

ANA CAROLINA CHIEREGATI

**RECONCILIAÇÃO PRÓ-ATIVA EM
EMPREENHIMENTOS MINEIROS**

SÃO PAULO

2007

ANA CAROLINA CHIEREGATI

**RECONCILIAÇÃO PRÓ-ATIVA EM
EMPREENHIMENTOS MINEIROS**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Doutor em Engenharia.

Área de Concentração:
Engenharia Mineral

Orientador:
Prof. Dr. Homero Delboni Junior

SÃO PAULO

2007

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com anuência de seu orientador.

São Paulo, 13 de maio de 2007.

Ana Carolina Chieregati

Homero Delboni Jr.

FICHA CATALOGRÁFICA

Chieregati, Ana Carolina

Reconciliação pró-ativa em empreendimentos mineiros / Ana Carolina Chieregati. Edição Revisada. São Paulo, 2007.

201p.

Tese (Doutorado). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo.

1. Reconciliação 2. Prognosticação 3. Amostragem.
I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica.
Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo II. t

Aos meus pais e irmão.

AGRADECIMENTOS

À Rio Paracatu Mineração, representada pelos Eng^{os} Luis Alberto Alves, Paulo F. Gontijo, Fernanda B. Carneiro, Rodrigo de L. Peroni e Maryse Belanger, pelo Analista de Sistemas Anastácio B. Pains e sua equipe, pelos companheiros de turno da Britagem e por todos os profissionais do Planejamento, Mina, Usina e Hidrometalurgia com quem tive a chance de trabalhar: pelo apoio e inegável ajuda, pelo carinho freqüente e pela oportunidade única de realização e divulgação deste trabalho.

À Britanite/Dexpol, representada pelo técnico Widimar M. dos Santos e sua equipe: pelo especial auxílio na execução dos trabalhos de campo, pelas idéias criativas na solução de problemas e pela disponibilidade e esforço em ajudar.

Ao Prof. Dr. Homero Delboni Jr.: por acreditar, por mostrar-me o rumo e por fornecer-me a ferramenta a que Saint-Exupéry se refere abaixo:

“Mais coisas sobre nós mesmos nos ensina a terra que todos os livros.
Porque nos oferece resistência. Ao se medir com um obstáculo, o
homem aprende a se conhecer; para superá-lo, entretanto, ele precisa de
ferramenta.”¹

Ao Prof. Dr. João Felipe C. L. Costa: pela co-orientação do trabalho, pela constante atenção e pela maestria em seus ensinamentos sobre Geoestatística e Amostragem.

À minha querida família: pelo tão necessário apoio emocional, pela compreensão e pela paciência inesgotável, que Deus, felizmente, concede aos pais.

¹ Texto extraído da epígrafe de “Terra dos Homens”, de Antoine de Saint-Exupéry, 1939.

“A verdade não é o que se demonstra,
é o que simplifica.”

Saint-Exupéry

RESUMO

As práticas de reconciliação consistem na comparação entre as quantidades e teores de minério estimados pelos modelos da jazida e as quantidades e teores de minério produzidos na usina de beneficiamento. O resultado dessas comparações é geralmente um grupo de fatores que são aplicados a estimativas futuras, na tentativa de melhorar a previsão do desempenho de uma operação. Atualmente, a prática comum de reconciliação baseia-se na definição do *mine call factor* (MCF) e sua aplicação às estimativas dos modelos de recursos e de controle de teor. O MCF expressa a diferença entre a produção prevista pelos modelos e a produção registrada na usina e, portanto, sua aplicação permite uma correção nas estimativas dos modelos. Esta é uma prática de reconciliação reativa. Entretanto, a aplicação desses fatores às estimativas dos modelos pode mascarar as causas dos erros responsáveis pelas discrepâncias observadas. As causas reais de qualquer variância só podem ser identificadas analisando-se as informações referentes a cada variância e, em seguida, modificando metodologias e processos. Este é o conceito de prognosticação, ou reconciliação pró-ativa, um processo iterativo de recalibração constante das entradas de dados e dos cálculos. Portanto, a prognosticação permite uma correção das metodologias de coleta de dados, e não simplesmente uma correção das estimativas dos modelos. O presente trabalho analisa as práticas de reconciliação realizadas em uma mina de ouro do Brasil e sugere um novo protocolo de amostragem, com base nos conceitos de prognosticação.

Palavras-chave: Reconciliação. Prognosticação. Amostragem.

ABSTRACT

Reconciliation is the practice of comparing the tonnage and average grade of ore predicted from resource and grade control models with the tonnage and grade generated by the processing plant. The result is usually a group of factors, which are applied to future estimates in an attempt to better predict how the operation may perform. The common practice of reconciliation is based on definition of the *mine call factor* (MCF) and its application to resource or grade control estimates. The MCF expresses the difference, a ratio or percentage, between the predicted grade and the grade reported by the plant. Therefore, its application allows to correct model estimates. This practice is named reactive reconciliation. However, the use of generic factors that are applied across differing time scales and material types often disguises the causes of the error responsible for the discrepancy. The root causes of any given variance can only be identified by analyzing the information behind any variance and, then, making changes to methodologies and processes. This practice is named prognostication, or proactive reconciliation, an iterative process resulting in constant recalibration of the inputs and the calculations. The prognostication allows personnel to adjust processes so that results align within acceptable tolerance ranges, and not only to correct model estimates. This study analyses the reconciliation practices performed at a gold mine in Brazil and suggests a new sampling protocol, based on prognostication concepts.

Keywords: Reconciliation. Prognostication. Sampling.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO E OBJETIVOS.....	12
1.1 INTRODUÇÃO.....	12
1.2 OBJETIVOS.....	13
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	14
2.1 CONCEITOS DE ESTATÍSTICA.....	14
2.1.1 As Variáveis Aleatórias.....	14
2.1.2 A Lei das Probabilidades.....	15
2.1.3 A Dependência entre as Variáveis Aleatórias.....	15
2.1.4 As Distribuições de Probabilidades.....	16
2.1.4.1 O Modelo Gaussiano.....	16
2.1.4.2 O Modelo Binomial.....	17
2.1.4.3 O Modelo de Poisson.....	18
2.1.5 Recomendações para a Amostragem.....	19
2.1.5.1 Teor da Amostra Obedecendo à Distribuição Normal.....	19
2.1.5.2 Teor da Amostra Obedecendo à Distribuição de Poisson.....	19
2.1.5.3 Noções Essenciais do Processo Probabilístico de Seleção.....	20
2.1.6 Erros Aleatórios e Sistemáticos.....	20
2.1.6.1 Conceito de Precisão.....	21
2.1.6.2 Conceito de Acurácia.....	21
2.1.6.3 Conceito de Representatividade.....	22
2.2 CONCEITOS DE AMOSTRAGEM.....	23
2.2.1 Os Elementos Constituintes e as Unidades.....	23
2.2.2 Conceito de Heterogeneidade.....	24
2.2.2.1 Heterogeneidade Constitucional.....	24
2.2.2.2 Heterogeneidade Distribucional.....	25
2.2.2.3 Classificação dos Lotes.....	25
2.2.3 Os Erros de Amostragem.....	27
2.2.3.1 O Erro Fundamental (FE).....	27
2.2.3.2 O Erro de Segregação e Grupamento (GE).....	28

2.2.3.3 O Erro de Seleção Contínua ou Erro de Integração (CE ou IE).....	28
2.2.3.4 O Erro de Materialização (ME).....	29
2.2.3.5 O Erro de Amostragem (SE).....	30
2.2.3.6 O Erro Total de Amostragem (TE).....	30
2.2.3.7 O Erro Analítico (AE).....	31
2.2.3.8 O Erro Global de Estimativa (OE).....	31
2.2.4 Conceitos de Seleção, Amostragem e Amostra.....	33
2.2.4.1 Condições Predominantes Antes da Amostragem.....	33
2.2.4.2 Condições Predominantes Após a Amostragem.....	34
2.2.4.3 Relações entre as Condições de Amostragem.....	35
2.2.5 Representatividade de uma Amostra.....	35
2.2.5.1 Exemplo de Processo de Seleção Representativo.....	37
2.2.6 Controle das Estratégias de Amostragem.....	38
2.2.6.1 Relações entre Correção e Acurácia.....	39
2.2.6.2 Vantagens de se Controlar a Correção da Amostragem.....	39
2.2.6.3 Desvantagens de se Controlar a Acurácia da Amostragem.....	40
2.2.6.4 Cronologia de uma Boa Estratégia de Amostragem.....	40
2.2.7 Características dos Amostradores.....	40
2.2.7.1 Amostragem de Furos de Desmonte.....	41
2.2.7.1.1 Amostradores Cilíndricos.....	41
2.2.7.1.2 Amostradores Setoriais Estacionários.....	44
2.2.7.2 Amostragem de Fluxos Contínuos.....	45
2.2.7.2.1 Amostradores Corta-Fluxo de Trajetória Retilínea.....	46
2.2.7.2.2 Amostradores Corta-Fluxo de Trajetória Circular.....	48
2.2.8 Características dos Dispositivos de Divisão.....	49
2.2.8.1 O Quarteador Jones.....	50
2.2.8.2 Divisores Setoriais.....	51
2.2.8.3 Métodos de Divisão por Pá.....	52
2.2.8.3.1 Quarteamento por Pilhas Cônicas.....	53
2.2.8.3.2 Fracionamento por Pá.....	53
2.2.9. Amostragem de Metais Preciosos.....	54
2.2.9.1 Amostragem de Ouro.....	55
2.2.9.2 Condições para Minimizar os Erros de Amostragem.....	56

2.2.9.3 Considerações sobre o Erro Fundamental.....	57
2.3 CONCEITOS DE RECONCILIAÇÃO.....	59
2.3.1 Os Modelos.....	61
2.3.2 Os Fatores.....	61
2.3.3 O Conceito QA-QC.....	64
2.3.4 O Conceito <i>Mine-to-Mill</i>	64
2.3.5 As Fontes de Erros.....	66
2.3.5.1 Métodos de Amostragem.....	66
2.3.5.2 Métodos de Seleção de Minério.....	68
2.3.5.2.1 As Hipóteses.....	69
2.3.5.2.2 O Efeito Pepita.....	69
2.3.5.2.3 Uma Solução.....	70
2.3.6 As Consequências dos Erros.....	70
2.3.6.1 O Efeito de Regressão.....	71
2.3.6.2 A Relação Volume-Variância.....	72
2.3.7 Prognosticação – Uma Alternativa.....	73
2.3.7.1 A Importância da Qualidade dos Dados.....	73
2.3.7.2 A Importância da Coleta de Dados.....	74
2.3.7.3 Os Passos Recomendados.....	75
2.3.8 Perspectivas Futuras.....	75
3 DESCRIÇÃO DAS OPERAÇÕES.....	78
3.1 A RIO PARACATU MINERAÇÃO.....	78
3.1.1 Reservas.....	79
3.1.2 Geologia.....	79
3.1.3 Mineralização.....	81
3.1.4 Da Exploração à Fundição.....	82
3.1.5 Plano de Expansão.....	83
3.2 ETAPAS DA AMOSTRAGEM.....	84
3.2.1 Exploração (Longo Prazo).....	84
3.2.1.1 Furos de Sondagem.....	85
3.2.2 Lavra (Curto Prazo).....	85
3.2.2.1 Furos de Desmonte.....	86
3.2.3 Usina de Beneficiamento.....	88

3.2.4 Hidrometalurgia.....	90
3.2.5 Preparação e Análise das Amostras.....	91
4 TRABALHOS EXPERIMENTAIS E RESULTADOS.....	94
4.1 RECONCILIAÇÃO.....	94
4.1.1 Longo Prazo.....	94
4.1.2 Curto Prazo.....	96
4.2 PROGNOSTICAÇÃO.....	99
4.2.1 Novo Protocolo de Amostragem na Lavra.....	99
4.2.1.1 Equipamentos de Amostragem.....	100
4.2.1.1.1 Amostrador Setorial.....	101
4.2.1.1.2 Perfuratriz.....	102
4.2.1.2 Metodologia de Amostragem.....	104
4.2.1.2.1 Pá Manual.....	106
4.2.1.2.2 Amostrador Setorial.....	107
4.2.1.2.3 Perfuratriz.....	109
4.2.1.2.4 Preparação das Amostras.....	109
4.2.1.3 Quantidade de Amostras.....	111
4.2.2 Novo Protocolo de Amostragem na Usina.....	116
4.2.2.1 Metodologia de Amostragem.....	116
4.2.2.2 O MCF de Curto Prazo.....	118
4.3 RESULTADOS.....	118
4.3.1 Furos de Desmonte.....	118
4.3.2 Britagem.....	129
5 ANÁLISE ESTATÍSTICA E DISCUSSÕES.....	132
5.1 ESTATÍSTICA.....	132
5.1.1 Tratamento dos Dados.....	132
5.1.2 Análise dos Resultados.....	135
5.1.2.1 Confiabilidade das Amostras.....	136
5.1.2.2 <i>Outliers</i>	138
5.2 GEOESTATÍSTICA.....	145
5.2.1 Lavra.....	145
5.2.1.1 Análise de Dispersão dos Teores.....	145
5.2.1.2 Análise dos <i>Outliers</i>	150

5.2.2	Britagem.....	151
5.2.2.1	Análise Variográfica.....	151
5.2.2.1.1	O Variograma.....	152
5.2.2.1.2	As Funções Auxiliares e a Função de Geração de Erros.....	156
5.2.2.1.3	Estimativa Ponto-a-Ponto da Integral.....	157
5.2.2.1.4	A Variância do Erro de Integração.....	158
5.3	ANÁLISE QUALITATIVA DOS ERROS DE AMOSTRAGEM.....	161
5.3.1	Erros Sistemáticos.....	162
5.3.1.1	O Erro de Materialização.....	163
5.3.1.2	O Erro de Preparação.....	163
5.3.2	Erros Associados às Análises Químicas.....	165
5.3.2.1	O Erro Analítico.....	165
5.3.3	Erros Associados à Variabilidade do Material.....	165
5.3.3.1	O Erro de Integração.....	165
5.3.3.2	O Erro de Segregação e Grupamento.....	166
5.3.3.3	O Erro Fundamental.....	167
5.4	RECONCILIAÇÃO × PROGNOSTICAÇÃO.....	172
5.4.1	Reconciliação.....	172
5.4.2	Prognosticação	175
5.4.3	Novo Protocolo de Amostragem.....	184
5.5	DISCUSSÕES.....	184
6	CONCLUSÕES.....	187
	REFERÊNCIAS.....	189
	ANEXOS.....	193

1 INTRODUÇÃO E OBJETIVOS

1.1 INTRODUÇÃO

O empreendimento mineiro é caracterizado por uma sequência de operações que envolvem disciplinas estanques e provenientes de áreas distintas de conhecimento. A crescente complexidade das operações unitárias individuais, bem como a necessária integração entre cada etapa, requerem um enfoque sistêmico, para que se obtenham níveis adequados de aproveitamento de recursos não-renováveis e desempenho econômico.

Nesse contexto inserem-se as práticas de reconciliação, que consistem na comparação entre as quantidades e teores de minério estimados pelos modelos da jazida e as quantidades e teores de minério produzidos na usina de beneficiamento. Grandes discrepâncias entre esses valores são um problema comum em diversas minas de ouro e de metal básico no mundo, fazendo-se necessária a adoção de estratégias que minimizem esse problema.

Historicamente, a reconciliação tem sido realizada de maneira reativa, i.e., comparando-se os valores de produção com os valores estimados pelos modelos e aplicando-se fatores, tais como o *mine call factor* (MCF), a estimativas futuras, na tentativa de melhorar a previsão do desempenho de uma operação. Entretanto, conforme observou Morley (2003), esta não é melhor prática industrial de reconciliação. Uma prática correta de reconciliação deve ser realizada de maneira pró-ativa, i.e., identificando as causas das variâncias observadas e modificando as metodologias de coleta de dados e os processos. Só assim podem ser tomadas ações que reduzam a variância a um nível aceitável.

A reconciliação é vista por muitos como um teste de qualidade das estimativas dos modelos, porém, sem uma amostragem adequada, capaz de gerar dados confiáveis, qualquer análise estatística perde o sentido. Quando uma amostra é extraída de uma massa maior de minério, ocorrem os erros de amostragem. Um ato correto de amostragem requer que todas as partículas pertencentes a um determinado lote tenham a mesma chance de ser extraídas. Este tipo de amostragem denomina-se amostragem não-enviesada. Devido à falta de conhecimento dos fundamentos da teoria de amostragem, muitas mineradoras perdem milhões por ano com problemas de reconciliação, traduzidos na precária otimização das operações de lavra e de beneficiamento, balanços metalúrgicos enviesados, concentrados subestimados etc. Estudos

demonstram que mesmo pequenas melhorias na amostragem resultam em melhorias significativas nos resultados de uma operação.

Os equipamentos de amostragem, ou amostradores, por sua vez, devem ser projetados de modo a garantir amostras não-enviesadas. E as técnicas de amostragem devem se basear em teorias que permitam minimizar os erros de amostragem, garantindo a coleta de amostras representativas. Nesse sentido, as técnicas estatísticas e geoestatísticas são uma ferramenta poderosa, pois permitem analisar os erros associados à amostragem utilizando variogramas e funções auxiliares.

1.2 OBJETIVOS

O trabalho apresentado a seguir tem por objetivo desenvolver um sistema integrado de reconciliação pró-ativa, fundamentado no processo iterativo de análise de variâncias e correção de metodologias de coleta de amostras. Com base nesse sistema, serão propostas alterações no protocolo de amostragem de um empreendimento mineiro, visando diminuir os erros de amostragem, aumentar a confiabilidade nos dados e melhorar as estimativas do modelo da jazida.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

No prefácio de um livro que apresenta e discute os princípios da teoria da amostragem de Pierre Gy há a seguinte citação: “a amostragem é uma das operações básicas da mente humana, porém ela não recebe a atenção que merece” (Pitard, 1993). Os conceitos que se seguem estão baseados, essencialmente, em dois livros fantásticos – um de Francis F. Pitard (1993) e outro de Pierre Gy (1998) – que procuram dar a este assunto a atenção merecida.

2.1 CONCEITOS DE ESTATÍSTICA

O termo ‘Statistik’ foi utilizado pela primeira vez pelo professor alemão Achenwall, em 1748. Em 1843, Cournot definiu Estatística como “uma ciência que objetiva coletar e coordenar diversos fatos dentro de uma dada categoria de eventos, obtendo, assim, efeitos quantificados improváveis de acontecerem apenas por acaso.” Os conceitos estatísticos são necessários para a compreensão, o desenvolvimento e o uso da teoria da amostragem, pois eles fornecem informações que não poderiam ser previstas de outra maneira; além disto, eles podem ligar a teoria à realidade.

Os conceitos estatísticos são as ferramentas básicas dos processos modernos e dos programas de controle de qualidade. A seguir são apresentados alguns conceitos de probabilidades (o estudo de variáveis aleatórias antes do experimento) e estatística (o estudo de variáveis aleatórias utilizando dados fornecidos pelo experimento), necessários para um melhor entendimento da teoria da amostragem.

2.1.1 As Variáveis Aleatórias

Suponha que tenhamos determinado o teor de ouro a_s a partir de amostras coletadas de um lote de minério; podemos obter várias categorias de valores para a_s , cada uma delas associada a um certo domínio de probabilidades cuja superfície pode ser medida:

teor de ouro a_s (ppm)	probabilidades
$a_s < 1$	10%
$1 \leq a_s < 5$	75%
$a_s \geq 5$	15%

O que fizemos foi associar os diversos valores possíveis de uma variável com as chances de tais valores serem observados. Não somente identificamos as diversas classes de possíveis teores, como medimos as chances de que elas ocorram. O teor da amostra foi quantificado pela notação de variável aleatória; entretanto, as coisas não são tão simples assim, pois os fenômenos podem não ser tão aleatórios como pensamos. Porém, a idéia aqui é apenas apresentar uma noção das variáveis aleatórias.

2.1.2 A Lei das Probabilidades

Uma variável aleatória pode ser definida associando-se cada um de seus possíveis valores a um certo valor de probabilidade. Para encontrar a lei das probabilidades de uma variável aleatória, simplesmente devemos conhecer cada valor de probabilidade associado a cada possível valor da variável aleatória.

A lei das probabilidades expressa a totalidade dos possíveis resultados de uma variável aleatória associados a seu valor correspondente de probabilidade, cuja soma deve ser igual a um. Os histogramas são utilizados para representar a lei das probabilidades, sendo considerado a ferramenta mais simples da estatística.

2.1.3 A Dependência entre as Variáveis Aleatórias

1. As variáveis aleatórias podem ser mutuamente independentes. O fato de a heterogeneidade do material gerar variações de qualidade entre os incrementos selecionados, a intervalos regulares de tempo, em um transportador de correia, não significa que a mesma heterogeneidade vá gerar mais variações em estágios subsequentes de amostragem nos mesmos incrementos. A seleção de amostras

realizada em um estágio é completamente independente da seleção de amostras realizada nos outros estágios.

2. As variáveis aleatórias podem ser mutuamente exclusivas. O fato de uma sub-amostra conter a única partícula grossa de ouro presente em uma amostra exclui o fato de uma outra sub-amostra selecionada a partir da mesma amostra conter aproximadamente a mesma quantidade de ouro.
3. As variáveis aleatórias podem ser mutuamente não-exclusivas. O fato de um mineral apresentar uma segregação relevante pode ou não afetar a quantidade de segregação gerada por outro mineral.
4. As variáveis aleatórias podem ser mutuamente dependentes. O fato de um lote de material apresentar elevada heterogeneidade em relação a um determinado constituinte deve ser levado em consideração quando se estuda a possibilidade de o mesmo constituinte do mesmo material ter uma segregação relevante.

2.1.4 As Distribuições de Probabilidades

Dentre os modelos de distribuição de probabilidades existentes, o modelo gaussiano, ou modelo de distribuição normal de probabilidades, é o mais comumente utilizado na estatística convencional. O modelo binomial e o modelo de Poisson são utilizados em situações peculiares, como descrito a seguir.

2.1.4.1 O Modelo Gaussiano

Este modelo é o mais utilizado na estatística convencional e é caracterizado por uma propriedade única: se o conjunto dos possíveis conteúdos de um dado componente é constituído por uma quantidade suficientemente grande de amostras, a distribuição dos valores médios obtidos a partir destas amostras tenderá a uma distribuição gaussiana em forma de sino (figura 2.1). Esta propriedade é chamada de teorema do limite central.

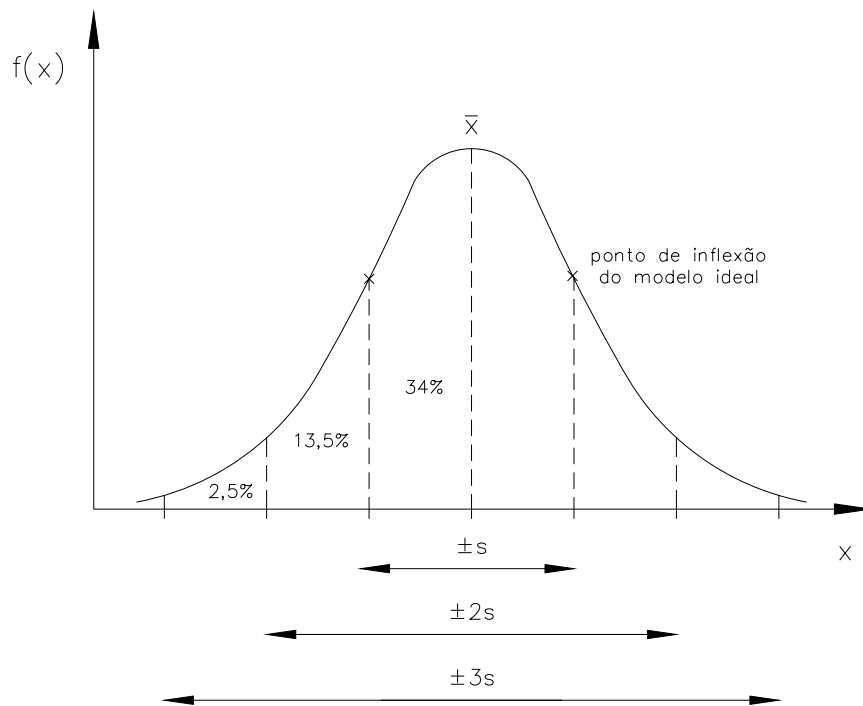


Figura 2.1 – Forma típica de uma distribuição normal (Pitard, 1993).

