIH, J.S.; FREY, H.C. **Coal blending optimization under uncertainty**. PCC. Proceedings of the Tenth Annual International Pittsburgh Coal Conference, University of Pittsburgh, Pittsburgh, September, p. 1110–1115. 1993.
- SINCLAIR, A.J.; BLACKWELL, G.H. **Applied Mineral Inventory Estimation**. Cambridge: Cambridge University Press, 381 p. 2002.
- SOUZA, L.E. **Proposição Geoestatística para quantificação do erro em estimativas de tonelagens e teores**. 188 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS, Porto Alegre, 2007.

Anexo A - Comparação entre histogramas dos dados de conteúdo de cinzas (em cinza) e teor de enxofre (em verde) originais (esquerda) e de uma simulação aleatoriamente escolhida (direita).



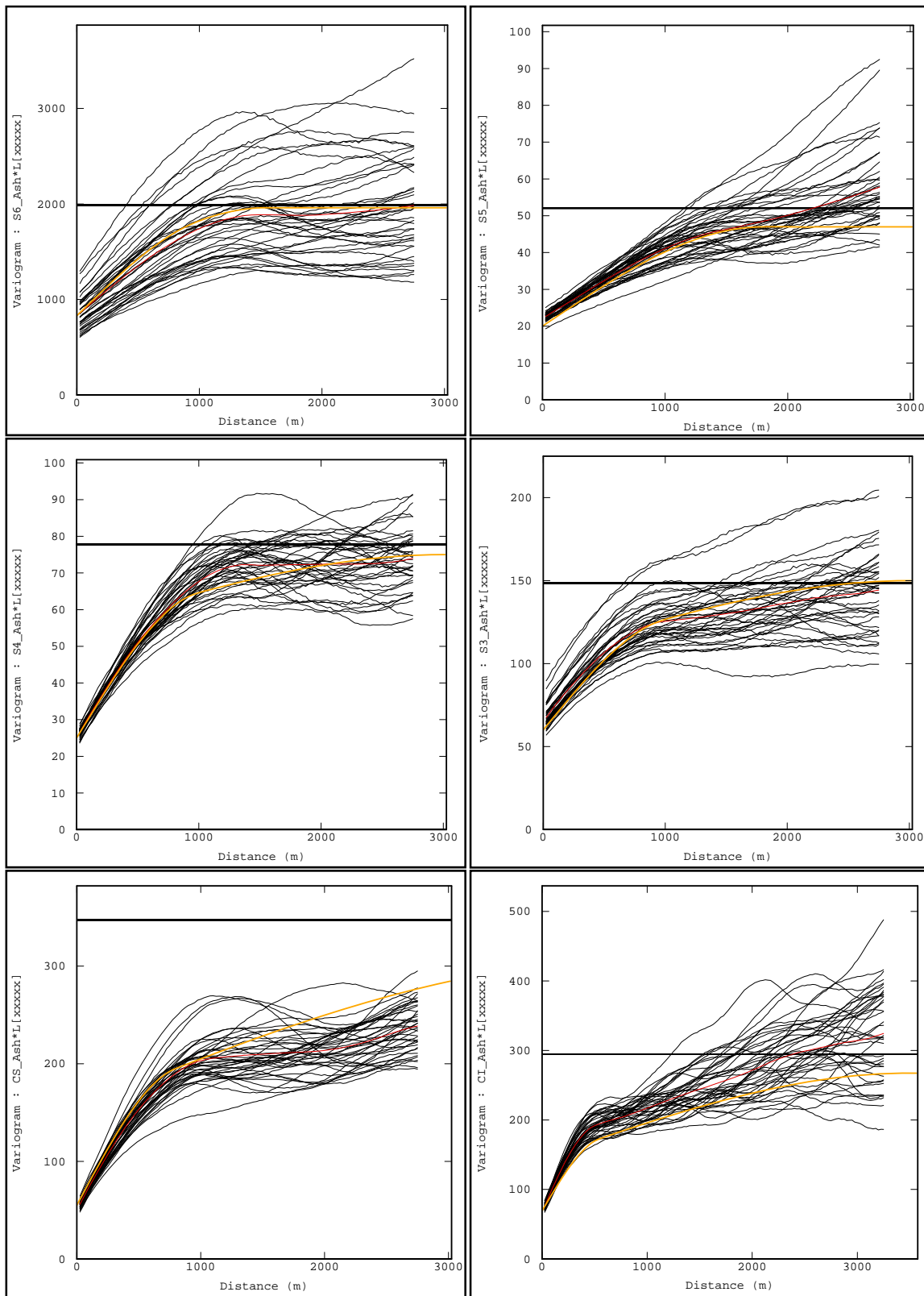




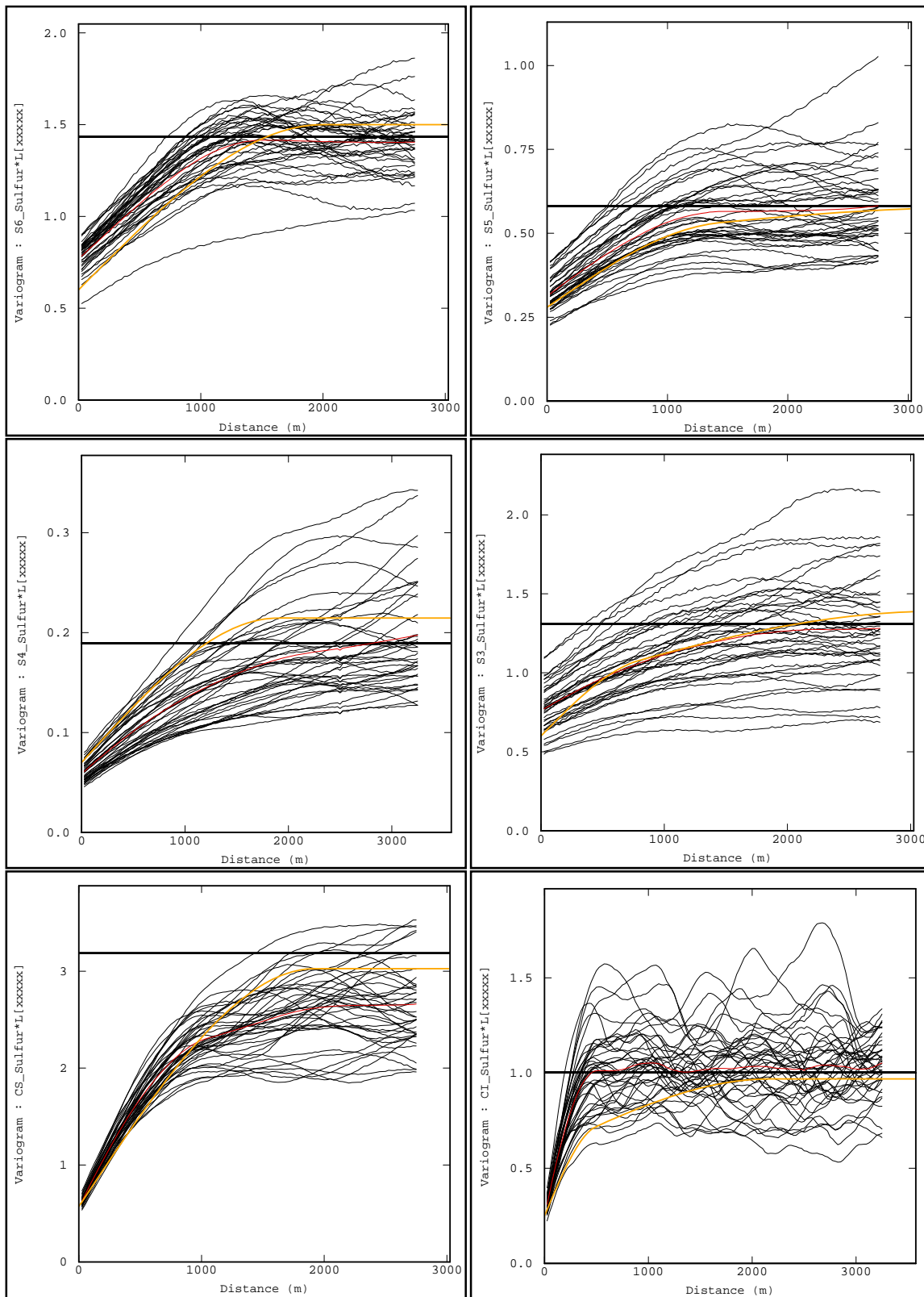


Anexo B - Validação dos variogramas simulados com a sobreposição dos modelos dos dados iniciais.

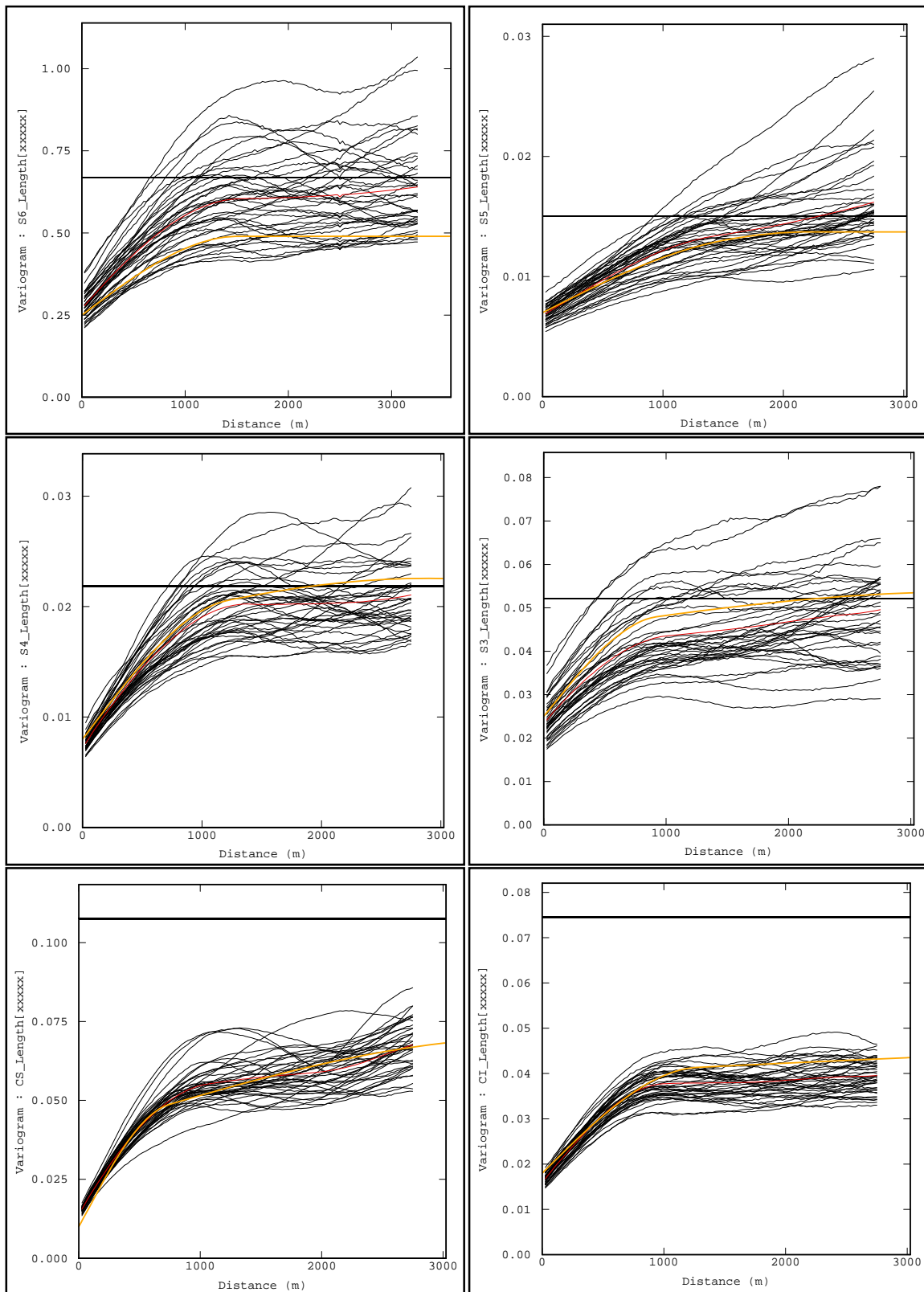
- Variogramas direcionais (N0) de acumulado de cinza. Camadas na ordem da estratigrafia.