Uma variável aleatória obedece a uma lei de distribuição normal quando sua densidade de probabilidade $f(x)$ pode ser escrita como:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-[(x-\mu)^2/2\sigma^2]} \quad (2.1)$$

onde μ é a média aritmética e σ é o desvio padrão real e desconhecido, onde as distâncias $\pm 1\sigma$ da média μ são definidas como as coordenadas x de ambos os pontos de inflexão da função $f(x)$.

2.1.4.2 O Modelo Binomial

Este tipo de distribuição ocorre em geral quando dois componentes constituídos por fragmentos totalmente liberados são misturados. A forma da distribuição é ditada pelas proporções dos componentes. Uma variável aleatória obedece a uma lei binomial quando sua distribuição de probabilidades pode ser escrita como:

$$P(x = r) = c_n^r p^r q^{n-r} \quad (2.2)$$

onde c_n^r é a combinação de r objetos de um conjunto que contém n objetos, p é a chance de seleção do componente de interesse, q é a chance de seleção de outros componentes, n é o número de ensaios, e r é o número de sucessos. Esta distribuição tem diversas aplicações práticas e, como podemos ver, para elementos-traço, o valor de q torna-se muito grande e o valor de p muito pequeno, o que nos leva ao modelo de Poisson.

2.1.4.3 O Modelo de Poisson

Este modelo é um caso limite do modelo binomial. Este tipo de distribuição geralmente acontece quando o componente de um lote ocorre em uma quantidade que o caracteriza como elemento-traço. A experiência mostra que geralmente este componente ocorre como grãos raros e pequenos, formados por minerais puros facilmente observáveis a um microscópio eletrônico. Esses grãos podem ou não estar liberados. Como as amostras tornam-se muito pequenas, a probabilidade de haver um desses grãos presente em uma determinada amostra diminui drasticamente; além disto, quando há um grão presente, o estimador a_s do teor médio verdadeiro (e desconhecido) a_L torna-se tão alto, que freqüentemente ele é desconsiderado por um operador inexperiente.

Aplicando-se a equação 2.2 a uma situação onde o número de ensaios ou amostras n é muito grande, e a chance p de se selecionar um grão é muito pequena, podemos escrever P para dois valores sucessivos de x , como se segue:

$$P(r) = \frac{n!}{(n-r)!r!} p^r q^{n-r} \quad (2.3)$$

$$P(r-1) = \frac{n!}{(r-1)!(n-r+1)!} p^{r-1} q^{n-r+1} \quad (2.4)$$

Após tirar a razão de $P(r)$ por $P(r-1)$ e realizar algumas operações matemáticas, chega-se à seguinte equação:

$$P(x = r) = \frac{\lambda^r}{r!} e^{-\lambda} \quad (2.5)$$

onde λ é o produto **pn**, definido como o número médio hipotético de grãos por amostra. Uma distribuição de Poisson possui a propriedade única de média igual à variância, que, por sua vez, é igual ao número médio hipotético de grãos por amostra:

$$m = \sigma^2 = \lambda = np \quad (2.6)$$

2.1.5 Recomendações para a Amostragem

2.1.5.1 Teor da Amostra Obedecendo à Distribuição Normal

A teoria da amostragem é uma ferramenta preventiva. Para prevenir dificuldades e ambigüidades, toda vez que economicamente viável, a amostragem deve ser considerada de tal modo que a lei de distribuição do teor **a_s** de uma amostra de material particulado possa ser assumida como uma distribuição normal. Nem sempre se consegue prever que o teor **a_s** seguirá uma distribuição normal. Para elementos-traço e metais preciosos, o teor **a_s** provavelmente seguirá uma distribuição de Poisson, e, portanto, algumas precauções devem ser tomadas.

2.1.5.2 Teor da Amostra Obedecendo à Distribuição de Poisson

Caso existam dados suficientes, o teor **a_s** de uma amostra pode obedecer a uma distribuição de Poisson, e a média estimada de tal distribuição deve ser um estimador não-enviesado da média real **a_L** do lote, assumindo que a amostragem tenha sido realizada de modo correto. No entanto, quando a heterogeneidade do material é alta e poucos dados estão disponíveis, a média aparente deriva suavemente da média real para a moda da distribuição. Quanto menos dados, maior a deriva. Devemos evitar tais situações, ou pelo menos encontrar um meio de estar perfeitamente conscientes de sua existência.

2.1.5.3 Noções Essenciais do Processo Probabilístico de Seleção

Uma consequência direta dessas leis de probabilidades é que a_s somente tem como valor central o teor a_L do lote inicial, se não existirem erros sistemáticos de amostragem e se a distribuição do teor a_s da amostra for normal. O erro sistemático de amostragem pode ser evitado se as seguintes condições forem satisfeitas:

1. Todo o lote deve ser perfeitamente acessível ao amostrador, de modo que exista, para cada constituinte do lote, uma chance idêntica de fazer parte da amostra.
2. O plano de amostragem deve ser imparcial, de modo que exista, para cada constituinte do lote, uma chance idêntica de fazer parte da amostra.
3. A distribuição de teores a_s da amostra deve obedecer a uma distribuição normal, o que é uma hipótese otimista no caso de elementos-traço.

2.1.6 Erros Aleatórios e Sistemáticos

Com a exceção dos erros acidentais, tais como os erros de preparação (**PE**), que afetam a integridade da amostra, todos os outros erros de amostragem são variáveis aleatórias, caracterizadas por uma dada média (diferente ou não de zero) e uma dada variância (diferente de zero). Quando falamos sobre erros aleatórios (média igual a zero e variância diferente de zero) e sobre erros sistemáticos (variância igual a zero e média diferente de zero) é apenas por conveniência. Na realidade, todos os erros, tais como o erro fundamental (**FE**), o erro de delimitação (**DE**), o erro de extração (**EE**) etc., têm dois componentes: (1) um componente aleatório caracterizado unicamente pela variância e (2) um componente não-aleatório caracterizado unicamente pela média.

De fato, a variância e a média de um erro são fisicamente complementares, mesmo sendo propriedades diferentes. Desta maneira, quando diversas variáveis aleatórias, tais como **FE**, **DE**, **EE** etc., são independentes em probabilidade, elas também são cumulativas, o que justifica escrever as seguintes relações:

1. Se esses erros ocorrem independentemente:

$$TE = FE + DE + EE + \dots$$

onde **TE** é o erro total de amostragem.

2. Para a média desses erros:

$$m(TE) = m(FE) + m(DE) + m(EF) + \dots$$

3. Para a variância desses erros:

$$s^2(TE) = s^2(FE) + s^2(DE) + s^2(EF) + \dots$$

2.1.6.1 Conceito de Precisão

Precisão não deve ser confundida com acurácia, e é incorreto incluir o conceito de acurácia no conceito de precisão. Uma amostra é dita precisa quando o erro de amostragem (**SE**) é pouco disperso ao redor de sua média, independentemente do fato de a diferença entre esta média e a média real do erro de amostragem **m(SE)** ser zero ou diferente de zero.

Precisão se refere a medir a variabilidade de uma amostra ao redor da média do lote do qual ela foi retirada. Esta medida é geralmente expressa como a variância do erro de amostragem, $s^2(SE)$.

2.1.6.2 Conceito de Acurácia

Acurácia é independente da precisão e uma amostra é dita acurada quando o erro de amostragem possui sua média **m(SE)** próxima de zero. Em outras palavras, o valor de **m(SE)** é o valor do enviesamento da amostragem, embora, ao compararmos **m(SE)** com $s^2(SE)$, devamos trabalhar com o quadrado da média $m^2(SE)$. A soma $m^2(SE)$ com $s^2(SE)$ leva ao conceito de representatividade.

A figura 2.2 ilustra a diferença entre os conceitos de precisão e acurácia.

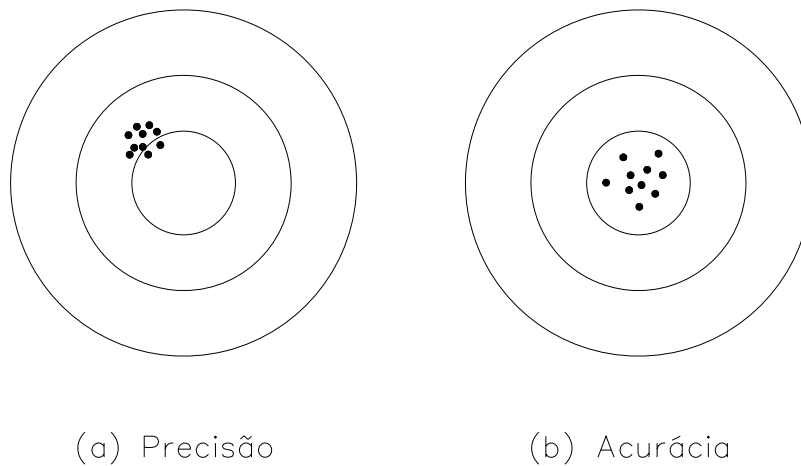


Figura 2.2 – Precisão × acurácia.

2.1.6.3 Conceito de Representatividade

Uma amostra é dita representativa quando o quadrado da média do erro de amostragem $\mathbf{r}^2(\mathbf{SE})$, i.e., a soma de $\mathbf{m}^2(\mathbf{SE})$ com $\mathbf{s}^2(\mathbf{SE})$, é menor que um dado valor padrão de representatividade $\mathbf{r}_0^2(\mathbf{SE})$, considerado aceitável.

$$\mathbf{r}^2(\mathbf{SE}) = \mathbf{m}^2(\mathbf{SE}) + \mathbf{s}^2(\mathbf{SE}) \leq \mathbf{r}_0^2(\mathbf{SE}) \quad (2.7)$$

Quando falamos sobre um dado erro \mathbf{e} , devemos nos referir à soma de sua variância $\mathbf{s}^2(\mathbf{e})$ com o quadrado de sua média $\mathbf{m}^2(\mathbf{e})$.

$$\mathbf{r}^2(\mathbf{e}) = \mathbf{m}^2(\mathbf{e}) + \mathbf{s}^2(\mathbf{e}) \quad (2.8)$$

Nos próximos itens serão discutidos os conceitos de representatividade e de seleção de amostras, de modo a complementar o que foi aqui exposto.

2.2 CONCEITOS DE AMOSTRAGEM

Pode-se definir amostragem como uma seqüência de operações que tem por objetivo retirar uma parte significativa, ou amostra, de um dado universo. Conforme Gy (1998), o único objetivo da amostragem é reduzir a massa de um lote **L** sem inserir mudanças significativas em suas outras propriedades.

As amostras geralmente são constituídas por uma série de frações, ou incrementos, retirados do universo, ou lote **L**, a instantes diferentes. O universo é o conjunto de todos os resultados possíveis de uma dada variável aleatória, e a amostra é um conjunto reduzido de observações tomadas desse universo.

Um plano de amostragem adequado é aquele que concilia os custos de amostragem com a precisão requerida para os resultados, visto serem elementos diretamente proporcionais (Ferreira, 1989). Porém, de nada vale ter um resultado analítico com várias casas decimais se a amostra analisada é enviesada ou insuficientemente representativa. Melhorias na sensibilidade, precisão e reprodutibilidade das análises não são limitadas pela qualidade do equipamento ou pela habilidade dos analistas, mas pela dificuldade de se submeterem à análise amostras representativas, particularmente em concentrações baixas ou muito baixas, que é caso de minérios de ouro. “A estimativa de boa qualidade é uma corrente, e a amostragem é seu elo mais fraco.” (Gy, 1998).

Uma amostra dificilmente apresentará características idênticas àquelas do material de onde foi retirada. Isto se deve aos erros de amostragem que surgem no decorrer das operações e que resultam, unicamente, da existência de heterogeneidade em um lote de material. O objetivo da teoria da amostragem é ‘controlar’ esses erros, analisando suas propriedades em função do processo de retirada de amostras e do material amostrado, e indicando os equipamentos e procedimentos que possibilitem eliminá-los ou, ao menos, minimizá-los.

2.2.1 Os Elementos Constituintes e as Unidades

Os elementos constituintes de um lote de material são os menores elementos que podemos considerar imutáveis nas condições físicas, químicas e mecânicas de amostragem. No caso de partículas sólidas, os elementos constituintes são os fragmentos; e no caso dos líquidos e gases, eles são as moléculas e os íons.

Considera-se um lote de material como sendo um conjunto de unidades. O estudo da heterogeneidade de um lote trata das seguintes unidades: elementos constituintes individuais F_i (**F** de fragmentos), ou grupos I_n (**I** de incrementos) de elementos constituintes vizinhos.

Um conjunto de unidades, ou lote, é homogêneo quando todas as unidades são estritamente idênticas entre si. E um conjunto de unidades é heterogêneo quando as unidades não são estritamente idênticas entre si. Como veremos a seguir, a homogeneidade é um conceito matemático abstrato, que não existe na vida real.

2.2.2 Conceito de Heterogeneidade

Não é novidade dizer que a homogeneidade é um conceito relativo. Se observarmos uma pilha de areia a uma certa distância, podemos dizer que ela é homogênea; porém, ao nos aproximarmos dela e a observarmos com uma lupa, perceberemos que a homogeneidade não mais existe. A realidade é que há uma grande heterogeneidade quando se examina cada grão individualmente: diferentes tamanhos, cores, composições, formas, densidades, durezas etc.

A diferença entre homogeneidade e heterogeneidade é quantitativa: homogeneidade é a condição inatingível de heterogeneidade ZERO, ou seja, é um caso limite da heterogeneidade. Portanto, no caso da amostragem, devemos esquecer a palavra homogeneidade e aceitar a hipótese de que estamos lidando somente com a heterogeneidade.

Na tentativa de medir a heterogeneidade de um lote de material, devemos diferenciar duas categorias: a heterogeneidade constitucional (caso a unidade seja formada por um único elemento constituinte) e a heterogeneidade distribucional (caso a unidade seja formada por um grupo de elementos constituintes vizinhos).

2.2.2.1 Heterogeneidade Constitucional

Chamamos de heterogeneidade constitucional (**CH_L**) o tipo de heterogeneidade à que nos confrontamos quando consideramos as propriedades fundamentais dos fragmentos de um lote, observando-os um a um. Por definição, o valor zero de heterogeneidade constitucional seria um lote constituído por fragmentos idênticos em forma, tamanho, densidade etc. Portanto, a heterogeneidade constitucional relativa aos fragmentos de um lote, a um determinado grau de cominuição, é uma propriedade intrínseca do lote e não pode variar, a

não ser que seja realizada outra etapa de cominuição. Misturas ou homogeneizações não têm influência na heterogeneidade constitucional.

Uma amostra **S** selecionada de um lote **L** é influenciada por um erro especificamente relacionado à heterogeneidade constitucional **CH_L** do mesmo lote. Este erro é chamado de erro fundamental (**FE**). Como veremos adiante, o **FE** é o único erro que nunca vale zero. Sua importância pode ser secundária para a maior parte dos constituintes, porém, normalmente ela se torna maior para os constituintes que ocorrem em menor quantidade, e muito maior para os elementos-traço contidos em materiais de alta pureza ou para os metais preciosos de baixo teor.

2.2.2.2 A Heterogeneidade Distribucional

Até aqui consideramos cada fragmento individual de um lote. Agora vamos considerar um lote como uma série de grupos, cada um deles constituído por um certo número de fragmentos vizinhos. Por definição, dizemos que um lote possui uma distribuição homogênea quando todos os grupos ou sub-séries de fragmentos têm a mesma composição média. Caso isto não ocorra, então o lote possui uma distribuição heterogênea.

Para cada constituinte do lote, a respectiva heterogeneidade distribucional (**DH_L**) depende de três fatores: (1) da heterogeneidade constitucional **CH_L**, (2) da distribuição espacial dos constituintes, e (3) da forma do lote. A forma do lote é um fator muito importante, visto que a heterogeneidade de um lote é muito influenciada pelas forças gravitacionais atuantes. Essas forças gravitacionais introduzem uma alta anisotropia na heterogeneidade distribucional de um lote, e aqui se faz necessário considerar as diversas categorias dos lotes.

2.2.2.3 Classificação dos Lotes

A representação efetiva de um lote cuja heterogeneidade está sendo estudada só é possível se caracterizarmos tal lote segundo determinados critérios:

1. **Quanto ao número de dimensões do modelo mais simples selecionado para representar o lote.** Do ponto de vista teórico, um lote sempre possui três dimensões, porém, na prática, uma ou duas dessas dimensões podem ser desconsideradas. Quanto

menos dimensões, mais fáceis as soluções dos problemas de amostragem associados ao lote. De fato, somente os problemas gerados por lotes de zero ou uma dimensão são economicamente solucionáveis. Os lotes podem ser classificados como: tridimensionais (o conteúdo de um navio, de uma caçamba de caminhão, ou um bloco de um depósito mineral); bidimensionais (um lote tridimensional cuja espessura pode ser desprezada); unidimensionais (pilhas alongadas, material sobre transportadores de correia, fluxos); ou zero-dimensionais (o conteúdo de um navio, de uma caçamba de caminhão etc., desde que esses objetos sejam considerados unidades descontínuas e aleatórias). Na prática, sempre é possível implementar uma amostragem correta em lotes unidimensionais, entretanto, uma amostragem correta em lotes de duas ou três dimensões normalmente é impraticável.

2. **Quanto à continuidade do modelo selecionado.** A escala de heterogeneidade que nos interessa impõe o tipo de modelo a ser considerado, o qual pode ser contínuo ou descontínuo, dependendo se o observamos à distância ou sob lentes de aumento. Podemos, portanto, classificar o lote segundo duas maneiras diferentes: como uma série discreta e descontínua (se estivermos interessados nas variações da quantidade de heterogeneidade produzida pelos diversos fragmentos); ou como uma série contínua, como o fluxo de material de um transportador de correia, onde a continuidade é uma função do tempo ou da distância (se estamos interessados em suas variações de heterogeneidade periódicas e de longo prazo).
3. **Quanto à ordem dos constituintes do lote.** Todos os constituintes ou unidades de um lote devem ser observados de duas maneiras diferentes: como uma população estatística de unidades (onde unidades adjacentes são estatisticamente independentes); ou como conjuntos temporais ou espaciais de unidades (onde unidades adjacentes são estatisticamente correlacionadas).

Na amostragem, é essencial saber se estamos lidando com uma população estritamente estatística ou com uma população que possui certo grau de correlação. Definimos homogeneidade como o valor zero da heterogeneidade. Do mesmo modo, podemos definir uma população estatística como o valor zero de uma população correlacionada. A desordem perfeita é um caso limite, pois sabemos que existem diversos fatores que geram correlação, tais como a cronologia e as forças gravitacionais.

Conclui-se, portanto, que não há um modo legítimo de aceitar a hipótese de que a característica de um dado constituinte não possui nenhuma correlação com sua posição dentro do lote. Todas as populações encontradas nas práticas de amostragem são híbridas: formadas por fragmentos ou unidades parcialmente correlacionadas e parcialmente aleatórias.

2.2.3 Os Erros de Amostragem

A heterogeneidade é a única condição na qual um conjunto de unidades pode ser observado na prática. E, segundo Gy (1998), “a heterogeneidade é vista como a única fonte de todos os erros de amostragem”.

2.2.3.1 O Erro Fundamental (FE)

Quando uma amostra de massa M_S é coletada aleatoriamente, fragmento por fragmento com a mesma probabilidade, a partir de um lote de material fragmentado de massa M_L , surge um erro de amostragem entre o teor real (e desconhecido) da amostra e o teor do lote selecionado. Este erro é o menor erro existente para uma amostra coletada em condições ideais, e por isto é chamado de erro fundamental de amostragem. Nessas condições ideais, que nunca ocorrem na prática, assume-se que cada fragmento tem a mesma probabilidade de seleção que qualquer outro e, ainda, que cada fragmento é selecionado independentemente dos outros, ou seja, um por um, sequencialmente (François-Bongarçon & Gy, 2002).

Geralmente esse erro tem uma média insignificante e é caracterizado por sua variância, calculada relativamente ao teor real do lote, utilizando-se uma fórmula muito conhecida, chamada ‘fórmula de Gy’:

$$RV = c f g l d^3 \left(\frac{1}{M_S} - \frac{1}{M_L} \right) \quad (2.9)$$

onde RV é a variância relativa do possível resultado de teor da amostra, d é o tamanho nominal dos fragmentos, e c , f , g e l são fatores que podem ser calculados ou obtidos experimentalmente.

Este modelo é equivalente ao ‘modelo equiprovável’ de 1951-53, quando foi mostrado que, entre todos os componentes do erro total de amostragem, **TE**, o erro fundamental, **FE**, é o único que não pode ser reduzido a zero, mesmo que sejam aceitas as hipóteses mais favoráveis. O erro fundamental é, portanto, o erro de amostragem mínimo, irreduzível e, assim, justifica o seu nome.

2.2.3.2 O Erro de Segregação e Grupamento (GE)

O tipo de heterogeneidade distribucional de um lote zero-dimensional pode ser definido como uma heterogeneidade distribucional de pequena escala, que é simplesmente a consequência lógica de variações aleatórias de constituição entre fragmentos vizinhos. Essas variações, ou flutuações, geram o erro fundamental **FE**, mas também oferecem às forças gravitacionais uma oportunidade de realizar rearranjos entre os fragmentos, segregando famílias de fragmentos de acordo com sua constituição. Quanto maior a diferença de constituição (composição, forma, tamanho, densidade etc.), maior a possibilidade de segregação. Dois fatores são responsáveis pelo erro de amostragem introduzido pela heterogeneidade distribucional: (1) o fator de segregação, que é uma medida dos rearranjos espaciais, e (2) o fator de grupamento, que é uma medida da seletividade aleatória.

Intuitivamente, percebemos que o erro fundamental **FE** é o erro mínimo gerado ao se coletar uma amostra de um determinado lote. O mínimo somente é alcançado sob uma condição estatística: os fragmentos da amostra devem ser coletados aleatoriamente, um por um. Na prática isto não acontece. Ao coletar um incremento para formar uma amostra, este incremento geralmente é composto por vários fragmentos. Portanto, estatisticamente falando, uma amostra não é composta estritamente por fragmentos aleatórios, mas por grupos aleatórios de fragmentos. Conseqüentemente estamos acrescentando um erro a esta seleção, e quanto maior o grupo, maior esse erro. Esse erro é definido como erro de segregação e grupamento, **GE**.

2.2.3.3 O Erro de Seleção Contínua ou Erro de Integração (CE ou IE)

As atividades industriais são caracterizadas por uma constante necessidade de transporte de material. A execução dessas atividades gera pilhas alongadas, materiais

transportados em transportadores de correia, e fluxos, todos eles classificados como lotes unidimensionais. O que foi dito para um lote zero-dimensional também vale para um lote unidimensional, no entanto, um lote unidimensional é quase sempre gerado por operações cronológicas. Conseqüentemente, ele será influenciado por variações que refletem essencialmente as atividades humanas, as quais levam a um novo conceito de heterogeneidade, que pode ser dividido em dois termos: (1) heterogeneidade h_2 introduzida por tendências de longo prazo, definida como uma segregação de grande escala; e (2) heterogeneidade h_3 introduzida por fenômenos cíclicos.

Assim, podemos definir dois novos erros introduzidos por esse tipo de heterogeneidade: o erro de variação de heterogeneidade de longo prazo CE_2 e o erro de variação periódica de heterogeneidade CE_3 , que também são componentes do erro global de estimativa, OE . Portanto, no caso de séries cronológicas, podemos definir a heterogeneidade gerada pela heterogeneidade constitucional aleatória como a heterogeneidade h_1 de pequena escala, a qual introduz o erro de variação de heterogeneidade de curto prazo CE_1 . As seguintes correlações são válidas:

$$CE_1 = FE + GE \quad (2.10)$$

$$h = h_1 + h_2 + h_3 \quad (2.11)$$

$$CE = CE_1 + CE_2 + CE_3 \quad (2.12)$$

onde h é a heterogeneidade total de um lote e CE é o erro de seleção contínua, também chamado de erro de integração.