- Variogramas direcionais (N0) de acumulado de enxofre. Camadas na ordem da estratigrafia.

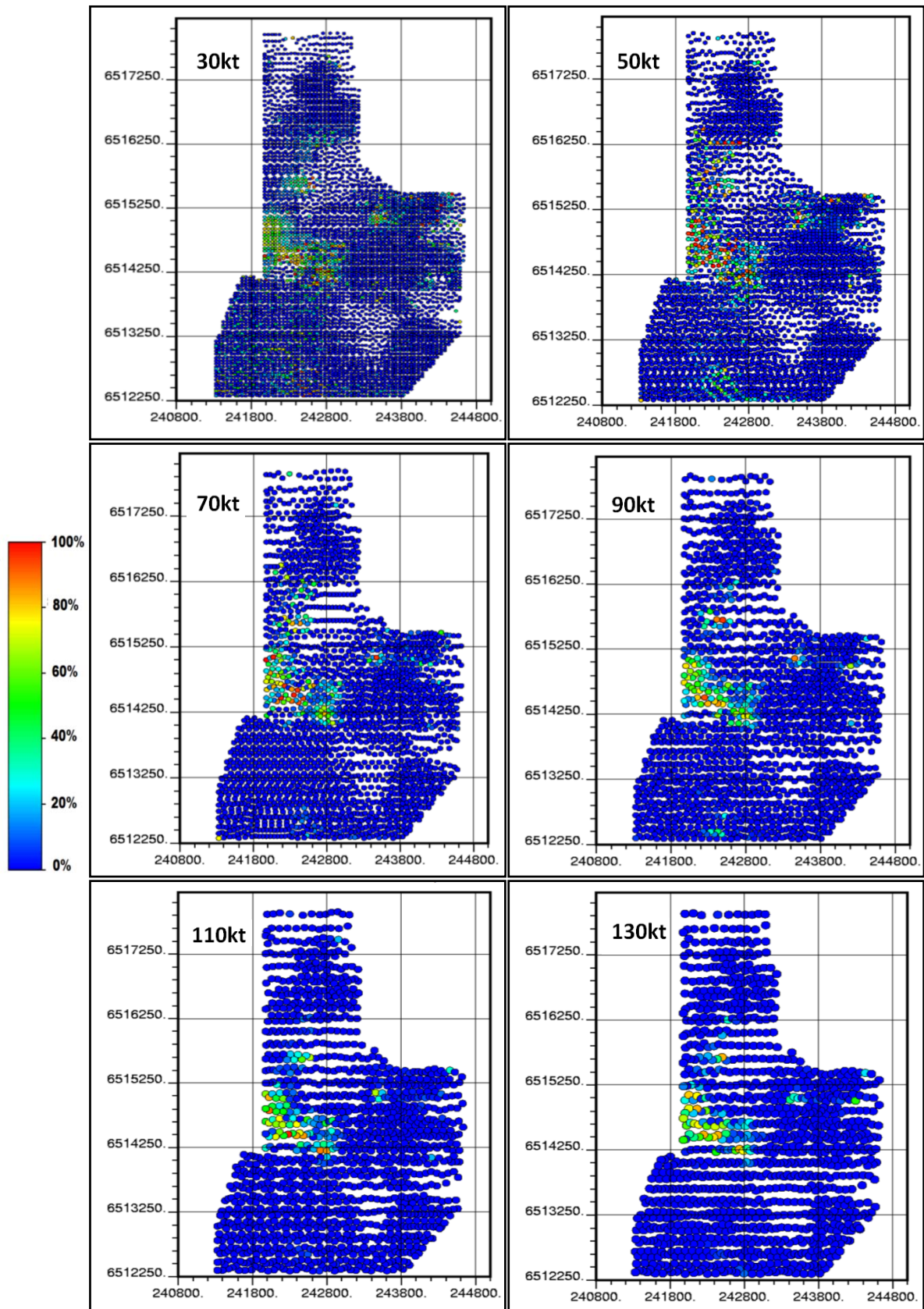


- Variogramas direcionais (N0) das espessuras. Camadas na ordem da estratigrafia.

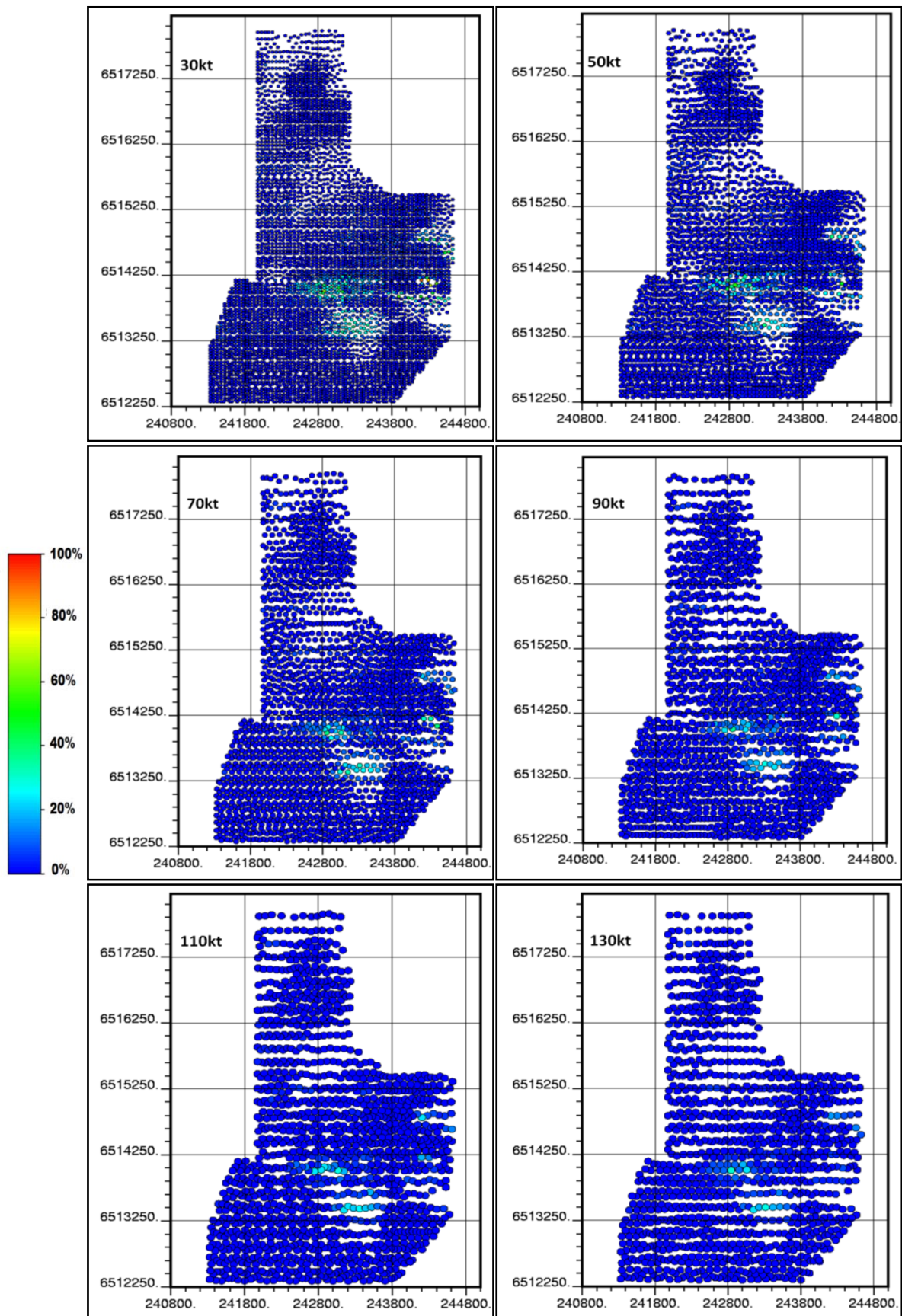


Anexo C - Probabilidade das pilhas ultrapassarem os valores máximos aceitos pelo mercado para cada tamanho de pilha.

- 58,5% de conteúdo de cinzas no carvão diluído.