2.2.3.4 O Erro de Materialização (ME)

Até aqui identificamos os erros gerados pela heterogeneidade do material que compõe o lote; entretanto, consideramos o lote como um objeto unidimensional contínuo e baseamos nosso raciocínio na seleção de pontos imaginários dentro do domínio de interesse. Porém, na realidade esses pontos são formados por fragmentos ou grupos de fragmentos, e a natureza particular dessas unidades deve ser levada em conta. O mesmo raciocínio pode ser feito para o processo de divisão de um lote zero-dimensional.

A materialização de tais grupos de fragmentos fornece os incrementos de uma amostra. A materialização é alcançada primeiramente realizando uma delimitação correta do

incremento, e então uma extração correta do incremento, as quais são operações que geram erros. Definimos o erro de materialização do incremento **ME** como a soma do erro de delimitação **DE** com o erro de extração **EE**:

$$ME = DE + EE \quad (2.13)$$

2.2.3.5 O Erro de Amostragem (SE)

O erro de amostragem **SE** é gerado pela redução do volume de um lote após a seleção de uma série de fragmentos, cuja materialização compõe uma amostra. É importante notar que estamos considerando a amostragem como a combinação de apenas duas categorias de operações: um processo de seleção imaterial que leva ao erro de seleção contínua **CE**, e um processo de materialização que leva ao erro de materialização **ME**. A soma é definida como o erro de amostragem **SE**, gerado por um único estágio de amostragem.

$$SE = CE + ME \quad (2.14)$$

2.2.3.6 O Erro Total de Amostragem (TE)

Tendo discutido os processos de seleção em geral, devemos agora considerar todas as demais operações que não são de seleção, mas que envolvem os lotes e as sucessivas amostras geradas por diversos estágios de amostragem. Essas operações geralmente acontecem entre cada estágio de amostragem e são definidas como estágio de preparação.

Um estágio de preparação também é um processo gerador de erros, o qual pode consistir em transferência, cominuição, peneiramento, mistura, secagem, filtragem, pesagem etc. O erro gerado, normalmente acidental, é denominado erro de preparação **PE**. E o erro total de amostragem **TE** é definido como a soma do erro de amostragem **SE** com o erro de preparação **PE** gerado por cada estágio de amostragem e sua respectiva preparação.

$$TE = SE + PE \quad (2.15)$$

Conseqüentemente, se tivermos **N** estágios de amostragem e preparação, serão gerados **N** valores de erro total de amostragem **TE**. E, considerando **n** o conjunto de estágios de amostragem ou preparação (**n** = 1, 2, 3, ..., **N**), temos:

$$PE = PE_1 + PE_2 + PE_3 + \dots + PE_N \quad (2.16)$$

$$TE = TE_1 + TE_2 + TE_3 + \dots + TE_N \quad (2.17)$$

$$TE_n = SE_n + PE_n \quad (2.18)$$

$$TE = \sum_n (SE_n + PE_n) \quad (2.19)$$

2.2.3.7 O Erro Analítico (AE)

O erro analítico **AE** não faz parte do erro total de amostragem, entretanto, não devemos esquecer que ele sempre fará parte do erro global de estimativa **OE**. Tanto a amostragem quando as etapas de análise são processos geradores de erro, e, portanto, **OE** é a soma do erro total de amostragem **TE** com o erro analítico **AE**:

$$OE = TE + AE \quad (2.20)$$

2.2.3.8 O Erro Global de Estimativa (OE)

Completada a nossa revisão sobre todos os componentes do erro global de estimativa **OE**, podemos expressá-lo da seguinte forma:

$$OE = AE + \sum_{n=1}^N (SE_n + PE_n) \quad (2.21)$$

Podemos desenvolver a equação acima utilizando todos os seus componentes básicos, o que resultaria em:

$$OE = AE + \sum_{n=1}^N (PE_n + FE_n + GE_n + CE_{2n} + CE_{3n} + DE_n + EE_n) \quad (2.22)$$

Todos estes termos estão resumidos e classificados em suas respectivas categorias na figura 2.3.

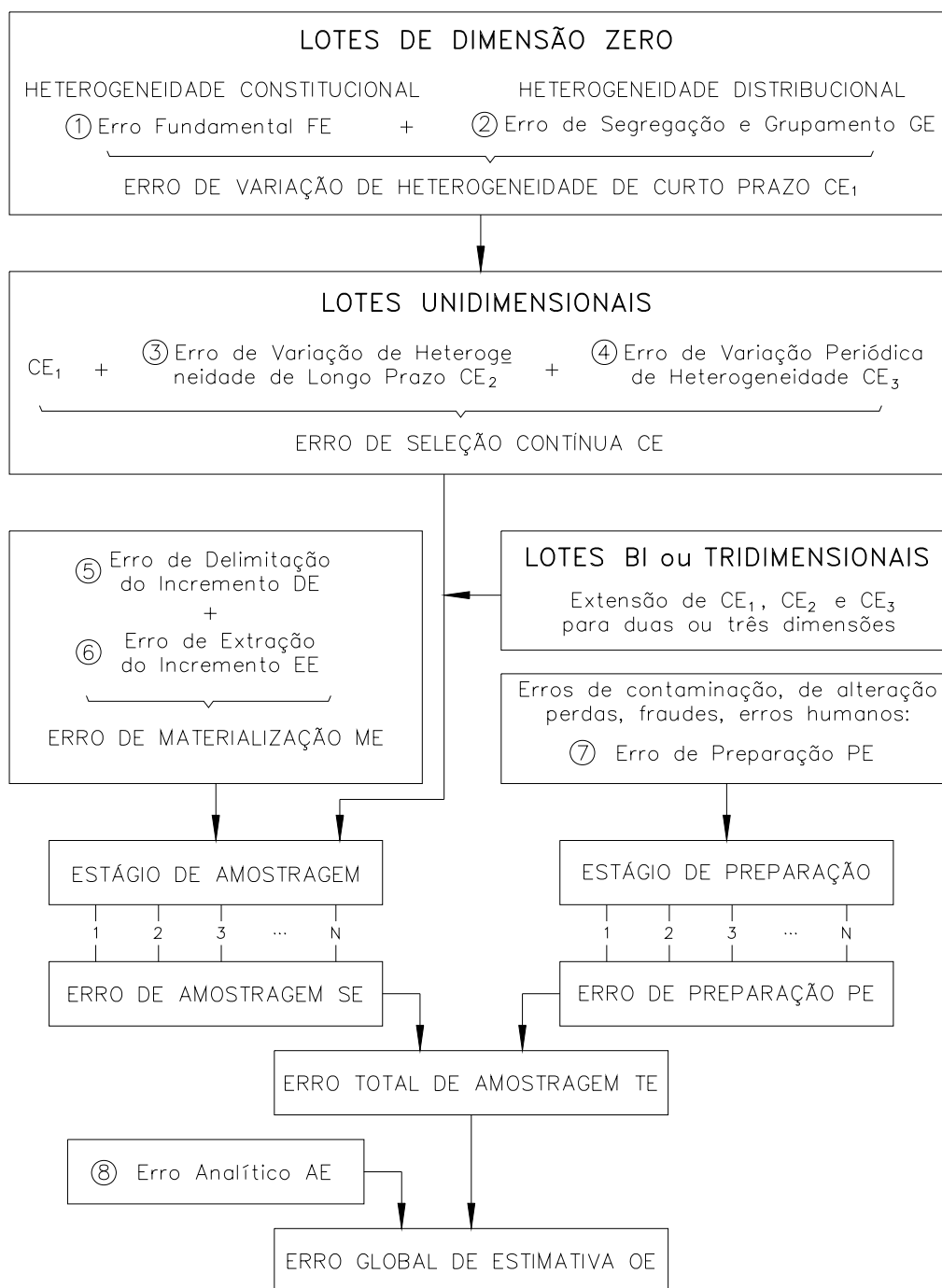


Figura 2.3 – Representação de todos os componentes do erro global de estimativa (Pitard, 1993).

Após termos feito as considerações acima, podemos facilmente perceber que a simples análise de uma série de amostras não nos dá informações suficientes para dizermos o que houve de errado durante todo o processo de amostragem. Este processo não pode ser analisado retrospectivamente. A única abordagem lógica seria uma investigação completa e preventiva dos processos de seleção, materialização e preparação, de modo a assegurar uma estimativa precisa e acurada (ou seja, representativa) do teor real, crítico e desconhecido, α_L , de um lote.

2.2.4 Conceitos de Seleção, Amostragem e Amostra

Antes de se definir objetiva e cientificamente o conceito de representatividade de uma amostra, devem ser definidas as propriedades de seleção, amostragem e amostra em função das condições predominantes antes e após a operação de amostragem.

2.2.4.1 Condições Predominantes Antes da Amostragem

São as condições que prevalecem antes do processo de seleção da amostra e que podem ser controladas até certo ponto. Sob estas condições, uma seleção é chamada:

1. **NÃO-PROBABILÍSTICA:** quando certos elementos constituintes do lote têm probabilidade zero de serem selecionados para a amostra.
2. **PROBABILÍSTICA:** quando todos os elementos constituintes do lote têm probabilidade diferente de zero de serem selecionados para a amostra.

Uma seleção probabilística é:

1. **CORRETA:** (1) quando todos os elementos constituintes do lote têm a mesma probabilidade de seleção, e (2) quando os incrementos e a amostra não são de alguma forma alterados.
2. **INCORRETA:** quando ao menos uma dessas duas condições não é satisfeita. A probabilidade de seleção é então influenciada pelas propriedades físicas dos elementos constituintes (tamanho, densidade, forma etc.).
3. **NÃO-CORRETA:** quando a seleção é não-probabilística ou probabilística, mas incorreta.

Há duas maneiras de se realizar uma seleção correta:

1. Se e somente se todos os elementos constituintes do lote tiverem a mesma probabilidade de serem selecionados.
2. Se o lote tiver sido homogeneizado (e isto não significa que ele seja homogêneo), de modo a minimizar a heterogeneidade distribucional. A heterogeneidade distribucional é mínima quando se eliminam quaisquer correlações entre as posições dos elementos constituintes e suas propriedades físicas (densidade, tamanho, forma). Essas correlações surgem freqüentemente devido à ação da gravidade.

2.2.4.2 Condições Predominantes Após a Amostragem

São as condições que prevalecem após a seleção da amostra, que surgem como resultado do processo de amostragem. E aqui entra o conceito do erro de amostragem.

Considerando a_L como a porcentagem em massa verdadeira (e desconhecida) do componente **A** no lote **L**, e a_E como a porcentagem em massa verdadeira (e desconhecida) do componente **A** na amostra **E**, o erro relativo de amostragem é definido como:

$$e = \frac{a_E - a_L}{a_L} \quad (2.23)$$

Sob estas condições, uma seleção é chamada:

1. EXATA: quando o erro e é estritamente idêntico a zero, o que implica em $a_E = a_L$. Esta identidade nunca é observada estruturalmente.
2. ESTRITAMENTE ACURADA: neste caso a média $m(e) = 0$. Esta identidade nunca é observada estruturalmente.
3. ACURADA (na prática): neste caso $|m(e)| \leq m_0$, onde m_0 é o máximo enviesamento permitido.
4. ENVIESADA: quando o enviesamento excede o valor máximo permitido, ou seja, $|m(e)| > m_0$.
5. REPRODUZÍVEL: neste caso a variância $s^2(e) \leq s_0^2$, onde s_0^2 é a máxima variância permitida.

6. REPRESENTATIVA: quando uma amostra é coletada por um método de seleção que seja tanto acurado quanto reproduzível, ou seja, $r^2(e) \leq r_0^2$, onde $r_0^2 = m_0^2 + s_0^2$. A representatividade é caracterizada pela ausência de enviesamento e por uma variância aceitável, como será discutido adiante.

2.2.4.3 Relações entre as Condições de Amostragem

Os quatro itens a seguir relacionam as condições de amostragem e as propriedades estatísticas do erro de amostragem:

1. Um método correto de amostragem é sempre estruturalmente acurado. Além disto, sua variância é mínima, de modo que sua representatividade seja máxima.
2. Um amostrador correto é resultado de seu projeto, construção, instalação, uso e manutenção, bem como da ausência de quaisquer alterações nos incrementos retirados e na amostra final, o que é uma propriedade do equipamento de amostragem, preparação da amostra, transporte, cominuição etc. Estas condições são simples e fáceis de satisfazer.
3. Amostragem não-correta é sempre estruturalmente enviesada. Ela pode ser acurada por períodos curtos, mas estes não podem ser previstos, sendo, portanto, inúteis. Além disto, não há variância mínima.
4. Para ser representativa, uma amostra deve ser primeiramente correta, e isto implica que ela seja acurada. Mas esta condição não é por si só suficiente. A representatividade requer, além de um enviesamento desprezível, reprodutibilidade, isto é, uma variância mínima, a qual depende das propriedades quantitativas da amostra (ex.: massa e número de incrementos).

2.2.5 Representatividade de uma Amostra

Para introduzir o conceito de representatividade de uma amostra, deve-se atentar ao seu não-enviesamento. Infelizmente, mesmo sendo fácil demonstrar a existência de enviesamento (i.e. de um erro sistemático) quando ele ocorre, é teoricamente impossível demonstrar a sua ausência.

É, então, importante definir uma condição que pode garantir antecipadamente a ausência ‘estrutural’ de enviesamento: a condição de seleção de uma amostra correta. Uma amostra é correta quando qualquer fragmento do lote a ser selecionado possui a mesma probabilidade que qualquer outro de ser selecionado para a amostra (François-Bongarçon & Gy, 2002). Esta condição garante o não-enviesamento, já que qualquer enviesamento irá anulá-la.

Agora fica possível formalizar o conceito de representatividade de uma amostra. Uma amostra é representativa se as duas seguintes condições forem satisfeitas:

1. A amostra é não-enviesada.
2. A variância do erro de amostragem é suficientemente pequena.

Nestas condições, se uma amostra é correta e suficientemente reproduzível, isto automaticamente a qualifica como representativa.

Na prática, os métodos corretos de coleta de amostras não são tão simples. Primeiramente, é impossível realizar uma seleção fragmento por fragmento. Como alternativa à seleção de fragmentos individuais, pode-se coletar incrementos sucessivos de um determinado tamanho, ou seja, pequenas sub-amostras. Mas, neste caso, a reprodutibilidade da amostra passa a ser sensível a outro tipo de heterogeneidade que não influencia a amostragem fragmento por fragmento: a heterogeneidade distribucional. Este tipo de heterogeneidade, melhor conhecida como segregação, diminui a reprodutibilidade da amostra e multiplica sua variância por um fator maior. Felizmente, uma descoberta matemática mostrou que esse componente de variância adicional é inversamente proporcional ao número de incrementos utilizados para compor a amostra. O método de coleta de um maior número de incrementos (do menor tamanho possível) é chamado de amostragem incremental. Outra solução seria estruturar a segregação em geometrias conhecidas, por exemplo camadas paralelas, e amostrar perpendicularmente a essa geometria.

Conclui-se, portanto, que, como o risco de enviesamento nunca é aceitável, devemos utilizar somente amostradores e procedimentos de amostragem corretos. Qualquer amostrador ou procedimento julgado, ou mesmo suspeito, de ser incorreto, deve ser eliminado, pois, neste caso, não se pode garantir o não-enviesamento das amostras e, conseqüentemente, sua representatividade.

2.2.5.1 Exemplo de Processo de Seleção Representativo

Com o objetivo de ilustrar os conceitos introduzidos nos itens 2.2.4 e 2.2.5, Grigorieff (2002) apresenta um exemplo prático de análise da representatividade de um processo de seleção. Sabe-se que uma amostra é considerada representativa quando ela é coletada por um método de seleção que seja tanto acurado quanto reproduzível. A acurácia está relacionada com o enviesamento da amostra. A reprodutibilidade, ou precisão, está relacionada com a variância do erro de amostragem. O valor do enviesamento e o valor da variância do erro devem ser suficientemente pequenos para que o processo de seleção seja considerado representativo.

A tabela 2.1 apresenta os resultados de teores de cinzas para 10 lotes de carvão mineral amostrados, preparados e analisados por dois laboratórios diferentes.

Tabela 2.1 – Teores de cinzas (%) analisados por dois laboratórios diferentes.

lote	teor (%) LAB ₁	teor (%) LAB ₂	diferença LAB ₁ -LAB ₂
1	27,7	30,2	-2,5
2	30,4	29,1	1,3
3	29,7	30,3	-0,6
4	29,8	26,1	3,7
5	30,3	29,8	0,5
6	30,3	28,4	1,9
7	31,3	31,8	-0,5
8	31,1	33,6	-2,5
9	30,8	30,8	0,0
10	26,8	26,0	0,8
média	29,8	29,6	0,2
desvio padrão			1,9
variância			3,6

A média absoluta das diferenças de teor de cinzas entre os dois laboratórios foi de 0,2. Isto quer dizer que a seleção não é estritamente acurada, pois há uma parcela de enviesamento. Não sabemos se este enviesamento é aceitável e, portanto, ele deve ser comparado com um valor de erro aceitável entre as partes. Esta seleção só pode ser considerada acurada se o erro máximo aceitável for maior ou igual a 0,2.

Efetuando-se o cálculo de variância sobre as diferenças de resultados entre os dois laboratórios temos a variância do erro, cujo valor foi 3,6. Do mesmo modo, esta seleção só pode ser considerada reproduzível (ou precisa), se o valor máximo aceito para a variância da diferença dos resultados (erros) for igual ou superior a 3,6.

E, portanto, este processo de seleção somente será considerado representativo se ambas as condições de acurácia e reprodutibilidade forem satisfeitas.

2.2.6 Controle das Estratégias de Amostragem

O principal objetivo de qualquer processo de amostragem é coletar uma amostra representativa (ou seja, acurada e precisa), cujo teor desconhecido é denominado a_s . A estimativa a'_s de a_s deve fornecer um estimador preciso e não-enviesado do teor real e desconhecido a_L do lote L .

Nem sempre é fácil cumprir este objetivo, já que um lote de material particulado sempre contém certa quantidade de heterogeneidade, e, quanto maior a heterogeneidade do material, mais difícil a operação de amostragem. Nestas condições, parece lógico que se deva medir a quantidade de heterogeneidade intrínseca de um dado material antes de se decidir por uma operação de amostragem adequada.

A análise independente da heterogeneidade é um passo fundamental, já que fornece informações que vão muito além dos objetivos da amostragem. A amostragem torna-se, então, um processo de seleção de materiais para os quais a heterogeneidade já foi caracterizada por uma variância (para lotes zero-dimensionais, ou constituídos por unidades aleatórias) ou por um variograma (para lotes unidimensionais, constituídos por unidades não-aleatórias, cuja ordem cronológica é muito relevante). Por fim, este processo de seleção determina o protocolo de amostragem apropriado.

Segundo Gy (1998), um protocolo de amostragem inadequado pode levar a enviesamentos de até 1.000% para amostragem primária (probabilística), de até 50% para amostragem secundária (probabilística, mas incorreta) e de 0,1 a 1,0% para as etapas de análise.

2.2.6.1 Relações entre Correção e Acurácia

A correção da amostragem não depende das circunstâncias externas ao processo de amostragem, sobre as quais não temos controle, tais como as propriedades do material a ser amostrado. Portanto, podemos dizer que a correção da amostragem é uma qualidade primária do processo de amostragem, e sobre este último podemos ter controle.

Ao contrário, a acurácia é uma propriedade circunstancial de um processo de amostragem, e depende de vários fatores, tais como as propriedades do material a ser amostrado. Conseqüentemente, podemos dizer que a acurácia é uma propriedade secundária se comparada com a correção.

Um processo de amostragem correto é sempre acurado; entretanto, um processo de amostragem incorreto pode ser circunstancialmente acurado hoje, enviesado em uma direção amanhã e enviesado em outra direção depois de amanhã. Podemos sempre confiar em propriedades estruturais, mas não devemos apostar nas propriedades circunstanciais.

2.2.6.2 Vantagens de se Controlar a Correção da Amostragem

Por definição, um processo de amostragem correto deve permitir que todos os fragmentos de um lote tenham a mesma probabilidade de ser selecionados para a amostra, e que qualquer material estranho ao lote tenha a probabilidade zero de ser selecionado.

Sabemos como projetar, construir, instalar, operar e manter um amostrador ou uma estação de amostragem correta. Se nos pedirem para projetar e construir uma estação de amostragem acurada (propriedade secundária), nós projetaríamos e construiríamos uma estação de amostragem correta (propriedade primária), porque sabemos como controlar as condições de uma amostragem, mas não seus resultados. De fato, só podemos controlar esses resultados utilizando a teoria da amostragem, que nos diz que um processo de amostragem correto é também acurado.

Controlar a correção de uma estação de amostragem consiste em realizar uma inspeção detalhada e algumas medições simples. Além de detectar as fontes de incorreção, este controle pode indicar os passos necessários para corrigir a estação.

2.2.6.3 Desvantagens de se Controlar a Acurácia da Amostragem

Visto que uma amostragem incorreta pode se tornar acurada quando a heterogeneidade do material se torna circunstancialmente favorável, não há lógica em se generalizar tal fenômeno transitório para mais uma hora ou mais um dia de produção, ou mesmo para outro material. A recomendação de se controlar a acurácia ao invés de se controlar a correção é um erro de julgamento. Além disto, o controle experimental da acurácia é um processo longo e custoso, que sempre atrapalha a produção.

2.2.6.4 Cronologia de uma Boa Estratégia de Amostragem

Uma estratégia de amostragem adequada deve seguir a seguinte cronologia:

1. Estudo da heterogeneidade do material de um dado lote, tanto zero-dimensional, quanto unidimensional.
2. Otimização dos protocolos de amostragem de modo a minimizar: o erro fundamental **FE**, o erro de segregação e grupamento **GE**, o erro de variação de heterogeneidade de longo prazo **CE₂**, e o erro de variação periódica de heterogeneidade **CE₃**.
3. Controle da correção da amostragem de modo a eliminar: o erro de delimitação do incremento **DE**, o erro de extração do incremento **EE**, e o erro de preparação **PE**.

Por fim, deve-se atentar ao fato de que o controle da acurácia é uma abordagem perigosa e que não resolve os problemas de amostragem. O controle da correção da amostragem é a única forma efetiva de se ganhar tempo, dinheiro e de se eliminarem as deficiências dos processos de controle de qualidade.

2.2.7 Características dos Amostradores

Conforme observou Gy (1998), o único objetivo da amostragem é reduzir a massa de um lote **L** sem alterar significativamente suas demais propriedades. E, para reduzir a massa de um lote de material fragmentado pode-se: (1) retirar incrementos do lote, os quais, reunidos, formarão a amostra (amostragem incremental); ou (2) dividir o lote em frações e selecionar aquelas que farão parte da amostra (amostragem por divisão). A amostragem incremental é

realizada utilizando-se os amostradores, cujas características serão discutidas a seguir. Na amostragem por divisão utilizam-se os dispositivos de divisão, cujas características serão discutidas no item 2.2.8.

Segundo François-Bongarçon & Gy (2002), “em se tratando da teoria de amostragem, um mau amostrador é um mau amostrador, não importa qual, e uma amostra pode ser boa ou má”. Um amostrador inadequado geralmente gera amostras enviesadas, e um amostrador correto elimina virtualmente este risco.

A seguir são apresentadas e discutidas as características dos principais amostradores utilizados nas etapas de amostragem estudadas neste trabalho. Uma descrição mais detalhada dos diversos tipos de amostradores existentes na indústria mineral pode ser encontrada em Pitard (1993).

2.2.7.1 Amostragem de Furos de Desmonte

A amostragem correta do material proveniente de furos de desmonte, ou pó de perfuratriz, é um problema constante para o engenheiro de minas. Um dos problemas comuns é que uma pequena porção do material tende a voltar para o furo. Entretanto, o pior erro é utilizar um procedimento não-probabilístico de amostragem, tal como a coleta manual de amostras (por meio de uma pá, por exemplo). Esta abordagem deve ser rejeitada.

Até hoje não se encontrou uma solução que satisfaça tanto a produção quanto a amostragem. No entanto, existem técnicas que procuram minimizar o erro de delimitação da amostragem, sem tentar resolver todos os problemas da amostragem. Duas destas técnicas são apresentadas a seguir.

2.2.7.1.1 Amostradores Cilíndricos

Este amostrador consiste em um cilindro plástico com uma janela retangular que serve como receptor do material. O material que entra na janela é coletado por um saco plástico, colocado dentro do cilindro e preso por um anel externo, como mostra a figura 2.4.

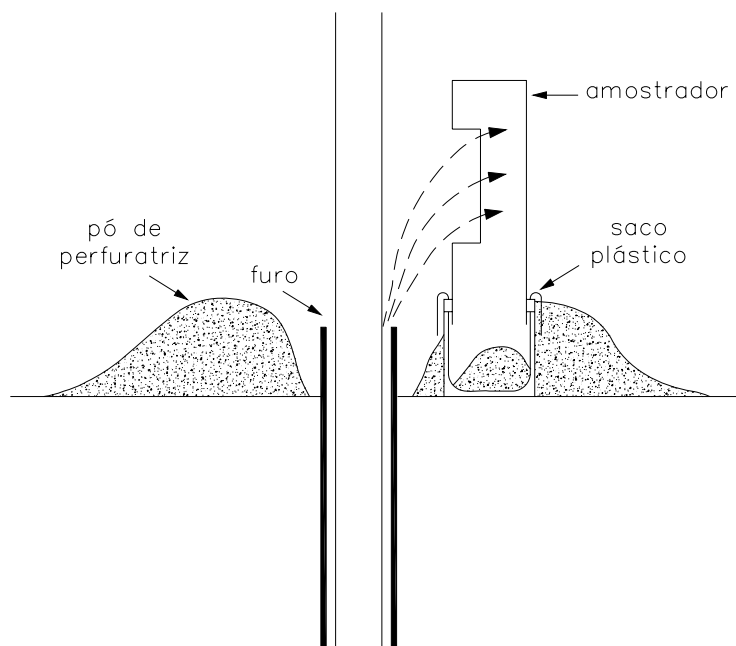


Figura 2.4 – Amostrador cilíndrico de pó de perfuratriz (Pitard, 1993).

O principal problema da janela retangular é que ela normalmente é colocada na posição vertical, e esta posição gera um erro de extração, pois altera sistematicamente a distribuição granulométrica da amostra. Para que se possa prevenir este erro, o amostrador deve ser colocado num ângulo de 60° e a janela deve ter arestas radiais na direção do eixo de perfuração (figura 2.5). Assim, para um dado ângulo das arestas, a janela de amostragem deve ser colocada sempre no mesmo lugar. Isto pode ser assegurado por uma armação apropriada colocada na perfuratriz, próximo ao furo.

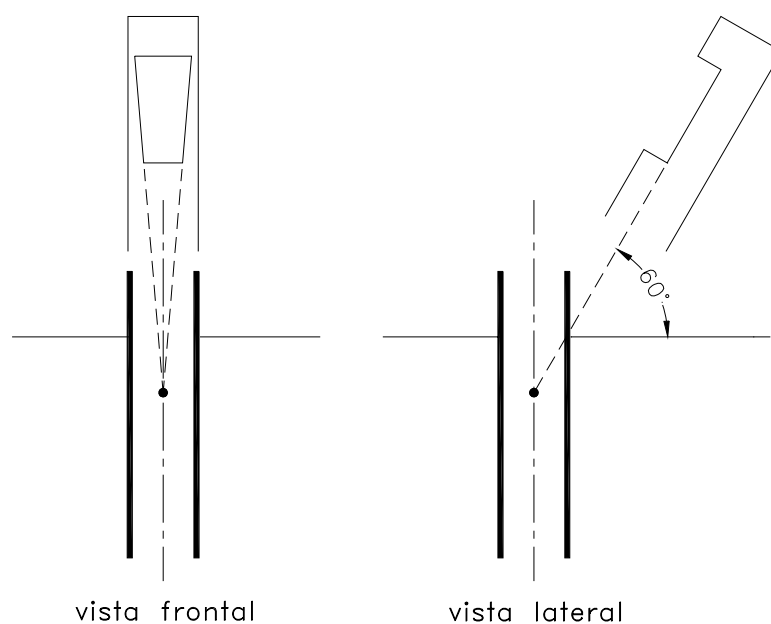


Figura 2.5 – Arestas radiais de um amostrador cilíndrico (Pitard, 1993).

Se o material proveniente do furo ascendesse num eixo vertical diretamente para a superfície, este sistema captaria somente uma seção do furo, o que classificaria a amostragem como incorreta. Mas o material se movimenta em todas as direções no interior do furo, o que nos permite dizer que a janela é um amostrador estacionário que dá a todos os fragmentos a mesma chance de fazer parte da amostra. Outra condição é a de que a janela seja longa o suficiente para poder interceptar todo o fluxo de material (figura 2.6a).

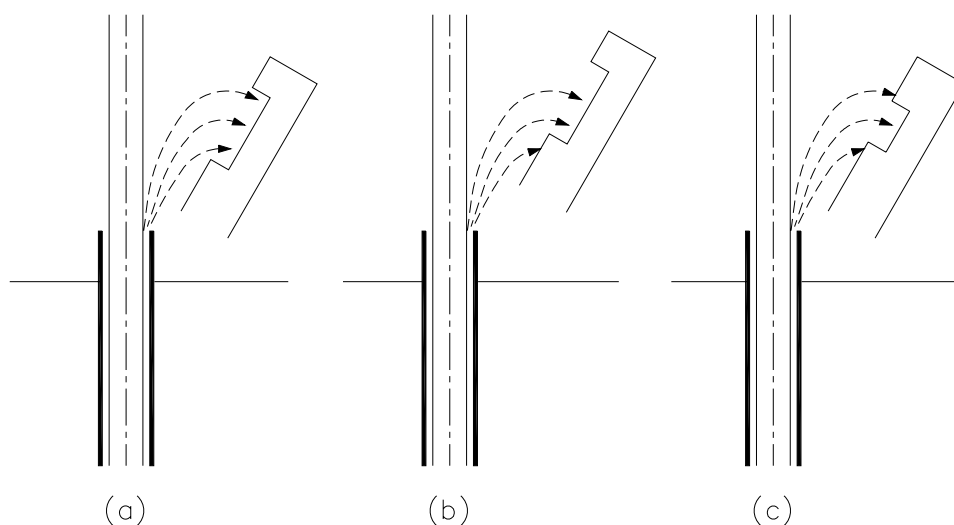


Figura 2.6 – (a) Posição correta, (b) incorreta, (c) janela muito pequena (Pitard, 1993).

Portanto, as três condições para uma amostragem correta em furos de desmonte são: (1) inclinação de 60° com o solo, (2) janela radial em direção ao eixo de perfuração, e (3) tamanho da janela adequado para receber todo o fluxo.

2.2.7.1.2 Amostradores Setoriais Estacionários

Uma outra solução possível é a instalação de diversos amostradores setoriais estacionários na armação colocada ao redor do furo, como mostra a figura 2.7.

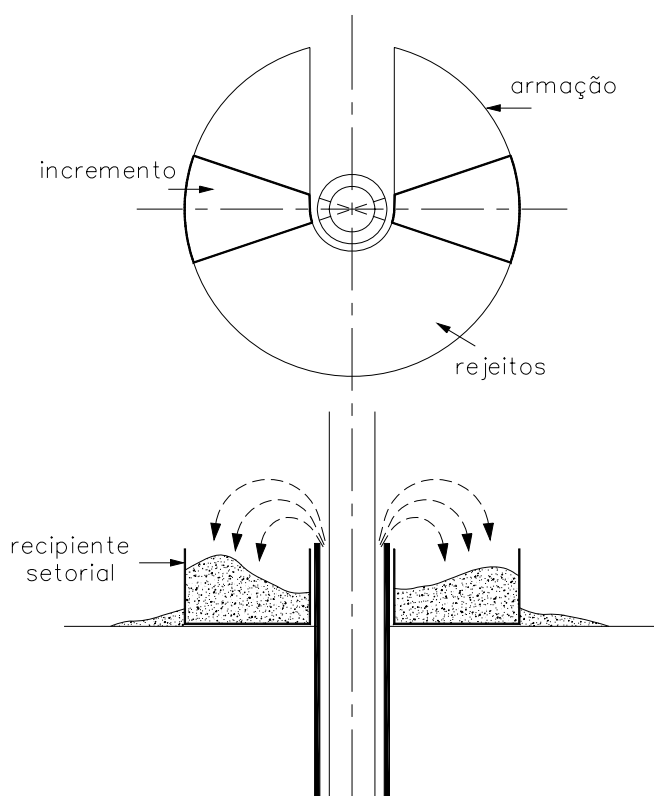


Figura 2.7 – Amostrador setorial estacionário (Pitard, 1993).

Para que este amostrador seja correto, seu centro deve coincidir com o centro do furo. O amostrador deve funcionar como um recipiente em forma de torta que pode ser facilmente removido da armação. O recipiente deve também ser fundo o suficiente para não transbordar antes do final da perfuração, e deve ser grande o suficiente para não perder material proveniente do furo. Esta solução é muito mais fácil de se implementar, e o material tem

menor probabilidade de escapar da janela de amostragem do que no caso do amostrador cilíndrico.

Segundo Morley e McBride (1995) – que utilizaram, com êxito, esta técnica de amostragem na otimização do desmonte e da lavra da segunda maior mina de ouro da Austrália –, a simplicidade desta técnica minimiza os riscos de contaminação e os erros cometidos.

2.2.7.2 Amostragem de Fluxos Contínuos

No caso particular de lotes unidimensionais, comuns no ambiente de usinas de beneficiamento de minérios (por exemplo, fluxos de polpa ou material britado sobre transportadores de correia), há três maneiras de se amostrar (figura 2.8), correspondentes a diferentes famílias de amostradores automáticos:

1. Coletando-se parte do fluxo, parte do tempo (ex.: amostragem pontual e manual em transportadores de correia).
2. Coletando-se parte do fluxo, todo o tempo (ex.: amostradores tubulares inseridos na tubulação de polpa).
3. Coletando-se todo o fluxo, parte do tempo (ex.: amostradores corta-fluxo).

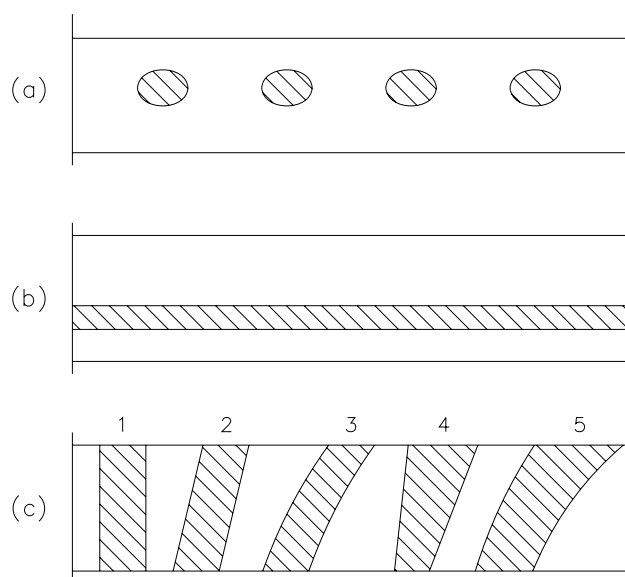


Figura 2.8 – (a) Amostragem de parte do fluxo, parte do tempo: sempre incorreta; (b) amostragem de parte do fluxo, todo o tempo: sempre incorreta; (c) amostragem de todo o fluxo, parte do tempo: 1, 2, 3 corretas e 4, 5 incorretas (Pitard, 1993).

Somente o item 3 pode garantir amostras corretas, e somente no caso de instalações apropriadas do amostrador e em condições apropriadas de uso, pois, mesmo que o regime do fluxo seja totalmente turbulento (i.e. aleatório), o fato de se introduzir um obstáculo ao material (o amostrador) irá reestruturar o fluxo de uma maneira não-previsível. Esta reestruturação resultará em uma amostragem preferencial e, portanto, incorreta.

Na prática, todos os amostradores tipo corta-fluxo podem ser projetados de tal maneira a fornecer uma delimitação correta da amostra e, assim, tornam-se capazes de executar amostragens probabilísticas, com uma probabilidade de amostragem igual para todos os setores do fluxo.

2.2.7.2.1 Amostradores Corta-Fluxo de Trajetória Retilínea

Os amostradores corta-fluxo de trajetória retilínea, também chamados amostradores de faca, são em geral corretos no que diz respeito ao projeto, desde que certas condições de uso sejam atendidas. Estas condições, estabelecidas por Gy, ajudam a controlar os efeitos que o complexo mecanismo dos fragmentos coletados pelo amostrador pode ter sobre a representatividade da amostra:

1. A abertura da faca deve ser três vezes maior que o diâmetro d do maior fragmento, com um valor mínimo de 10 mm quando d é menor que 3 mm.
2. Deve-se calcular a velocidade máxima permitida para o amostrador, de acordo com sua abertura.

Além das condições acima, deve-se assegurar que o fluxo seja cortado por um comprimento Δt constante, de modo que o incremento coletado forme um paralelogramo inclinado, como mostra a figura 2.9. Na amostragem de fluxos cadentes, a faca deve estar distante do fluxo, de modo a permitir que o motor acelere antes de alcançar o fluxo. O amostrador deve cortar todo o fluxo, e este deve cair exatamente no centro da faca. A distância u entre o ponto de descarga do fluxo e o plano descrito pela faca deve ser mínima, porém, de pelo menos de três vezes o diâmetro d do maior fragmento. No caso de partículas finas, esta distância deve seguir a seguinte regra:

$$u = 3d + 1 \text{ cm} \quad (2.24)$$

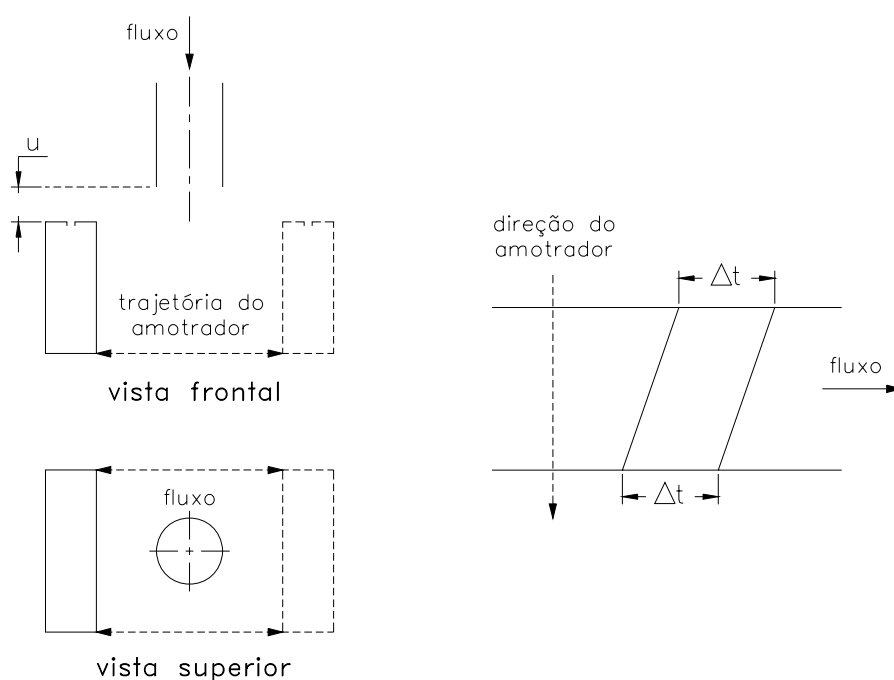


Figura 2.9 – Geometria correta de um amostrador corta-fluxo de trajetória retilínea e bordas paralelas (Pitard, 1993).

Nestas condições, e, assumindo que todas as outras condições de correção sejam satisfeitas (fluxo movendo-se a uma velocidade constante, amostrador movendo-se a uma velocidade constante, todo o fluxo passando sem dificuldades pela abertura da faca), todos os fragmentos do fluxo serão submetidos à seleção durante o mesmo período de tempo. Portanto, a probabilidade **P** de amostragem será uniforme para todos os fragmentos, independentemente de sua posição no fluxo.

Este tipo de amostragem é extremamente recomendado por François-Bongarçon & Gy (2002), sendo a melhor escolha para a amostragem de fluxos em usinas de beneficiamento de minérios.

Entretanto, este tipo de amostrador pode se tornar um amostrador incorreto se: (1) sua faca for feita por material frágil, podendo ser danificada pelo impacto dos fragmentos; e (2) o amostrador for obstruído por material fino ou lama, que se acumula nas extremidades, fechando parte da abertura da faca. Uma manutenção preventiva, incluindo limpeza periódica da faca, é uma solução simples para este problema.

2.2.7.2.2 Amostradores Corta-Fluxo de Trajetória Circular

Os amostradores corta-fluxo de trajetória circular são corretos somente se suas arestas forem perfeitamente radiais, como mostra a vista superior da figura 2.10. Assumindo que todas as outras condições de correção sejam satisfeitas, a probabilidade **P** de um fragmento fazer parte do incremento é uniforme para todas as seções do fluxo.

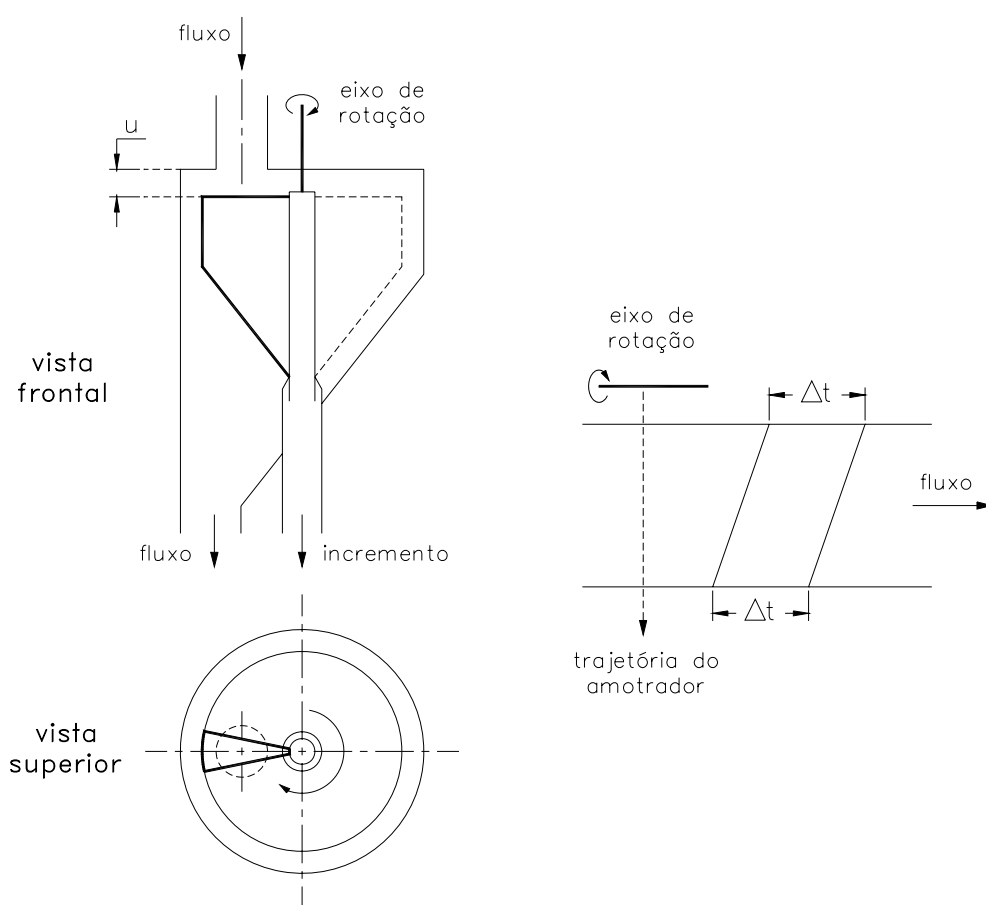


Figura 2.10 – Geometria correta de um amostrador corta-fluxo de trajetória circular (Pitard, 1993).

Além dos problemas já mencionados para o amostrador de trajetória retilínea, que também ocorrem para o amostrador de trajetória circular, este último pode se tornar incorreto se a geometria da abertura do amostrador for diferente da geometria ilustrada na figura acima (seção triangular). No caso de abertura retangular, parte do material coletado não deveria

fazer parte do incremento, visto que o lado do amostrador com velocidade menor (mais próximo ao eixo de rotação) coletaria material por um período de tempo maior.

2.2.8 Características dos Dispositivos de Divisão

Os processos de amostragem por divisão são indicados para lotes de partículas cuja massa é pequena o suficiente para justificar o manuseio manual ou mecânico de todo o seu conteúdo. Estes processos dividem o lote **L** em duas ou mais frações iguais, considerando que todas elas tenham sido tomadas sob condições idênticas.

É importante notar que um processo de divisão, em si, não é amostragem. A amostragem propriamente dita se inicia após a divisão o lote, quando algumas das frações são selecionadas para compor a amostra. Portanto, o processo de amostragem por divisão é caracterizado por dois estágios: (1) o processo de divisão do lote, e (2) o processo de seleção das frações. E esses dois estágios englobam os quatro passos elementares e independentes a seguir, que apresentam muita semelhança com a seqüência observada nos processos de amostragem incremental.

1. Delimitação da fração: o equipamento de amostragem delimita os domínios ocupados por frações geométricas do lote.
2. Separação das frações: a fração deve coincidir com a série de fragmentos cujo centro de gravidade está dentro dos limites das frações geométricas.
3. Reunião das frações: as frações são reagrupadas de acordo com um esquema sistemático, fornecendo um conjunto de amostras potenciais.
4. Seleção da amostra: este passo deve ser probabilístico, e, portanto, as amostras devem ser selecionadas aleatoriamente.

A figura 2.11 ilustra as diferenças entre o processo de amostragem incremental e o processo de amostragem por divisão.

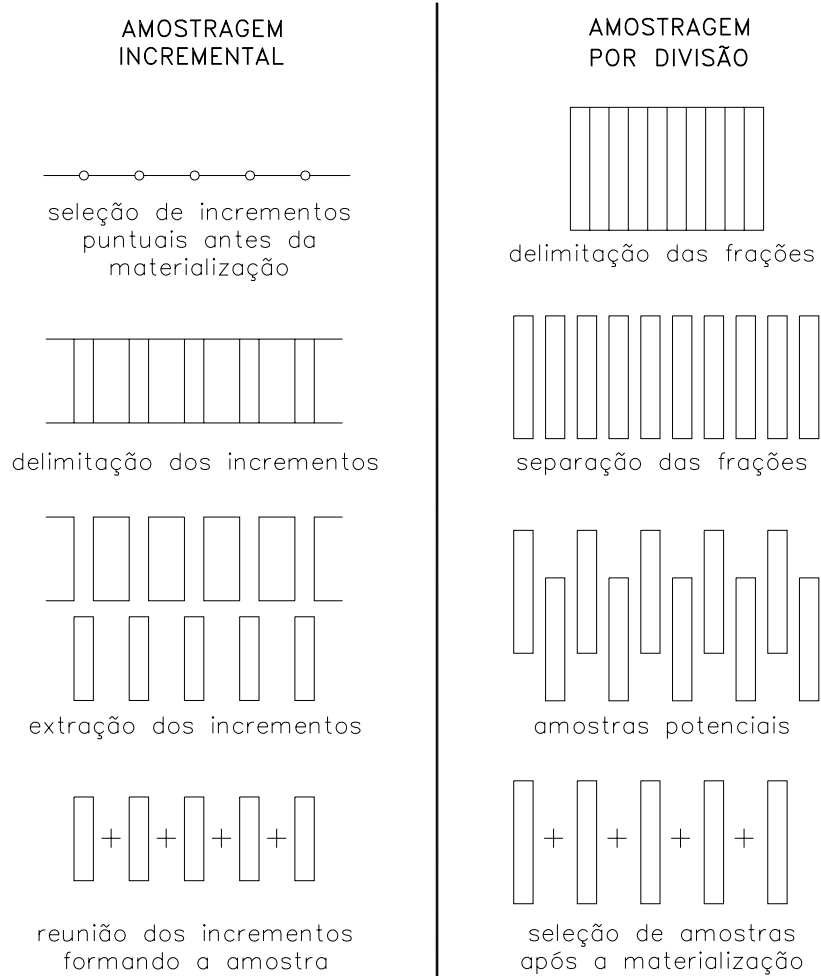


Figura 2.11 – Comparação entre os processos de amostragem incremental e de amostragem por divisão (Pitard, 1993).