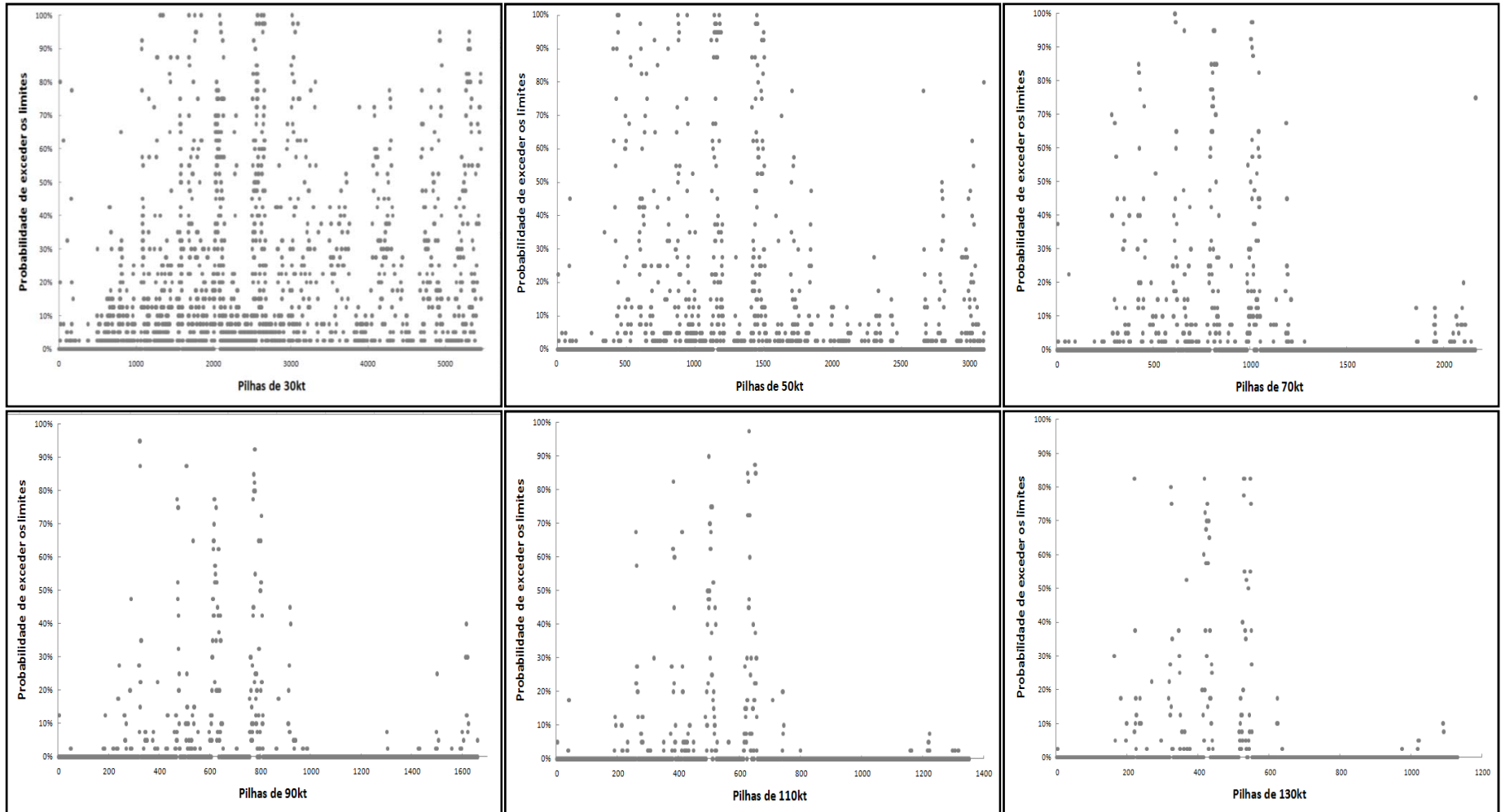


- 2,2% de teor de enxofre no carvão diluído.



Anexo D - Probabilidade do lote ultrapassar os valores aceitáveis ao longo dos anos de extração para pilhas de diversos tamanhos.

- 58,5% de conteúdo de cinzas.



- 2,2% de teor de enxofre.