Ao contrário do processo de amostragem incremental, a amostragem por divisão permite uma seleção completamente independente da materialização. Portanto, mesmo se a materialização estiver enviesada, a seleção se mantém imparcial, desde que tenha sido realizada aleatoriamente.

2.2.8.1 O Quarteador Jones

Os quarteadores Jones são provavelmente os dispositivos de amostragem mais comuns. Em geral eles são projetados e construídos de modo a não existirem erros de delimitação, entretanto, uma má manutenção pode alterar esta característica. Estes

quarteadores devem ter sempre o mesmo número de calhas idênticas para cada lado. Sistemas com calhas diferentes não são corretos e devem ser rejeitados. Além disto, a pá que alimenta o quarteador deve ter um comprimento z igual à abertura x do quarteador, como mostra a figura 2.12.

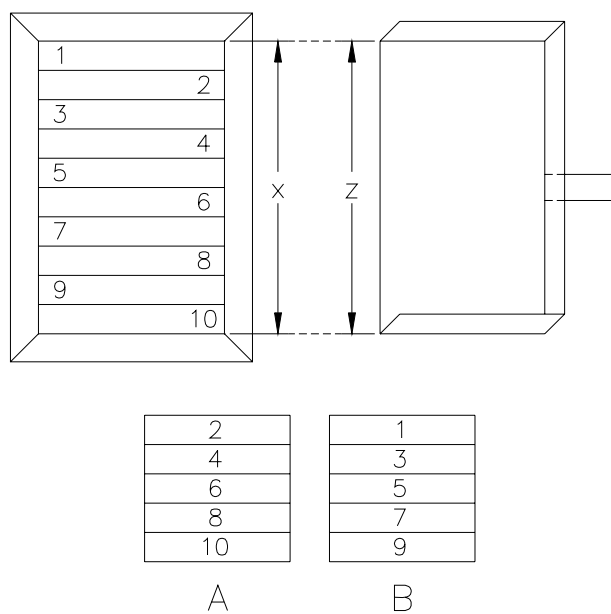


Figura 2.12 – Quarteador correto: mesmo número de calhas e $z = x$ resultam em amostras A e B equivalentes (Pitard, 1993).

2.2.8.2 Divisores Setoriais

Os divisores setoriais são muito comuns nos laboratórios modernos e muito efetivos quando bem projetados, construídos e mantidos. Eles podem ter alimentadores estacionários ou rotativos. Para ambos os casos, a condição mais importante para haver uma delimitação correta é assegurar que as arestas do divisor sejam radiais, como mostra a figura 2.13.

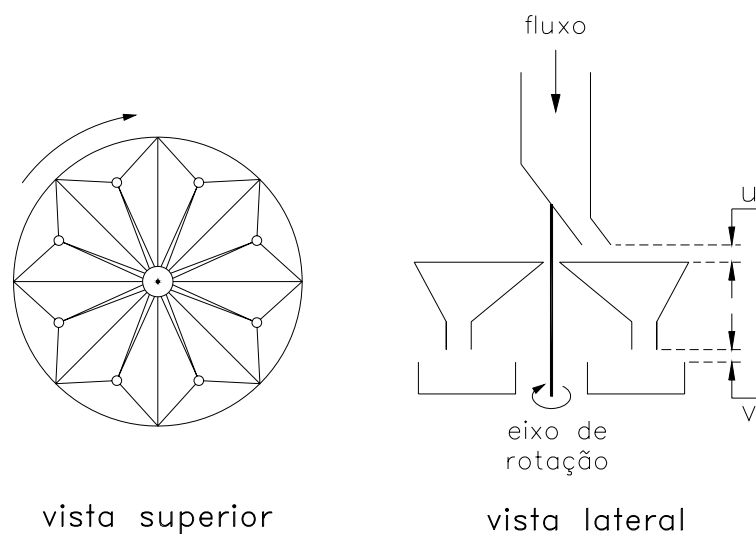


Figura 2.13 – Amostrador correto, equipado com alimentador rotativo (Pitard, 1993).

Nos divisores com alimentador rotativo, se os setores forem radiais, a única fonte de enviesamento será a velocidade inconstante de rotação do alimentador ou do fluxo de material alimentado. As seções devem ser largas o bastante para receber todo o fluxo vindo do alimentador, e não deve haver escape de fragmentos para fora dos recipientes. Além disto, todas as amostras potenciais devem ter o mesmo peso, sendo aceitáveis pequenas variações aleatórias. Desta maneira, estes divisores produzirão amostras idênticas, que podem ser usadas em testes comparativos.

No caso de materiais pulverulentos, existe o problema de delimitação associado às nuvens de poeira. Para evitar este problema, deve-se minimizar a distância **u** entre a saída do alimentador e a borda do divisor. O mesmo pode ser feito com a distância **v**.

2.2.8.3 Métodos de Divisão por Pá

Alguns exemplos dos métodos de divisão por pá são o quarteamento por pilhas cônicas e o fracionamento por pá. Estes métodos podem gerar erros de delimitação, pelo fato de envolverem pás, conchas e espátulas. Entretanto, eles não geram uma diferença sistemática muito relevante entre as amostras potenciais. Além disto, se a amostra for selecionada aleatoriamente, a possibilidade de enviesamento de delimitação desaparece. Deve-se ressaltar

que, de modo a preservar a imparcialidade de uma amostra, ela deve sempre ser selecionada aleatoriamente, após um processo de divisão correto.

2.2.8.3.1 Quarteamento por Pilhas Cônicas

O quarteamento por pilhas cônicas é um método antigo, muito utilizado nas minas de estanho do século XIX. É provavelmente o método mais antigo de amostragem probabilística. A versão mais típica deste método está ilustrada na figura 2.14.

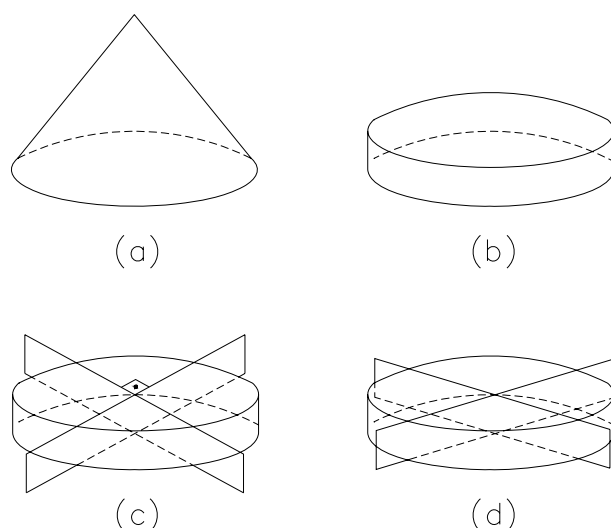


Figura 2.14 – Quarteamento por pilha cônica: (a) formação da pilha; (b) nivelamento da pilha; (c) quarteamento correto; (d) quarteamento incorreto (Pitard, 1993).

Este método não é recomendado, e seu interesse deve permanecer histórico. Os métodos de fracionamento por pá utilizam as mesmas ferramentas, são mais rápidos e mais reproduzíveis, visto que eles contêm um número maior de incrementos aleatórios em cada amostra potencial.

2.2.8.3.2 Fracionamento por Pá

O fracionamento por pá certamente é o método de amostragem mais simples e barato. Ele consiste em extrair pazadas de um lote, depositando-as no topo de N pilhas distintas. Cada

pilha deve conter 10, 30 ou 50 incrementos, dependendo de quão efetivamente queremos reduzir o erro de segregação e grupamento. As condições de delimitação são:

1. Todas as pazadas devem ter aproximadamente o mesmo tamanho.
2. Cada pilha, ou amostra potencial, deve ser formada pelo mesmo número de pazadas.
3. As pazadas devem ser alternadas entre a pilha 1 e a pilha N , e então novamente da 1 à N , e assim por diante.

A figura 2.15 ilustra a técnica de fracionamento por pá para $N = 5$.

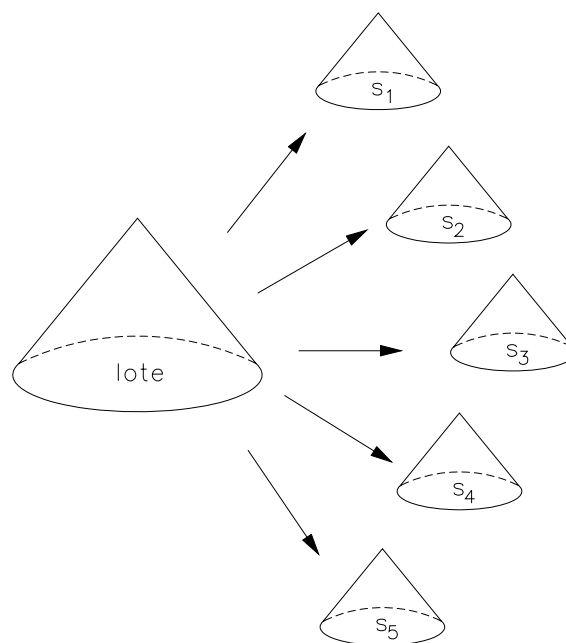


Figura 2.15 – Método de fracionamento por pá (Pitard, 1993).

É essencial selecionar a amostra aleatoriamente, para manter a condição de imparcialidade da amostragem. Esta precaução elimina o risco de enviesamento sistemático.

2.2.9 Amostragem de Metais Preciosos

Por muito tempo os especialistas têm dado uma enorme atenção aos problemas teóricos e, principalmente, práticos da amostragem de materiais contendo metais preciosos. Quantidades relativamente pequenas de material podem envolver grandes quantidades de

dinheiro, assim, os problemas de precisão e acurácia logo se tornam a preocupação principal. Provavelmente não existe outro material para o qual a precisão e a acurácia da amostragem sejam tão críticas quanto para os metais preciosos.

Uma das principais diferenças entre os metais preciosos e os outros metais é o fato de que os metais preciosos são econômicos a teores muito baixos. Os metais básicos, por exemplo, são sempre estimados em porcentagem, enquanto os metais preciosos, tais como o ouro e a platina, são estimados em partes por milhão.

A discussão a seguir está focada no ouro, entretanto, ela pode ser estendida a todos os demais metais preciosos. Esta discussão serve também como introdução a um assunto polêmico, que é a amostragem de materiais contendo elementos-traço.

2.2.9.1 Amostragem de Ouro

A amostragem do ouro gera diversas dificuldades: (1) o conteúdo de ouro de uma sub-amostra analítica pode ser completamente diferente do conteúdo de ouro da amostra inicial; (2) a densidade do ouro é elevadíssima ($19,3 \text{ g/cm}^3$), promovendo uma forte segregação assim que as partículas de ouro são liberadas; (3) as partículas de ouro não cominuem bem, podendo criar um fino filme metálico que cobre a superfície dos amostradores. Todos esses problemas são ampliados quanto menor o teor de ouro, quanto mais marginal o depósito, e quanto mais irregular a distribuição do ouro na rocha.

Os metais preciosos, e especialmente o ouro, que ocorre na natureza de diferentes maneiras, apresentam dificuldades de amostragem que devem ser resolvidas de um modo particular para cada caso. Assim, os diferentes depósitos de ouro podem ser classificados em três categorias:

1. Depósitos aluvionares, ou de outro material no qual o ouro está completamente liberado.
2. Depósitos primários, onde o ouro ocorre em pequenos veios, ou de outro material no qual o ouro não está liberado. Nesta categoria encontramos a maioria dos depósitos não-aluvionares de ouro, tais como os depósitos em veios associados a rochas ígneas, os depósitos de sulfetos maciços, e muitos outros.
3. Associações de ouro com outros minerais.

Um depósito com distribuição errática de ouro pode requerer amostragens adicionais, durante a lavra, para a definição dos limites entre minério e estéril (Elliott et al., 2001). Estas amostragens em geral são realizadas a partir do material proveniente de furos de desmonte, e seus resultados são aplicados no desenvolvimento dos modelos de controle de teor, como veremos no item sobre reconciliação.

2.2.9.2 Condições para Minimizar os Erros de Amostragem

As seis condições abaixo visam eliminar, ou pelo menos minimizar, a maior parte dos erros provenientes da amostragem de metais preciosos:

1. Todo equipamento de amostragem deve ser projetado, construído e utilizado de tal maneira que os erros de preparação PE_n sejam irrelevantes. Deve-se dar especial atenção no sentido de se minimizarem perdas e contaminação pelo ouro remanescente em equipamentos de amostragem.
2. A delimitação do incremento deve ser correta e, portanto, $DE = 0$.
3. A extração do incremento deve ser correta e, portanto, $EE = 0$.
4. O número de incrementos deve ser grande o suficiente para minimizar o erro de segregação e grupamento GE , até que ele se torne irrelevante. Deve-se enfatizar que a homogeneização do ouro liberado é impossível, e, portanto, a única maneira de minimizar GE é minimizando o erro fundamental FE e aumentando o número de incrementos por amostra.
5. Para amostragens de lotes unidimensionais, o intervalo entre cada incremento deve ser pequeno o suficiente para tornar irrelevante o erro de variação de heterogeneidade de longo prazo CE_2 .
6. O método de seleção de amostras deve ser escolhido levando em consideração o erro de variação periódica de heterogeneidade CE_3 .

Se todas as condições acima forem satisfeitas, o único erro restante é o erro fundamental FE , que será discutido a seguir.

2.2.9.3 Considerações sobre o Erro Fundamental

Como foi visto no item 2.2.1.1, uma amostra **S** selecionada a partir de um determinado lote é influenciada por um erro especificamente relacionado à heterogeneidade constitucional deste lote, o chamado erro fundamental, **FE**. A heterogeneidade constitucional **CH_L** de um lote **L** é definida como a variância relativa e adimensional da heterogeneidade **h_i** dos **N_F** fragmentos **F_i** que constituem o lote (Pitard, 1993):

$$CH_L = s^2(h_i) = \frac{1}{N_F} \sum_i h_i^2 = N_F \sum_i \frac{(a_i - a_L)^2}{a_L^2} \cdot \frac{M_i^2}{M_L^2} \quad (2.25)$$

Na maioria dos casos reais, não é tão simples calcular a heterogeneidade constitucional **CH_L**, em parte pela dificuldade de se estimar **N_F**, que normalmente é muito grande. Na prática, devemos conseguir calcular as características do material que compõe o lote, e estas características devem ser independentes do tamanho do lote, ou seja, não deveria existir a necessidade de se estimar **N_F**. Isto pode ser feito multiplicando-se **CH_L** por **M_L/N_F**, que nada mais é que a massa média **M_i** de um fragmento. Portanto, podemos definir o fator constante de heterogeneidade constitucional **IH_L** da seguinte forma:

$$IH_L = CH_L \frac{M_L}{N_F} = CH_L M_i = \sum_i \frac{(a_i - a_L)^2}{a_L^2} \cdot \frac{M_i^2}{M_L} \quad (2.26)$$

Como **CH_L** é adimensional, **IH_L** possui a mesma dimensão da massa. **CH_L** e **IH_L** são dois parâmetros intrínsecos do material, independentes do tamanho dos lotes; entretanto, existem algumas diferenças:

1. **CH_L** é sempre definida, mas só é calculada quando o número de fragmentos **N_F** é pequeno o suficiente para poder ser contado, sendo mais apropriada para uma abordagem teórica do conceito de heterogeneidade.
2. **IH_L** sempre pode ser calculada, independentemente do número de fragmentos **N_F**. Portanto, **IH_L** é mais apropriada para aplicações práticas, tais como o cálculo da variância do erro fundamental.

O erro fundamental é definido como o erro que ocorre quando a seleção do incremento é correta e quando os incrementos que constituem a amostra contêm um único fragmento aleatório. Este é um caso limite, mas sabe-se que este erro é gerado unicamente pela heterogeneidade constitucional \mathbf{CH}_L , que é uma propriedade intrínseca do lote, e sua variância pode ser escrita como:

$$\sigma_{FE}^2 = \frac{1-P}{PN_F} \mathbf{CH}_L = \frac{1-P}{PM_L} \mathbf{IH}_L \quad (2.27)$$

onde \mathbf{P} é a probabilidade de seleção, que deve permanecer constante se a amostragem for devidamente planejada (i.e., quando o teor de cada fragmento segue uma distribuição normal, aceitando como valor central a média real \mathbf{a}_L do lote) e corretamente executada (i.e., quando os fragmentos da amostra são coletados um por um aleatoriamente).

Como:

$$\mathbf{M}_S = \mathbf{PM}_L \quad (2.28)$$

Temos:

$$\sigma_{FE}^2 = \left(\frac{1}{\mathbf{M}_S} - \frac{1}{\mathbf{M}_L} \right) \mathbf{IH}_L \quad (2.29)$$

A equação acima é extremamente útil e prática para a otimização de protocolos de amostragem. E pode ser simplificada da seguinte forma (quando \mathbf{M}_L é muito maior que \mathbf{M}_S):

$$\sigma_{FE}^2 = \frac{\mathbf{IH}_L}{\mathbf{M}_S} \quad (2.30)$$

O fator constante de heterogeneidade constitucional \mathbf{IH}_L é calculado com base em outros diversos fatores, que serão discutidos mais adiante. Um desses fatores é o fator de liberação, \mathbf{I} , cujo valor varia de zero – quando o material é perfeitamente homogêneo (e não há liberação) – até um – quando o mineral de interesse está totalmente liberado. O fator de liberação varia muito e, portanto, é difícil atribuir-lhe um valor médio. No caso de teores

extremamente baixos, como é o caso dos depósitos de ouro, a maior dificuldade é estimar o fator de liberação.

Para resolver este problema, foi desenvolvido um teste que permite estimar o fator constante de heterogeneidade constitucional IH_L sem a necessidade de se calcular o fator de liberação. Este teste consiste em encontrar os 2 ou 3 fragmentos mais ricos de ouro entre 200 fragmentos coletados um a um, aleatoriamente, de uma amostra representativa do material a ser estudado. Após terem sido identificados, eles devem ser cuidadosamente analisados. Quando se conhece o maior teor de ouro para um dado tamanho de partícula, pode-se facilmente calcular IH_L . Para tanto, devem ser admitidas as seguintes hipóteses:

1. O máximo teor de ouro a_{max} dos maiores fragmentos do lote é conhecido.
2. Todas as frações possuem aproximadamente o mesmo teor médio, ou pelo menos teores de mesma ordem de grandeza.
3. Em cada fração, todo ouro está contido numa sub-fração de teor a_{max} e o restante da fração é estéril.

2.3 CONCEITOS DE RECONCILIAÇÃO

No contexto da indústria mineral, reconciliação pode ser definida como a comparação entre uma estimativa (modelo de recursos, modelo de reservas, modelo de controle de teor) e uma medição (produção oficial da usina de beneficiamento ou da metalurgia). Segundo Morley (2003), os principais objetivos da reconciliação são:

1. Medir o desempenho da operação com base nas metas iniciais.
2. Garantir uma avaliação acurada dos ativos minerais.
3. Confirmar a eficiência das estimativas de massa e teor.
4. Fornecer indicadores de desempenho (em especial para o controle de teor).

A figura 2.16 ilustra um típico processo de reconciliação, desde a estimativa de recursos até a produção de metal, incluindo as perguntas que deveriam ser feitas durante o processo.

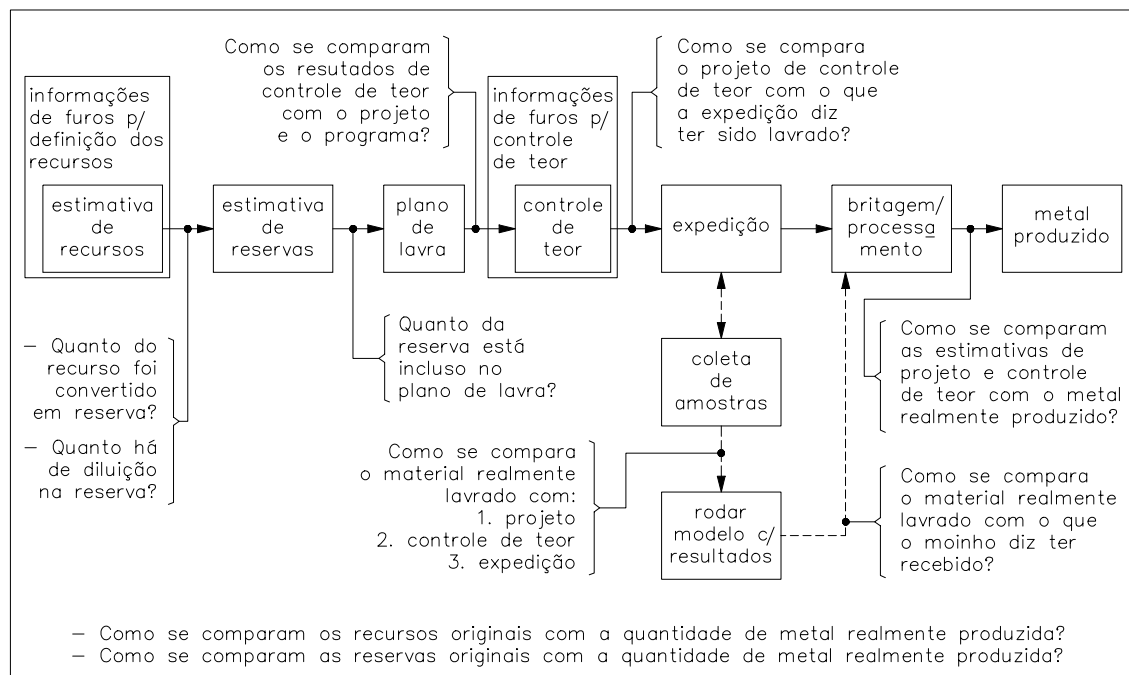


Figura 2.16 – Esquema do processo de reconciliação (Morley, 2003).

Respostas não favoráveis a qualquer uma das perguntas acima indicam a necessidade de se realizarem análises adicionais, visando a identificação das causas das variâncias observadas e permitindo a tomada de ações para corrigi-las. Por exemplo, diferenças consistentes entre as estimativas do modelo de recursos e a quantidade de metal realmente produzida podem indicar que o método de definição do teor de corte precisa ser reavaliado ou que o método de estimativa de teor está inadequado. Tendo sido identificada a causa do problema, o procedimento poderá ser modificado, de modo a minimizar as variâncias.

Portanto, a reconciliação pode ser vista como um método de validação das estimativas dos modelos de reservas e de controle de teor, permitindo o replanejamento das práticas inadequadas de amostragem, modelagem, planejamento e lavra, e o desenvolvimento de estratégias que visem aumentar a eficiência das operações (Omega Geo-Consulting, 2005). Assim, o conceito de reconciliação poderia ser resumido nestas três palavras: “medir, controlar e melhorar” (Noppé, 2004).

2.3.1 Os Modelos

As estimativas de reservas visam prever massa e teor de minério, gerando um produto vendável e rentável. Espera-se que o modelo de recursos no qual a estimativa de reservas se baseia forneça, para um período de médio a longo prazo, estimativas razoáveis de massa e teor de minério que será processado na usina.

A definição dos limites entre minério e estéril na lavra geralmente se baseia em outro modelo de distribuição de teores, um modelo de curto prazo, denominado modelo de controle de teor. Em geral, esse modelo é gerado a partir de amostragens adicionais de pó de perfuratriz, resultante dos furos de desmonte ou de furos especialmente executados para o controle de teor, cujo espaçamento é bem menor que o utilizado para a geração do modelo de recursos. Portanto, os modelos de controle de teor permitem uma identificação mais precisa dos limites entre minério e estéril e, desde que tenha sido realizada uma amostragem correta, fornecem uma base confiável para o planejamento de curto prazo, geralmente para períodos de menos de um mês.

As práticas de reconciliação comparam as estimativas dos modelos descritos acima com a produção (massa e teor médio de minério) registrada na usina, por determinados períodos de tempo. Raramente os valores estimados coincidem com os valores registrados, e isto pode ser solucionado multiplicando-se a produção estimada por um número constante. Este número, expresso em porcentagem, é chamado de *mine call factor*, ou MCF, e expressa a diferença entre a produção prevista pelos modelos e a produção registrada na usina.

Apesar de ambos os valores – o previsto e o registrado – serem calculados a partir de amostragens, os valores registrados na usina em geral são considerados mais acurados (Bankes et al., 2003 e Crawford, 2004), e é por isto que o MCF é aplicado às estimativas dos modelos e não aos valores registrados na usina.

2.3.2 Os Fatores

A reconciliação é uma atividade comum desenvolvida na maior parte das empresas de mineração do mundo e, como visto anteriormente, pode ser definida como uma comparação entre estimativas e medições. O resultado dessas comparações é geralmente um grupo de fatores que são aplicados a estimativas futuras, na tentativa de melhorar a previsão do

desempenho de uma operação. Esses fatores fornecem, portanto, uma indicação de quão acurada foi uma determinada estimativa.

Alguns exemplos de fatores são: o fator de recursos e reservas, o fator de volume e o *mine call factor*, citado no item anterior. Juras (2002) define outros dois fatores, o fator *model to mine* e o fator *mine to mill*, que, multiplicados, resultam no mesmo MCF.

Esses fatores são aplicados às estimativas de reservas e de controle de teor, com o objetivo de fornecer uma aproximação da quantidade de metal que deverá ser produzida na usina. Por exemplo, se historicamente a usina produziu 10% a mais de ouro do que o previsto pelo modelo de recursos, a prática comum é aplicar um MCF de 110% à quantidade de ouro prevista pelo modelo, de modo a estimar qual deverá ser a quantidade de ouro total produzida.

Portanto, o cálculo desses fatores pode indicar o desempenho de uma operação, porém, admitindo-se um cenário ideal, não deveria haver fatores: a estimativa da quantidade de metal de um modelo de recursos deveria ser igual à quantidade de metal produzida mais a quantidade de metal nos rejeitos. É claro que os dois números raramente se igualam, devido às diversas variáveis envolvidas no processo, que podem ter diferentes causas, como mostra a tabela 2.2.

Se dividirmos o complexo problema da reconciliação nos componentes básicos da tabela a seguir, e resolvermos cada componente de cada vez, o problema pode ser resolvido ou, pelo menos, minimizado.

Tabela 2.2 – Variáveis que influenciam a reconciliação (Pitard, 2001).

CAUSAS	VARIÁVEIS
MODELO GEOLÓGICO	• efeito pepita <i>in situ</i> real
	• erros de amostragem e sub-amostragem
	• erros analíticos
	• erros de estimativa
	• rejeição excessiva de <i>outliers</i>
	• resultados da metodologia de estimativa
	• suposições da densidade do minério
	• definição dos limites do minério
MODELO DE CONTROLE DE TEOR	• efeito pepita <i>in situ</i>
	• erros de amostragem e sub-amostragem
	• erros analíticos
	• furos de desmonte paralelos à mineralização
	• resultados da metodologia de krigagem e cálculo da média
	• contorno do teor do minério
	• métodos de amostragem não acurados
LAVRA	• modelo de lavra paralelo para cruzar a mineralização
	• deslocamento dos limites da mineralização sobre desmonte
	• métodos de amostragem não acurados
	• métodos de transporte por caminhão não acurados
	• perda de finos
	• estimativa de massa
	• diluição
USINA	• retenção de metal dentro do moinho
	• métodos de análise não acurados
	• ciclos do processo desconhecidos ou mal interpretados
	• calibração dos medidores de massa e de fluxo
	• sub-amostragem de laboratório inadequada
	• reconciliação calculada para períodos muito curtos de tempo

Segundo Morley (2003), o problema de se aplicarem fatores às estimativas é que esses fatores podem mascarar as causas dos erros responsáveis pelas discrepâncias observadas. Portanto, conforme opinião do autor, o uso desses fatores não é a melhor prática industrial de reconciliação. As causas reais de qualquer variância só podem ser identificadas analisando-se as informações referentes a cada variância e, em seguida, modificando metodologias e processos. Só assim poderão ser tomadas ações que reduzam a variância a um nível aceitável. Este é um processo iterativo de recalibração constante das entradas de dados e dos cálculos, levando a uma reconciliação pró-ativa, ou seja, uma ‘prognosticação’. Este conceito será discutido no item 2.3.7.

2.3.3 O Conceito QA-QC

Uma vez que os pontos de medição para o cálculo de reconciliação estejam definidos, deve-se garantir que seja realizado um número suficiente de medições para permitir o controle e o monitoramento da confiabilidade dos dados (precisão e acurácia), principalmente no caso da amostragem. Isto requer o estabelecimento de um sistema de garantia de qualidade (*quality assurance*, ou QA) e de procedimentos de controle de qualidade (*quality control*, ou QC). Este é o chamado sistema QA-QC.

A garantia de qualidade é conseguida pelo estabelecimento e documentação de sistemas e padrões para garantir a qualidade a um nível mais abrangente. O controle de qualidade utiliza ferramentas estatísticas para assegurar que os sistemas estão estatisticamente controlados a um nível mais específico.

Um sistema QA-QC bem projetado e implementado – por exemplo um bom sistema de reconciliação – não deve adicionar uma carga de trabalho extra à equipe técnica. Os processos devem ser automatizados e os mais transparentes e acessíveis possível, de modo que se possa despendar mais tempo na interpretação dos resultados do que na comparação entre os dados. Como veremos mais adiante, os dados não são informações até que eles sejam apresentados de uma maneira útil (Noppé, 2004).

2.3.4 O Conceito *Mine-to-Mill*

Na última década, tem-se envidado esforços contínuos para se reduzirem os custos de um empreendimento mineiro, ao mesmo tempo em que os custos dos suprimentos e serviços continuam a crescer e os preços do produto final tendem a cair. Neste contexto, alguns profissionais decidiram integrar os processos de mineração, desde a geologia até a moagem, utilizando a tecnologia da informação para fornecer aos operadores da usina informações acuradas sobre a qualidade do minério. Com esta abordagem, esses profissionais conseguiram reduzir a variabilidade do teor do material alimentado no moinho, aumentando sua previsibilidade. E, assim, eles puderam visualizar o processo como um todo, e não cada parte isoladamente. O resultado dessas operações foi um aumento de 2 a 5% na recuperação e de até 2% no teor do concentrado (Imrie, 2001).

O objetivo de se introduzir o conceito *mine-to-mill* é mostrar os benefícios de se transformar dados desordenados e desconexos em dados ordenados e consistentes, que permitam criar um sistema integrado que se estenda da geologia à metalurgia.

A reconciliação entre a mina e o moinho (*mine-to-mill*), consiste na prática de se compararem as estimativas de produção baseadas em dados da mina com as estimativas de produção baseadas em dados da moagem e, a partir dos resultados, sugerir medidas que minimizem a discrepância entre as estimativas.

Em geral existe uma discrepância relevante entre as estimativas da mina e as estimativas do moinho. Normalmente a mina conta com amostras de furos de desmonte para o desenvolvimento de modelos de controle de teor. Estes modelos, do mesmo modo que os modelos de recursos, são estimativas e, portanto, estão sujeitos aos problemas comuns da estimação.

Como visto anteriormente, as estimativas do moinho são consideradas mais acuradas que as da mina e, portanto, na maioria dos casos elas são a base para os cálculos de reconciliação. Estas estimativas são consideradas mais acuradas por diversas razões (Crawford, 2004):

1. Uma das dificuldades mais comuns da amostragem é a coleta de amostras com distribuições de tamanho semelhantes. Na moagem, as amostras são coletadas após a cominuição, o que minimiza este problema.
2. Os fluxos do produto da moagem podem ser mais facilmente amostrados a intervalos regulares.
3. Os sistemas de controle de processos dos moinhos modernos, com analisadores de fluxo e amostradores automáticos, permitem o controle total do fluxo de material.
4. Há diversas verificações possíveis dentro do moinho, permitindo um balanço de massas mais efetivo, o que nada mais é do que uma reconciliação interna.

Porém, os moinhos não estão imunes aos problemas da amostragem. Os resultados dos diversos pontos de amostragem utilizados no processo de balanço de massas da moagem podem conter erros, e as causas típicas desses erros incluem: calibração inadequada das balanças, protocolos inadequados de análises, retenção de metal nas bombas (particularmente para o ouro), dentre outros.

2.3.5 As Fontes de Erros

Uma reconciliação bem-sucedida pode ser ilusória. Em muitos casos, erros cometidos em algum ponto do processo são compensados por erros cometidos em outro ponto, resultando em reconciliações excelentes (Crawford, 2004). Porém, isto mascara os enviesamentos do sistema, que, mais cedo ou mais tarde, podem vir à tona.

A qualidade dos resultados de reconciliação depende da qualidade e da confiabilidade dos dados de entrada, ou seja, das estimativas e das medições. As estimativas dos modelos de recursos são, por si só, dependentes da qualidade das amostras coletadas e do processo utilizado para gerar as estimativas. As medições realizadas na mina e na usina, por sua vez, são dependentes da acurácia dos equipamentos de medição, tais como balanças e medidores de fluxo, e também da qualidade das amostras coletadas. Todas essas medições contêm um erro associado, que deve ser identificado e, quando possível, minimizado (Noppé, 2004).

Segundo Schofield (2001), para muitos profissionais, a reconciliação é o teste final de qualidade das estimativas de massa e teor resultantes dos modelos de reservas e dos modelos de controle de teor. Entretanto, sem antes termos realizado um diagnóstico de todos os processos geradores de dados para os cálculos de reconciliação, não devemos considerá-la um teste final de qualidade, pois diversos fatores podem influenciar seus resultados, como as práticas inadequadas de amostragem e de seleção de minério na lavra. A discussão a seguir foi baseada essencialmente em Schofield (2001).

2.3.5.1 Métodos de Amostragem

A primeira, e mais óbvia, fonte de erros é a amostragem. Em certos casos, amostragens de furos de desmonte podem consistentemente subestimar ou superestimar o teor real de um corpo de minério. O enviesamento da amostragem é provavelmente o erro mais difícil de se medir e, certamente, merece uma consideração especial nos estágios iniciais do empreendimento mineiro. Uma investigação completa antes ou durante os estudos de exeqüibilidade, envolvendo análises de diferentes frações granulométricas e diferentes massas de amostras, determinaria as possibilidades de enviesamento (Snowden, 1990).

É importante lembrar que estamos utilizando um número relativamente pequeno de amostras para estimar as características reais (mas desconhecidas) de toda uma população, e que qualquer incerteza da amostra afetará a nossa habilidade de chegar a conclusões corretas.

A confiabilidade nos resultados de uma amostragem depende das características da mineralização, da qualidade da amostragem, da preparação e da análise das amostras, e pode ser avaliada através da variabilidade do teor das amostras (precisão) e da acurácia dos resultados (enviesamento). A variabilidade dos resultados da amostragem pode ser dividida em três causas principais: (1) a heterogeneidade constitucional do material, (2) os erros de amostragem, incluindo os erros de preparação, e (3) os erros de análise. É de extrema importância compreender e quantificar esses erros, de modo que os resultados finais possam ser usados com confiança nos cálculos de reconciliação (Noppé, 2004).

Durante a lavra, a definição dos blocos de minério e de estéril geralmente é baseada em perfurações adicionais e em amostragens de frentes de lavra. Na maioria dos casos, utiliza-se amostragem do pó de perfuratriz proveniente dos furos de desmonte, o que apresenta duas vantagens principais: (a) o espaçamento entre os furos de desmonte é pequeno, resultando em uma densidade de amostragem relativamente alta por tonelada de material, e (b) já que os furos de desmonte têm que ser perfurados de qualquer maneira, não há custo adicional de perfuração.

Entretanto, as amostras coletadas dos furos de desmonte em geral são pobres, e o material recuperado apresenta segregação de partículas, não sendo representativo da amostra total. A precisão de amostragens de furos de desmonte geralmente é baixa, mas o problema mais sério é o enviesamento das amostras causado pela segregação de densidade e de tamanho das partículas. Uma das principais causas desse enviesamento é a perda de finos, o que pode levar a uma sub-estimativa ou a uma superestimativa do teor do minério (Snowden, 1993).

Existe uma crença comum de que os erros de amostragem tendem a se anular durante os processos de estimativa de recursos e de definição do minério e, conseqüentemente, não teriam um impacto significativo nesses processos. Entretanto, a imprecisão e o enviesamento das amostras distorcem a nossa imagem da realidade, causando um aumento na frequência e na magnitude dos erros cometidos na estimativa de reservas e na definição, ou seleção, de minério. Esses erros aumentam o risco de perda de minério e de diluição de teor.

Geralmente, a ocorrência de enviesamento é associada a uma amostragem pouco precisa. Na estimativa de recursos, o enviesamento leva diretamente a uma sub-estimativa ou a uma superestimativa do teor do minério. Durante a produção, o enviesamento causa uma perda de minério se os teores das amostras foram subestimados, e uma diluição da pilha de estocagem se os teores das amostras foram superestimados.

Portanto, visando minimizar os erros de amostragem e o conseqüente enviesamento das amostras, recomenda-se aplicar a teoria da amostragem para que se possa controlar o protocolo de coleta e preparação das amostras.

2.3.5.2 Métodos de Seleção de Minério

Grandes diferenças entre a produção esperada (a partir da estimativa de reservas) e a produção verdadeira são comuns na indústria mineral. Uma das razões pelas quais a lavra não produz os valores estimados pelos modelos de reservas e de controle de teor é que, em muitas operações mineiras, quantidades significativas de minério são descartadas como estéril, devido a práticas inadequadas de seleção de minério.

Quando os contatos minério/estéril são bem visíveis, os operadores podem facilmente classificar minério e estéril, enviando-os ao seu destino correto. Entretanto, quando esses contatos não são visíveis, torna-se necessário coletar amostras representativas e devidamente espaçadas, para que se possa estimar esses contatos de maneira acurada (Bankes et al., 2003). A prática comum de se retirar uma única amostra do centro de cada bloco não garante a acurácia das estimativas desses contatos (Snowden, 1993).

Quando minério e estéril são lavrados e dispostos em pilhas de estocagem ou em bota-foras, uma parte do estéril vai para as pilhas de estocagem (dilução), e uma parte do minério é descartada em bota-foras. Ambas as classificações incorretas de estéril como minério e de minério como estéril causam uma diminuição do teor produzido e dos ganhos da operação. Entretanto, devido ao fato de o teor do minério descartado como estéril não ser medido na etapa de moagem, a perda de metal causada por esta classificação incorreta não entrará na equação de reconciliação. E, assim, é possível obter uma boa reconciliação entre o teor estimado e o teor produzido, ao mesmo tempo em que quantidades substanciais de minério são descartadas em bota-foras.

Nos últimos 10 anos, uma grande quantidade de empresas mineradoras aumentou de 20 a 60% sua produção de minério sem alteração do projeto da cava, utilizando apenas métodos de modelagem desenvolvidos para otimizar a seleção de minério.

2.3.5.2.1 As Hipóteses

As duas hipóteses a seguir podem diminuir a confiança no uso da reconciliação como medida de desempenho dos modelos de recursos e de controle de teor:

1. A hipótese de que o moinho é capaz de medir o teor e a massa de material processado com mais acurácia que os métodos de estimativa de recursos ou de controle de teor.
2. A hipótese de que a equação de reconciliação considera todas as fontes de erros cometidos na seleção de minério.

A primeira hipótese pode ser um entrave às operações de lavra, afinal, o teor medido na moagem é simplesmente mais uma estimativa baseada em amostragens da alimentação e do produto. A segunda hipótese está incorreta e pode levar a sérios erros na seleção de minério e a significativas perdas de recursos úteis.

Talvez o uso mais inoportuno da reconciliação seja quando ela influencia os métodos de seleção de minério. Por exemplo, um MCF de 80% pode levar o geólogo a diminuir o corte superior utilizado nos modelos de controle de teor, na tentativa de diminuir o teor estimado. Como alternativa, isto pode levá-lo a aumentar o teor de corte na lavra, na tentativa de aumentar o teor produzido.

2.3.5.2.2 O Efeito Pepita

O efeito pepita descreve quão bem os resultados de uma amostragem são reproduzidos repetindo-se a amostragem no mesmo ponto, e assim, quanto maior a reprodutibilidade amostral, menor o efeito pepita. Este efeito inclui tanto a variabilidade natural inerente ao material (heterogeneidade constitucional) quanto a variabilidade devida ao tamanho, preparação e análise das amostras.

Em ambientes onde existe um efeito pepita elevado, como é o caso dos depósitos de metais preciosos e das mineralizações heterogêneas, a dificuldade de se definirem os limites entre minério e estéril é ainda maior, devido à baixa reprodutibilidade das amostras (Elliott et al., 2001 e Snowden et al., 1994). Portanto, estes tipos de mineralização são muito sensíveis aos métodos de amostragem, os quais devem ser o mais acurado possível, de modo a evitar que valores incorretos de efeito pepita sejam considerados nos modelos de reservas e de controle de teor.

O reconhecimento do efeito pepita é de extrema importância para as estimativas dos modelos de reservas e de controle de teor. Quanto maior o efeito pepita, maior o grau de suavização que deve ser considerado no modelo, pois a estimativa é uma média ponderada das amostras contidas dentro do raio de influência do bloco em estudo.

2.3.5.2.3 Uma Solução

Uma solução para o problema da seleção de minério seria termos a possibilidade de avaliar os resultados de controle de teor (i.e., os resultados das análises das amostras provenientes dos furos de desmonte) antes de decidirmos quais furos serão realmente carregados. Esta técnica permite o desmonte do minério separadamente do desmonte do estéril, facilitando as operações subsequentes.

Os benefícios de termos em mãos os resultados de controle de teor antes de projetarmos o desmonte são a redução da diluição e a simplificação da lavra, já que os limites dos furos de desmonte coincidiriam com os limites entre minério e estéril. As desvantagens desta técnica, tais como a perda dos furos não carregados e o gasto extra com novas perfurações, certamente seriam compensadas pelos benefícios de uma melhor definição de minério e estéril (Morley e McBride, 1995).

Apesar de ser uma solução para os problemas de seleção de minério na lavra, esta não é uma prática comum na maior parte das empresas de mineração, as quais trabalham com um cronograma de trabalho mais rígido.

2.3.6 As Conseqüências dos Erros

Segundo Thomas e Snowden (1990), a acurácia das estimativas de recursos e dos procedimentos de controle de teor é a base do sucesso de um empreendimento mineiro. Os planejamentos de longo, médio e curto prazo são todos dependentes da acurácia das estimativas. Por exemplo, uma estimativa não acurada pode resultar em:

1. Longo prazo: cava incorretamente otimizada.
2. Médio prazo: previsões de fluxo de caixa não acuradas.
3. Curto prazo: definições incorretas de minério e estéril a partir do modelo de controle de teor.

Ainda segundo esses autores, diversas minas de ouro na Austrália sofrem com problemas de reconciliação entre as estimativas de produção e os teores realmente alimentados no moinho. E isto freqüentemente se deve a uma deficiência do controle geológico e da amostragem para fins de controle de teor.

Uma das principais razões de estimativas incorretas é a desconsideração de um ou mais itens a seguir:

1. A distribuição estatística dos dados de amostragem.
2. A continuidade espacial dos dados de amostragem.
3. O efeito de regressão e a relação volume-variância.
4. O grau de seletividade da lavra (i.e. diluição).
5. A seleção de um método de estimativa apropriado para o cálculo de massa e teor recuperáveis.

2.3.6.1 O Efeito de Regressão

É possível explicar muitos problemas de reconciliação pelo efeito de regressão e pela relação volume-variância. O efeito de regressão ocorre quando o modelo de recursos ou de controle de teor subestima o teor do minério lavrado em regiões de baixo teor e superestima o teor do minério lavrado em regiões de alto teor. Isto acontece porque a distribuição real dos teores do minério é diferente da distribuição dos teores das amostras. Este efeito é explicado pela figura 2.17, com a elipse definida pela dispersão de pontos correspondentes aos valores das amostras (valores estimados) e os respectivos valores dos blocos (valores reais). Existe uma relação de regressão entre os teores estimados e reais que não é a relação 1:1.

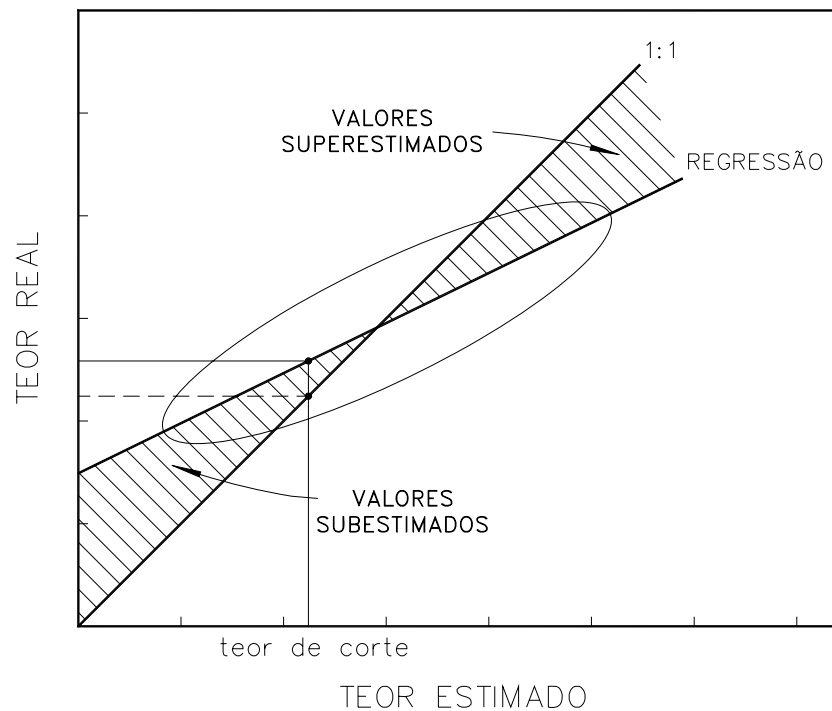


Figura 2.17 – Ilustração do efeito de regressão (Thomas e Snowden, 1990).

Como exemplo deste efeito, para uma mina de ouro a céu aberto, podemos citar: para um teor de corte econômico igual a 1,0 g/t Au, se definirmos os limites do minério a partir de amostragens de furo de desmonte, resultaria em um teor de corte efetivamente lavrado de 1,2 g/t Au. E, assim, uma quantidade significativa de minério seria classificada como estéril.

2.3.6.2 A Relação Volume-Variância

O efeito de regressão é causado pela mudança da variância dos dados de acordo com o volume dos dados. E assim, uma população de teores de amostras terá uma variância maior que uma população teores de blocos de lavra. Este fenômeno é conhecido como relação volume-variância, e explica o porquê da importância de se padronizarem as amostragens cujos resultados combinados serão estatística e geoestatisticamente analisados.

Como exemplo deste fenômeno temos: se os dados disponíveis para a avaliação de um corpo de minério consistirem de 50 amostras retiradas a cada 0,5 m de furos de trado, mais 50 amostras retiradas a cada 2 m de furos a diamante, as amostras retiradas dos furos a trado

apresentarão uma variância maior. Para podermos combinar os dados das duas amostragens com fins analíticos, as amostras dos furos de trado também deveriam ser retiradas a cada 2 m.

Análises estatísticas, geoestatísticas e modelagem são capazes de estudar e solucionar os problemas listados anteriormente, melhorando o controle de teor e otimizando as operações mineiras. Porém, vale reafirmar que, se houver enviesamento das amostras – nos dados de exploração, nos dados de controle de teor ou nos dados de produção –, nenhum método será capaz de fornecer um resultado correto, exceto com a aplicação de fatores de correção ou, então, por acaso.

2.3.7 Prognosticação – Uma Alternativa

Tradicionalmente, a reconciliação se baseou no desempenho passado da mina, sendo considerada um processo histórico. Portanto, a reconciliação não é uma garantia de desempenho futuro (Crawford, 2004). O conceito de ‘prognosticação’ foi introduzido por Morley (2003), que o definiu como o ato de se prever algo que acontecerá no futuro, com base em dados ou indicações presentes.

A prognosticação é uma alternativa à reconciliação, e consiste em se coletar e analisar dados críticos, que são usados para calibrar estimativas em um processo iterativo. Quando ocorrem variações, elas são analisadas com a finalidade de se tomarem ações corretivas para assegurar que o erro entre as estimativas e os dados coletados seja mínimo. Desta maneira, as estimativas tornam-se previsões – ou prognósticos – e podem formar uma base para a tomada de decisões, assegurando que o que acontecerá no futuro corresponde ao que foi planejado no presente.

2.3.7.1 A Importância da Qualidade dos Dados

Tanto as práticas tradicionais de reconciliação quanto as práticas de prognosticação em operações mineiras exigem um compromisso com a coleta de dados e com a análise das informações. Apesar de tais conceitos serem muitas vezes confundidos, existe uma diferença clara entre um dado e uma informação. Segundo Morrison e Grimes (2001), um dado é uma medida e, para ser uma medida útil, deve ser associado a uma estimativa de sua qualidade ou acurácia. Por sua vez, a informação consiste em um conjunto de dados refinados, processados

ou concentrados, cuja qualidade também é verificada por uma estimativa. A informação é a conclusão da análise de diversos dados e fornece uma base para a tomada de decisões.

Os dados, portanto, dão origem à informação, que por sua vez dá origem ao conhecimento, o que permite a previsão de eventos futuros. Esta é a essência da prognosticação: a análise dos dados disponíveis durante o processo de reconciliação fornece um conhecimento do impacto das diversas decisões tomadas desde a lavra até a produção de metal. E este conhecimento pode ser usado para assegurar que a variância entre as estimativas e os resultados reais permaneça dentro de limites aceitáveis.

Sem dados de qualidade, as análises não têm sentido. Afinal, reconciliação e prognosticação consistem basicamente em analisar e comparar dados provenientes de diferentes fontes, e assim, qualquer inconsistência terá um efeito significativo nos resultados. As fontes de dados podem ser: modelos de recursos e reservas, modelos de controle de teor, planos de lavra, amostragens, sistemas de expedição, alimentação da usina, indicadores de desempenho da usina, produção da usina, dentre outros.

2.3.7.2 A Importância da Coleta de Dados

A melhor prática de coleta de dados é a coleta automatizada, como por exemplo os dados coletados na usina por PLCs (*programmable logic controllers*). Os dados devem ser validados o mais próximo possível do ponto de coleta. Coletar dados válidos e acurados é tão importante quanto identificar os dados não acurados, de modo que os problemas com a coleta destes últimos possam ser registrados, analisados e reparados.

É também aconselhável coletar dados tão freqüentemente quanto possível, por exemplo durante a perfuração de furos de desmonte, durante a lavra de um bloco, ou durante a expedição no final de cada turno. Deixar para coletar dados em campanhas intensivas de amostragem pode fazer com que os erros humanos e os erros de transporte sejam intensificados.

2.3.7.3 Os Passos Recomendados

Para qualquer operação que envolva a prognosticação, Morley (2003) recomenda os seguintes passos:

1. Identificar as principais fontes de dados.
2. Automatizar a captura dos dados.
3. Estabelecer regras para a validação dos dados.
4. Armazenar os dados em um único banco de dados.
5. Estabelecer uma interface que permita uma análise eficiente dos dados.
6. Identificar as tendências e os padrões dos dados.
7. Procurar nessas tendências e padrões as causas e os efeitos.
8. Usar essas informações para estabelecer e testar hipóteses.
9. Desenvolver uma base de conhecimento que permita prever o desempenho futuro da operação.
10. Alterar constantemente a base de conhecimento por meio de análises adicionais.

O principal objetivo de qualquer sistema de reconciliação não deveria ser o de gerar fatores utilizados para corrigir estimativas, mas o de permitir ajustes nos processos de modo que os resultados estejam sempre dentro de limites aceitáveis. Isto resultaria em benefícios significativos para a operação e forneceria uma base para melhorias constantes.

2.3.8 Perspectivas Futuras

Freqüentemente o custo de procedimentos incorretos é subestimado. Se perguntarmos a alguém quanto dinheiro (e tempo) foi gasto para refazer um procedimento realizado incorretamente, a resposta geralmente é ‘o dobro’. Porém, estudos mostram que o custo total para realizar um procedimento pela segunda vez varia de 8 a 14 vezes o custo original (Harry e Schroeder, 2000). Esta é, talvez, uma das mais dramáticas, e muitas vezes não reconhecidas, causas da baixa eficiência de uma operação, e seu impacto nos rendimentos da empresa pode ser consideravelmente alto.

Visando melhorar o planejamento, monitorar o desempenho e otimizar as operações, Morrison e Grimes (2001) desenvolveram um modelo para transformar dados da usina em informações sobre o desempenho de cada operação. Os mesmo autores consideram a

necessidade de se desenvolverem modelos mais abrangentes, para a otimização e controle de todo o empreendimento mineiro, desde o depósito até o produto final.

Segundo Crawford (2004), a reconciliação não deve simplesmente avaliar os modelos de reservas e de controle de teor com base nos resultados da usina. Na prática, cada etapa da operação deve ser examinada sequencialmente: do modelo de reservas para a mina, da mina para a usina, e da usina para a metalurgia ou produto final, como esquematizado na figura 2.18. Dependendo do tipo de minério e do método de lavra, uma reconciliação completa deve considerar erros referentes a perdas, diluição e produção entre 7 e 12% ao ano. Erros acima destes valores devem ser melhor analisados, de modo que se possam determinar e corrigir suas causas.

Uma prática adequada de reconciliação só é possível se tivermos informações de desempenho de todas as operações de lavra e de beneficiamento de minérios, informações estas que devem ser baseadas em dados de qualidade. Portanto, a otimização dos métodos de amostragem é essencial para o desenvolvimento de um sistema confiável de reconciliação, pois é de uma amostragem correta que resultam dados de qualidade. Hoje a amostragem deve ser entendida como ciência e tecnologia disponíveis para o uso prático industrial, afinal, ela é um elemento chave para tomadas de decisão objetivando melhorias de processos e aumento da eficiência industrial e da qualificação dos produtos (Girodo, 1999).

Apesar de todas as ‘armadilhas’ da reconciliação apresentadas neste capítulo, ela ainda permanece como uma ferramenta poderosa na detecção de problemas nas operações, e fornece, freqüentemente, um diagnóstico para a resolução desses problemas. A reconciliação é uma das demonstrações mais instigantes da acurácia do modelo de recursos e é uma marca de autenticidade das práticas operacionais prudentes (Crawford, 2004).

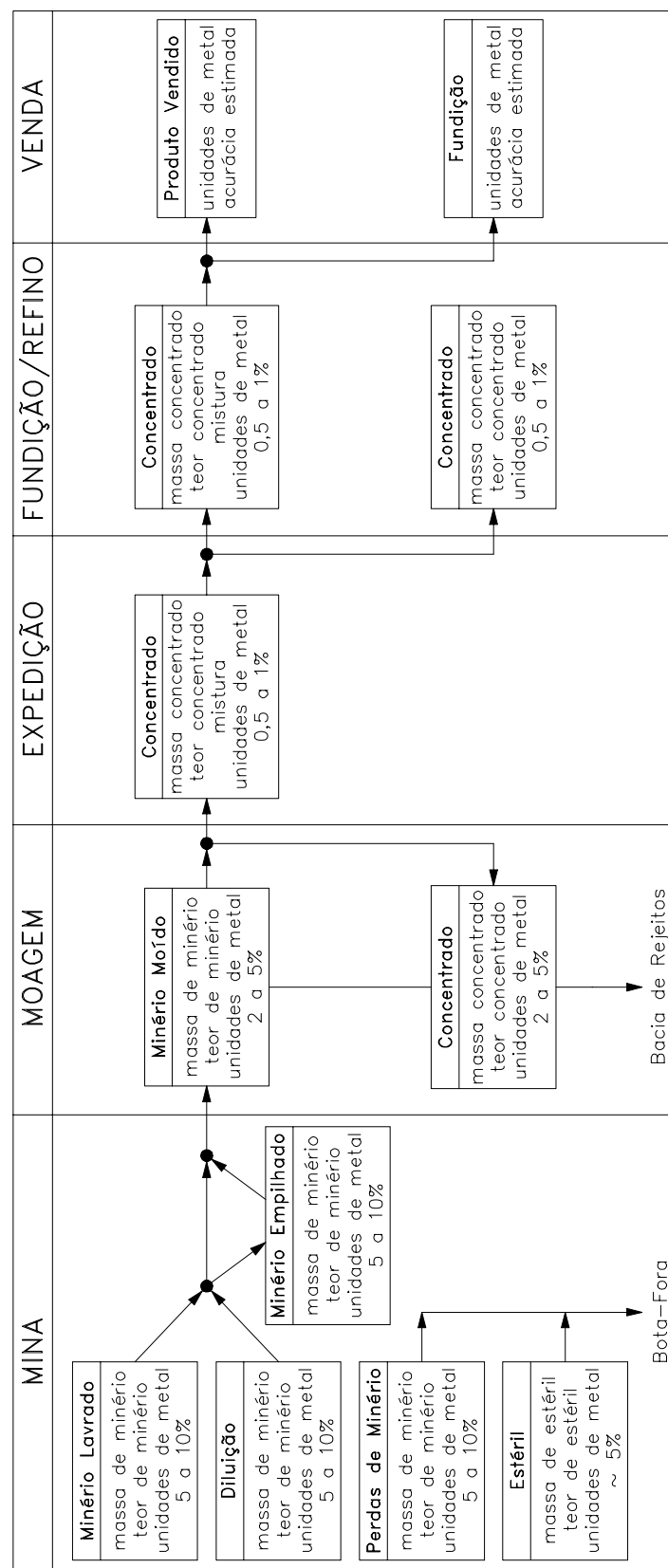


Figura 2.18 – Esquema geral de reconciliação e erros associados (Crawford, 2004).

3 DESCRIÇÃO DAS OPERAÇÕES

3.1 A RIO PARACATU MINERAÇÃO

A Rio Paracatu Mineração (RPM), uma subsidiária da Kinross Gold Corporation, opera a mina Morro do Ouro, em Paracatu, MG, desde 1987. A mina está localizada a 2 km ao norte da cidade de Paracatu, no noroeste de Minas Gerais, a 230 km de Brasília e a 480 km de Belo Horizonte.

Desde 1722 se conhece o potencial aurífero de Paracatu, com a descoberta de ouro nos aluviões da região, particularmente no leito de um córrego que ficou conhecido como Córrego Rico. O período de maior produção de ouro de aluvião foi entre 1752 e 1787 (Carvalho, 1992). No final do século XVIII, quando o ouro aluvial começou a exaurir-se, o minerador subiu o Morro da Cruz das Almas (atual Morro do Ouro) e em seu topo encontrou a origem do metal, defrontando-se, então, com grandes desafios. A partir de então, diversos prospectores exploraram a região, mas operações economicamente viáveis eram limitadas, devido ao baixo teor dos depósitos.

Até meados de 1980, a atividade mineira de Paracatu ficou restrita ao garimpo. Em 1984, a Rio Tinto começou a explorar a região e, no final do ano, com base nos dados de centenas de poços e alguns furos de sondagem, estimou uma reserva de 97,5 milhões de toneladas de minério e um teor de 0,587 g/t de ouro, para a região onde hoje está localizada a mina Morro do Ouro.

Em 1985 a RPM foi formada, com 51% de capital da Rio Tinto e 49% da Autram Mineração e Participações (posteriormente TVX Gold). A produção se iniciou no ano de 1987, e, até dezembro de 2004, a mina produziu cerca de 3 milhões de onças de ouro, processando 237 milhões de toneladas de minério, com um teor médio de 0,5 g/t de ouro e uma recuperação metalúrgica de aproximadamente 78% (Hanson, 2005). Em 2005, a RPM produziu 200 mil onças de ouro, processando 17 milhões de toneladas de minério a um teor médio de 0,423 g/t de ouro e uma recuperação metalúrgica de aproximadamente 78%.

Em dezembro de 2004, a Kinross, que já havia adquirido os 49% de capital da TVX Gold em janeiro de 2003, adquiriu os 51% restantes da Rio Tinto, possuindo hoje 100% do capital da empresa.

3.1.1 Reservas

As atuais estimativas de recursos e reservas foram realizadas a partir de novos estudos e de novos dados de exploração, finalizados pela Kinross em 2005. As reservas provadas são da ordem de 800 milhões de toneladas, a um teor médio de 0,44 g/t de ouro. As reservas prováveis são da ordem de 140 milhões de toneladas, a um teor médio de 0,46 g/t de ouro. Além disto, excluindo-se as reservas, estima-se que existam mais 240 milhões de toneladas de recursos minerais medidos, indicados e inferidos, a um teor médio de ouro de 0,43 g/t.

3.1.2 Geologia

O depósito de ouro de Paracatu consiste em um sistema metamórfico com mineralização de ouro finamente disseminada na rocha sedimentar hospedeira. A mineralização ocorre dentro da seqüência sedimentar Morro do Ouro, localizada sobre o maciço Serra do Landim e constituída por uma série de filitos finamente laminados, cuja intrusão de SW a NE causou uma extensa deformação. Essa deformação foi responsável pela remobilização do ouro e dos sulfetos dentro do filito.

As mineralizações anômalas de ouro e sulfeto localizam-se dentro de uma zona altamente deformada, com espessura entre 120 e 140 m e mergulho de 20° a SW. O corpo mineral se estende por aproximadamente 6 km na direção NE-SW, com largura aproximada de 3 km. Segundo Hanson (2005), este depósito possui uma continuidade lateral extraordinária e apresenta uma distribuição de teores muito previsível.

O intemperismo subsequente formou quatro horizontes distintos, denominados: C, T, B1 e B2 (figura 3.1). Atualmente, os horizontes mais brandos C e T estão quase totalmente exauridos. As reservas remanescentes estão localizadas nos horizontes B1 (10%) e B2 (90%), onde a dureza do minério é maior. A dureza do minério aumenta com a profundidade, conforme indicam os valores do *work index* de Bond, em kWh/t: 2 a 3 (horizonte C), 3 a 4 (horizonte T), 5 a 7 (horizonte B1) e 8 a 16 (horizonte B2).

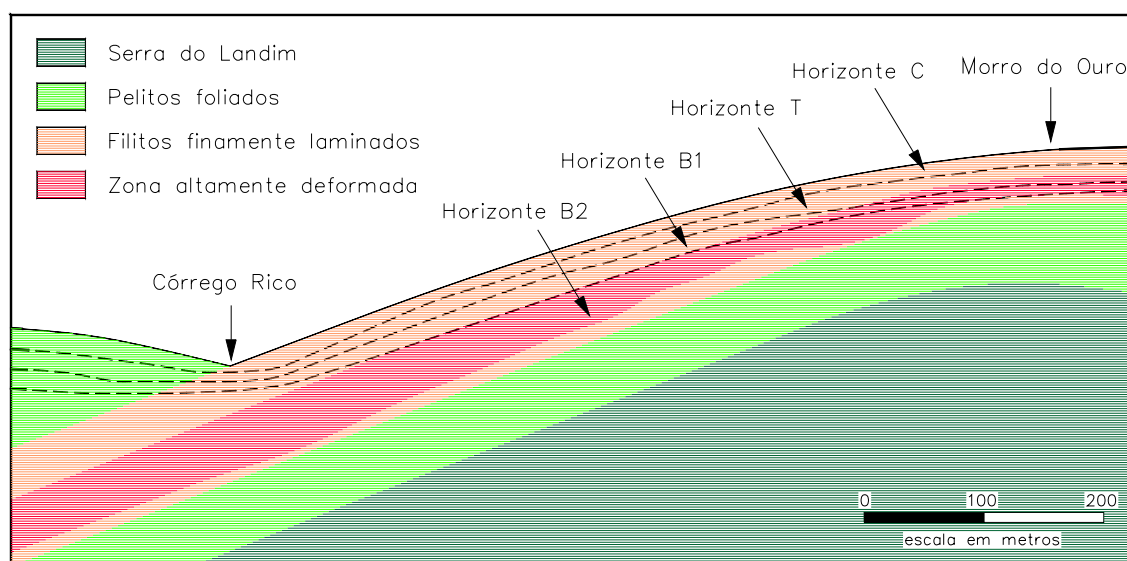


Figura 3.1 – Horizontes formados pela ação do intemperismo (Hanson, 2005).

Historicamente, a mineralização de sulfeto no horizonte mineralizado foi subdividida em três unidades, com base no conteúdo de arsênio: Calha ($As > 2500$ ppm), Não-Calha ($As < 2500$ ppm) e Sulfeto Intensamente Deformado, ou IDS ($As > 4000$ ppm). A quantidade de arsenopirita no minério afeta diretamente a recuperação metalúrgica. Um minério com maior conteúdo de arsênio possui uma recuperação metalúrgica levemente menor. As atuais estimativas de recursos e reservas da Kinross utilizaram análises de arsênio e enxofre para estimar a recuperação metalúrgica de cada bloco do modelo de recursos.

O modelo de recursos foi baseado na revisão das interpretações geológicas realizadas anteriormente, as quais subdividem o horizonte mineralizado a oeste do Córrego Rico em duas camadas: a zona de capa (*hangingwall zone*, HWZ) e a zona de lapa (*footwall zone*, FWZ). A zona de capa, ou HWZ, possui entre 40 e 60 m de espessura, com teores de ouro variando entre 0,15 e 0,30 g/t. A zona de lapa, ou FWZ, possui espessuras variando entre 60 e 80 m, com teor médio de ouro de 0,60 g/t.

A leste do Córrego Rico, na área atual da mina, não foi possível identificar as zonas HWZ e FWZ, devido à realização de furos incompatíveis com a espessura do horizonte mineralizado, e, portanto, o contato entre essas zonas foi estimado a partir de projeções dos dados disponíveis mais próximos.

3.1.3 Mineralização

Os filitos de Paracatu foram alterados metamorficamente, com o grau de metamorfismo aumentando de leste para oeste. A mineralização de ouro está relacionada a fluidos hidrotermais ricos em As, Au, Pb e Zn. A mineralização de sulfetos é predominantemente arsenopirita e pirita, com quantidades menores de pirrotita, calcopirita, esfalerita e galena.

O ouro está associado à arsenopirita e à pirita, e ocorre predominantemente como grãos liberados de ouro de granulação fina nas fraturas ou nas bordas dos grãos de arsenopirita e de pirita (figura 3.2). A maior parte dos grãos de ouro contém variadas quantidades de prata.

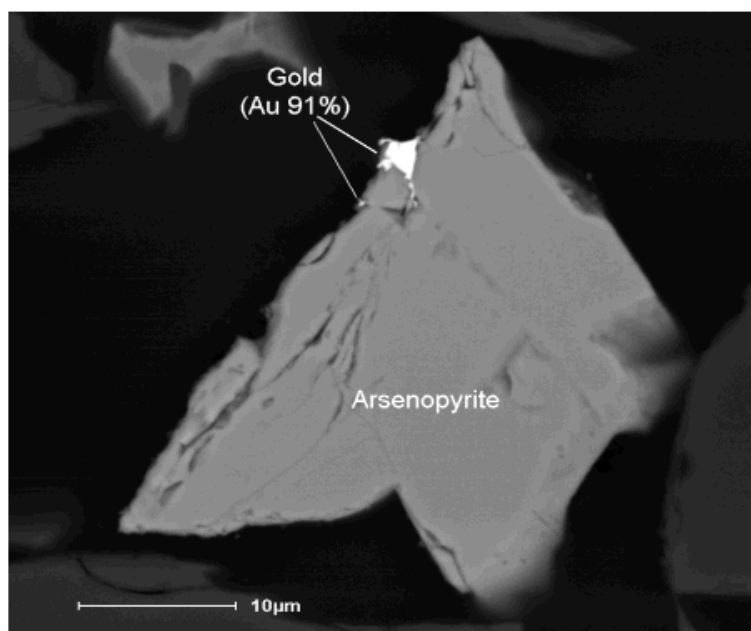


Figura 3.2 – Grãos de ouro associados à arsenopirita (Hanson, 2005).

A maioria dos grãos de ouro é de granulação ultrafina ($< 20 \mu\text{m}$), mas os poucos grãos maiores ($> 106 \mu\text{m}$) são responsáveis pelo maior teor de ouro no minério. Análises indicam que 92% do ouro estão liberados e menos de 8% estão encapsulados por grãos de arsenopirita ou pirita.

3.1.4 Da Exploração à Fundição

A Rio Tinto foi a primeira empresa a aplicar métodos modernos de exploração em Paracatu. A nordeste do Córrego Rico o depósito foi pesquisado utilizando-se uma malha de perfuração de 100 × 100 m. O novo programa de exploração da Kinross concentrou os trabalhos a oeste e sudoeste do Córrego Rico, chegando à conclusão de que as antigas perfurações a nordeste não alcançaram toda a espessura do horizonte B2, visto que, à época da exploração, este horizonte não era alvo de pesquisa.

O sucesso da lavra nos horizontes T e C concentrou a atenção no horizonte B1, e o sucesso da lavra no horizonte B1 aumentou o interesse no horizonte B2, até então considerado antieconômico, devido a limitações da usina de beneficiamento em processar minérios com maior dureza.

Até 2004, a lavra, a céu aberto, era realizada somente por escavação. A partir de 2004, iniciou-se a utilização de explosivos nas áreas de minério mais duro (horizonte B2). O objetivo da utilização de explosivos é apenas ‘afrouxar’ a rocha, de modo que a escavadora possa trabalhar em condições adequadas.

A usina de beneficiamento existente opera continuamente desde 1987 e processa hoje 18 milhões de toneladas por ano (Mtpa), com recuperação metalúrgica média de 78%. Com o novo projeto de expansão, a usina terá uma capacidade de 50 Mtpa, permitindo o tratamento mais eficiente dos minérios mais duros e uma maior recuperação dos minérios ricos em arsenopirita (Hanson, 2005).

As operações unitárias da usina incluem duas britagens (britadores de impacto primários e britadores cônicos secundários), moagem (moinhos de bolas), separação gravimétrica (jigues) e flotação (células convencionais), como mostra a figura 3.3.

O produto da usina é enviado à hidrometalurgia, onde o ouro é coletado em tanques de lixiviação (C.I.L.). A fundição, última etapa do processo, produz o *bullion* (barra de ouro) utilizando dois fornos de indução. Em média cada *bullion* contém de 70 a 80% de ouro, de 20 a 30% de prata e uma pequena quantidade de cobre e ferro.

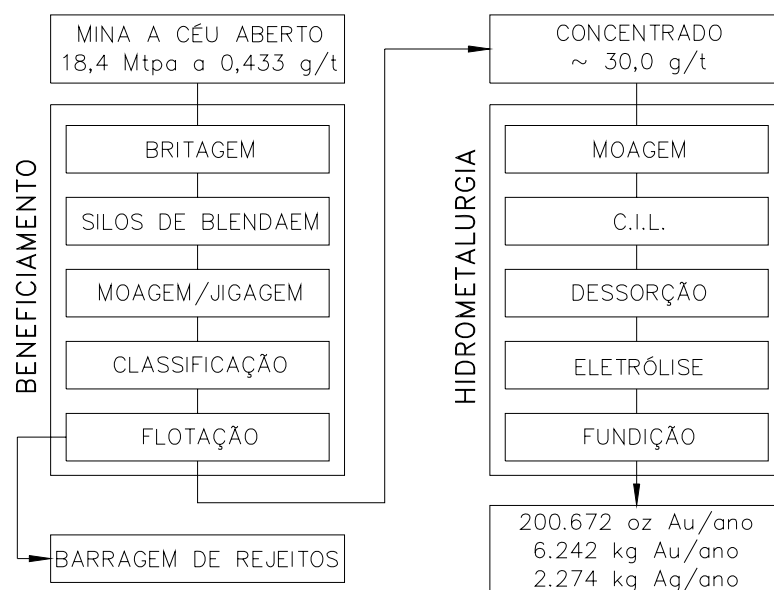


Figura 3.3 – Fluxograma simplificado da usina de beneficiamento e hidrometalurgia (Hanson, 2005).

3.1.5 Plano de Expansão

A RPM ampliou a capacidade da usina duas vezes, em 1997 e em 1999. Para manter os atuais níveis de produção face ao aumento de dureza do minério, a empresa viu a necessidade de se executar um terceiro plano de expansão, denominado Plano de Expansão III, cujos estudos se iniciaram em 2004. A partir desses estudos, recomendou-se que o plano de expansão fosse realizado em dois estágios, durante um período de quatro anos a partir de 2006.

O primeiro estágio aumentaria a capacidade da usina de 18 para 32 Mtpa, com a utilização de um moinho semi-autógeno (SAG) de 38 pés de diâmetro e 32 Mtpa de capacidade. Uma vez ativado o moinho SAG, a atual usina seria desativada e remodelada para processar a reserva remanescente de minério B1 e uma parte mais branda do minério B2. Este seria o segundo estágio do Plano de Expansão III, que aumentaria a capacidade da usina para 50 Mtpa.

O Plano de Expansão III também prevê a instalação de células de flotação adicionais e uma atualização da usina hidrometalúrgica, de modo que ela se adapte à nova capacidade de produção.

3.2 ETAPAS DA AMOSTRAGEM

Como visto no capítulo anterior, reconciliação é a comparação entre uma estimativa (modelo) e uma medição (produção), e pode ser entendida como um método de validação das estimativas dos modelos de recursos (longo prazo) e dos modelos de controle de teor (curto prazo). Em outras palavras, a reconciliação mostra quão bem esses modelos conseguem prever a massa e o teor de minério que serão processados na usina.

Difícilmente os valores estimados coincidem com os valores medidos, e isto pode ser solucionado multiplicando-se o valor estimado por um número constante, chamado *mine call factor*, ou MCF. Segundo Morley (2003), a aplicação de fatores não é a melhor prática industrial de reconciliação, pois esses fatores mascaram as causas reais dos erros responsáveis pelas variâncias observadas. A melhor prática de reconciliação deveria identificar essas causas e modificar as metodologias e os procedimentos incorretos, de modo a reduzir essas variâncias a um nível aceitável. Este é o conceito do processo iterativo da reconciliação pró-ativa, ou prognosticação, descrito no capítulo anterior e foco do presente trabalho.

Portanto, pode-se concluir que uma prática correta de reconciliação deve se iniciar com um diagnóstico de todos os processos geradores de dados para os cálculos de reconciliação. Esses processos podem conter erros, e, certamente, a primeira e mais óbvia fonte de erros é a amostragem.

A primeira etapa deste trabalho constou da análise de metodologias e procedimentos incorretos nas etapas de amostragem, com o objetivo de sugerir alterações que visem melhorar as práticas de reconciliação realizadas atualmente na RPM. A coleta de amostras é feita em quatro fases do empreendimento: (1) exploração, (2) lavra, (3) beneficiamento e (4) hidrometalurgia. Apesar de o enfoque do trabalho estar na reconciliação de curto prazo, serão brevemente descritas todas as etapas de amostragem.

3.2.1 Exploração (Longo Prazo)

O novo modelo de recursos, ou de longo prazo, da RPM foi elaborado com base em dados de amostragem já existentes, coletados no início da exploração em Paracatu, e em novos dados resultantes de um programa de exploração finalizado pela Kinross em 2005. Esse programa, como veremos a seguir, visou definir melhor o horizonte B2, que representa hoje 90% das reservas remanescentes.

3.2.1.1 Furos de Sondagem

Em 2005, a Kinross iniciou uma nova fase de exploração para delinear as reservas medidas e indicadas a oeste do Córrego Rico. O programa inicial consistiu de 153 furos de sondagem e aproximadamente 30.000 m de sondagem, seguido de mais 75 furos e 20.000 m de sondagem, estes últimos visando definir o potencial de mineralização existente abaixo da cava atual. Desses 228 furos, 89 foram incluídos no modelo de recursos existente para a elaboração do novo modelo, que contou com dados de aproximadamente 40.000 amostras.

O método de amostragem, tanto da fase inicial quanto da nova fase de exploração, consistiu na coleta de amostras a intervalos de 1 m, a partir de testemunhos de sondagem com recuperação média superior a 95%. A amostragem utilizou 100% dos testemunhos, com exceção dos 8 cm coletados a cada dois metros para análise de densidade.

Os resultados analíticos das amostras da fase inicial de exploração foram posteriormente verificados com amostras coletadas no topo das bancadas, durante a lavra do depósito.

Atualmente, todas as análises químicas, tanto das amostras de sondagem quanto das amostras do beneficiamento e da hidrometalurgia, são realizadas de acordo com um programa QA-QC (garantia e controle de qualidade). Esse programa estabelece que as amostras sejam enviadas a três diferentes laboratórios de análise química, de modo que os resultados do laboratório da RPM possam ser comparados com os resultados de outros dois laboratórios. A Kinross afirma que os resultados das amostras desta nova fase de exploração não contêm erros significativos para a elaboração do modelo de recursos (Hanson, 2005).

3.2.2 Lavra (Curto Prazo)

Na Rio Paracatu Mineração, atualmente, não se realiza a reconciliação de curto prazo, e também não existe um modelo de curto prazo ou de controle de teor. Todo planejamento, bem como os cálculos de *mine call factor* e a reconciliação, são efetuados com base no modelo de longo prazo.

Entretanto, realizam-se amostragens nos sub-blocos do horizonte B2, com fins de comparação com os valores estimados pelo modelo de longo prazo. Observa-se que, sistematicamente, os valores observados nas amostragens de curto prazo são maiores que os

valores estimados pelo modelo de longo prazo. Um dos objetivos deste trabalho é indicar as possíveis fontes dos erros observados.

3.2.2.1 Furos de Desmonte

A amostragem para controle de teor é feita utilizando-se o pó de perfuratriz dos furos de desmonte, cuja perfuração é realizada por perfuratrizes PW5000. A utilização de explosivos na RPM restringe-se ao horizonte B2, onde a rocha é mais dura e necessita de afrouxamento prévio para ser lavrada. É por esta razão que se amostra somente o horizonte B2.

As amostras são retiradas manualmente, utilizando-se uma pá, a partir da pilha de material depositado ao redor do furo. Secciona-se a pilha em quatro partes iguais e retira-se uma alíquota de cada seção para compor a amostra (figura 3.4).



Figura 3.4 – Amostragem do pó de perfuratriz.

Esta pode ser considerada a etapa de amostragem mais crítica, pois é onde há uma maior dificuldade de se garantir a representatividade das amostras. Conforme estabelecido pela teoria da amostragem de Pierre Gy, para que uma amostra seja representativa, ela deve ser correta e suficientemente reproduzível, e, portanto, todas as partículas que a compõem devem ter chances iguais de seleção.

Entretanto, o atual procedimento de coleta de amostras de furos de desmonte exclui a chance de que uma grande quantidade de partículas finas, dispersas pelo vento durante a perfuração, seja depositada ao redor do furo (figura 3.5). E, assim, essas partículas têm probabilidade zero de fazer parte da amostra.

Como visto no capítulo anterior, as estimativas dos modelos são, por si só, dependentes da qualidade das amostras coletadas. O enviesamento da amostragem é provavelmente o erro mais difícil de se medir, e uma das principais causas deste enviesamento é a perda de finos, o que pode levar a uma subestimativa ou a uma superestimativa do teor do minério.

Isaaks e Srivastava (1989) afirmam que a informação que uma série de dados oferece sobre a população da qual eles se originaram pode ser no máximo tão boa quanto os dados originais. E, portanto, sem dados de qualidade, as estimativas perdem o sentido.



Figura 3.5 – Dispersão de material fino, depositado longe do furo.

Após a coleta das amostras pela equipe de perfuração, elas são enviadas ao laboratório de preparação de amostras, onde cada uma delas passa pelos estágios de secagem, redução de granulometria, homogeneização, quarteamento e análise química, como será discutido no item 3.2.5.

3.2.3 Usina de Beneficiamento

A única etapa do beneficiamento de minérios que contribui com amostras para a reconciliação de teores é a flotação. As outras contribuições utilizadas para o cálculo de teores vêm dos processos de hidrometalurgia.

Vale salientar que, atualmente, não há amostragem do material que alimenta a usina (amostra-cabeça). Os teores alimentados na usina são calculados com base em amostragens dos rejeitos da flotação, dos rejeitos da hidrometalurgia e do ouro produzido. O ouro retido no carvão da lixiviação e em equipamentos tais como espessadores e bombas também é amostrado (denominam-se ‘amostras de inventário’), sendo levado em consideração nos cálculos de teores. Em seguida, os valores de ouro produzido, ouro enviado ao rejeito e ouro retido nos equipamentos permitem estimar o teor da alimentação, o qual é denominado teor *back*-calculado.

François-Bongarçon (2006), em relatório interno da RPM, critica o procedimento atual e afirma que a amostragem da alimentação dos moinhos é muito importante por dois motivos: (1) permite a verificação dos teores alimentados na usina e (2) permite a separação entre as reconciliações da mina e da usina. Acredita-se que a ausência de uma amostra-cabeça resulta em perdas financeiras, pois impede que se utilize a reconciliação como uma ferramenta de monitoramento que permite isolar e otimizar os sub-sistemas (mina/usina).

As práticas de reconciliação têm sido realizadas atualmente comparando-se os teores *back*-calculados mensais com os teores krigados pelo modelo de longo prazo. Este procedimento tem resultado em boas reconciliações, principalmente quando se comparam as médias anuais. Entretanto, a área lavrada até hoje apresenta uma mineralização pouco heterogênea, sem contatos, sem estéril e sem diluição, mas infelizmente esta situação ideal está começando a mudar. Ainda segundo François-Bongarçon (2006), as seguintes conseqüências são esperadas para o futuro:

1. Degradação progressiva de reconciliações para o modelo de longo prazo.
2. Aparecimento de diluição devido aos contatos estéril/minério.
3. Necessidade de desenvolver um modelo de curto prazo, ou de controle de teor, e de um plano de amostragem de curto prazo (como, por exemplo, amostras de furo de desmonte), para controlar a diluição e ajudar no planejamento mineiro.

Atualmente, na usina de beneficiamento são amostradas as quatro linhas do rejeito final da flotação, utilizando-se amostradores de faca com abertura de 3 mm (figura 3.6).



Figura 3.6 – Amostrador do rejeito da flotação (linha D).

Em trabalho recentemente desenvolvido por Santos Jr. (2005), baseado na teoria da amostragem de Pierre Gy, foram citados alguns problemas com os amostradores atualmente utilizados. No que diz respeito ao equipamento, a abertura da faca dos amostradores deveria ser, no mínimo, de 10 mm. Observou-se, também, que uma extensão significativa da faca encontra-se entupida, diminuindo a quantidade de amostra coletada pelo amostrador e, provavelmente, gerando um enviesamento das amostras, pois somente uma parte da seção do fluxo é coletada.

Uma estratégia utilizada para se evitarem erros de amostragem em usinas industriais é o projeto de processos e equipamentos de amostragem capazes de garantir a correta delimitação dos incrementos de amostragem, a qual é alcançada quando a seção do fluxo é totalmente interceptada pelo cortador, ou seja, quando se cumprem algumas condições básicas, tais como geometria, instalação e velocidade do amostrador.

Com base nessa estratégia, as soluções encontradas foram: (1) substituição dos dois amostradores mais antigos (A e B), ou (2) adequação da abertura da faca dos amostradores existentes e inserção de amostradores secundários, que trabalhariam como redutores da massa de amostra. Porém, com o novo plano de expansão da empresa, que se iniciou este ano, a alteração do sistema de amostragem fica condicionada à instalação dos novos equipamentos da usina.

3.2.4 Hidrometalurgia

Na etapa de hidrometalurgia são coletadas 3 amostras: (1) rejeito sólido da hidrometalurgia, (2) rejeito líquido da hidrometalurgia e (3) barra de ouro proveniente da fundição, ou *bullion* (figura 3.7).



Figura 3.7 – Amostrador do rejeito da hidrometalurgia e amostragem do *bullion*.

Em relatório recente da RPM, François-Bongarçon (2006) afirma que as facas dos amostradores da hidrometalurgia possuem uma abertura aceitável, de acordo com a teoria da amostragem de Pierre Gy.

A amostragem realizada na etapa de fundição também não apresenta problemas. A amostragem do *bullion* é realizada por meio de cinco furos: um central e os outros quatro nas extremidades da barra. A massa retirada é quarteada e enviada a diferentes laboratórios químicos, que analisam os teores de ouro, prata, cobre e ferro.

3.2.5 Preparação e Análise das Amostras

Em maio de 2005, a Kinross contratou a Agoratek International para avaliar os procedimentos existentes de preparação e análise das amostras da campanha de exploração. Com a assistência de Dominique François-Bongarçon, presidente da empresa, a Agoratek estudou os procedimentos existentes e elaborou um novo padrão de preparação de amostras para o atual programa de exploração da RPM, o qual consiste em:

1. Britagem das amostras referentes a testemunhos de sondagem de 1 m de comprimento e aproximadamente 8 kg até 95% passante em 2,4 mm.
2. Homogeneização e quarteamento das amostras no laboratório de preparação de amostras da RPM (figura 3.8).
3. Armazenamento de aproximadamente 6 kg de amostra como rejeito grosso.
4. Pulverização do restante da amostra (~ 2 kg) até 90% passante em 100 *mesh*.
5. Homogeneização da amostra e seleção de três alíquotas de 50 g destinadas à análise química.



Figura 3.8 – Quarteamento das amostras no laboratório da RPM.

O novo padrão estabelecido pela Agoratek foi também utilizado para a preparação das amostras provenientes dos furos de desmonte, feitas as devidas alterações, pelo fato de as amostras já estarem cominuídas.

As análises químicas foram realizadas em três diferentes laboratórios analíticos, com o objetivo de se reduzirem eventuais enviesamentos que pudessem influenciar a acurácia das estimativas. De modo geral, os resultados dos três laboratórios não apresentaram erros significativos, permanecendo dentro dos limites de tolerância aceitos pela indústria.

Os estudos realizados pela Agoratek resultaram na minimização dos erros de análises e na otimização do protocolo de preparação das amostras, particularmente para o novo programa de exploração (François-Bongarçon, 2005).

O fluxograma da figura 3.9 ilustra o procedimento de preparação de amostras de furos de sondagem realizado atualmente na RPM.

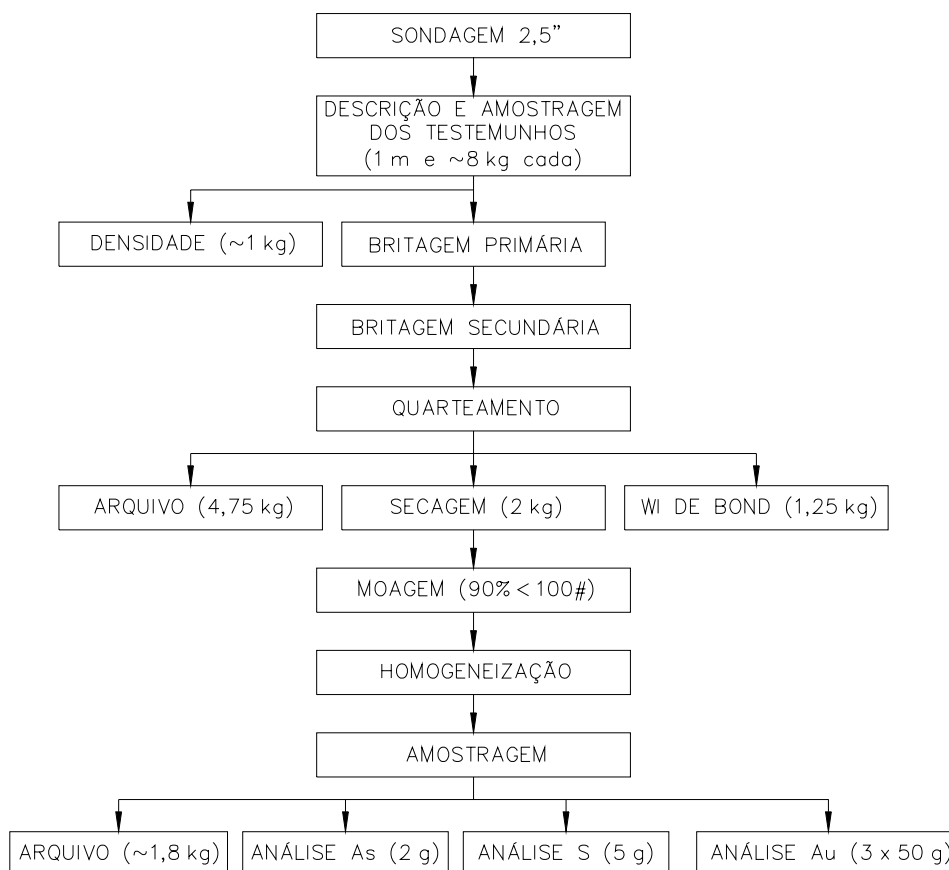


Figura 3.9 – Fluxograma de preparação de amostras.

Apesar de as amostras coletadas nas etapas de exploração, beneficiamento e hidrometalurgia poderem apresentar enviesamento, ficou claro que a maior fonte de erros é a amostragem dos furos de desmonte, ou de controle de teor, e, citando François-Bongarçon (2005): “as amostras de controle de teor são economicamente mais importantes”. Portanto, o

presente trabalho será focado nesta etapa de amostragem, sugerindo alterações no protocolo de amostragem, com o objetivo de minimizar os erros e melhorar a reconciliação de teores.

4 TRABALHOS EXPERIMENTAIS E RESULTADOS

4.1 RECONCILIAÇÃO

Como visto no capítulo 2, a reconciliação é uma atividade desenvolvida na maior parte das empresas de mineração e pode ser definida como a comparação entre uma medição e uma estimativa, ou seja, entre a produção e a estimativa de produção. Divide-se o teor de metal produzido pelo teor estimado pelo modelo, e o resultado dessa comparação é um fator chamado de *mine call factor*, ou MCF, que é aplicado a estimativas futuras, na tentativa de melhorar a previsão do desempenho de uma operação.

4.1.1 Longo Prazo

Atualmente, a prática de reconciliação da RPM baseia-se na definição do MCF mensal e sua comparação com as estimativas do modelo de recursos (ou de longo prazo). Desta maneira, os teores produzidos na usina são comparados, mensalmente, com os teores krigados pelo modelo, de onde se calcula o MCF mensal. Como afirmou François-Bongarçon (2006), esta não é uma prática comum, mas vem funcionando bem devido às características relativamente homogêneas do minério lavrado até então, o qual representa o centro do depósito. Entretanto, esta situação está começando a mudar, na medida em que se avança para as bordas do depósito e para o horizonte de minério mais duro (B2), a maiores profundidades. A tabela 4.1 mostra os valores de MCF da RPM no período entre 2003 e 2006.

Tabela 4.1 – Valores do *mine call factor* no período entre 2003 e 2006.

mês/ano	MCF mensal	MCF anual	mês/ano	MCF mensal	MCF anual
jan/03	0,867	0,982	jan/05	1,010	0,960
fev/03	0,911		fev/05	1,029	
mar/03	1,009		mar/05	0,894	
abr/03	0,970		abr/05	1,047	
mai/03	1,096		mai/05	0,883	
jun/03	0,970		jun/05	0,953	
jul/03	0,989		jul/05	0,967	
ago/03	0,912		ago/05	0,962	
set/03	1,057		set/05	0,966	
out/03	0,995		out/05	0,911	
nov/03	1,039		nov/05	0,928	
dez/03	0,963		dez/05	0,967	
jan/04	0,867	1,008	jan/06	0,908	0,927
fev/04	0,998		fev/06	0,863	
mar/04	0,990		mar/06	0,984	
abr/04	1,075		abr/06	0,881	
mai/04	1,034		mai/06	0,912	
jun/04	1,091		jun/06	1,031	
jul/04	1,002		jul/06	0,936	
ago/04	1,086		ago/06	0,967	
set/04	0,932		set/06	0,988	
out/04	0,991		out/06	0,914	
nov/04	0,979		nov/06	0,837	
dez/04	0,865		dez/06	0,924	

Até 2004, o modelo de longo prazo foi adequado no que diz respeito às estimativas dos teores médios produzidos, com um MCF médio anual em torno de 1. Porém, a partir de 2005, percebe-se uma nítida tendência de o modelo superestimar os teores de ouro da jazida, pelos motivos discutidos anteriormente por François-Bongarçon. Portanto, à medida que a lavra se aprofunda e avança na direção das bordas do depósito, torna-se necessário o desenvolvimento de um modelo de controle de teor, ou de curto prazo, utilizando uma malha de amostragem mais fechada, que permita definir melhor o depósito. Desta maneira, será possível dividir a reconciliação em duas etapas: (1) da exploração à lavra e (2) da lavra à produção.

Conforme definido por Crawford (2004), a comparação entre os teores do modelo de recursos e os teores da lavra representa a primeira etapa de reconciliação. Este trabalho está focado na segunda etapa de reconciliação, ou seja, na etapa de comparação entre os teores da lavra (ou de controle de teor) e os teores alimentados na usina.

4.1.2 Curto Prazo

A utilização de explosivos na Rio Paracatu Mineração objetiva o afrouxamento da rocha e, portanto, restringe-se ao minério mais rico e de maior dureza do horizonte B2. Com o objetivo de se definir um protocolo de amostragem adequado, a ser utilizado posteriormente no desenvolvimento de um modelo de curto prazo, entre dezembro de 2004 e dezembro de 2006 foram amostrados 44 sub-blocos do horizonte B2, para os quais foram realizadas análises de ouro, arsênio e enxofre. Exceto nos casos em que o sub-bloco se encontra em rampa e, portanto, sua altura pode variar, cada sub-bloco possui as dimensões $50 \times 50 \times 8$ m, e quatro sub-blocos formam um bloco de $100 \times 100 \times 8$ m.

Para cada sub-bloco são realizados entre 80 e 150 furos de desmonte, dos quais, durante a campanha de amostragem, foram selecionados entre 9 e 72 para o cálculo do teor médio do sub-bloco. Esse teor foi chamado de *grade control*, pois é com base nele que se pretende desenvolver o modelo de controle de teor da RPM.

Para cada uma das amostras coletadas, foram retiradas entre 3 (a partir de maio de 2005) e 6 (até maio de 2005) alíquotas de aproximadamente 50 g cada, as quais foram enviadas ao laboratório de análises químicas. O teor de ouro de cada furo foi, então, considerado como sendo a média ponderada das alíquotas. E o teor do sub-bloco foi considerado como sendo a média dos teores das amostras coletadas, ponderada pela profundidade dos furos.

Em seguida, o teor médio de ouro de cada sub-bloco foi comparado com o seu respectivo teor krigado pelo modelo de recursos (longo prazo). Essas comparações resultaram nos fatores de correção parciais apresentados na tabela 4.2. O teor krigado corresponde ao teor estimado pelo modelo de longo prazo para cada sub-bloco da jazida, com base nas amostras dos furos de exploração.

Tabela 4.2 – Resultados de análise de teor de ouro para cada sub-bloco.

sub-bloco	data da amostragem	TEOR	Au (g/t)	fator de correção
		krigado	grade control	
1	dez/04	0,565	0,618	1,093
2	jan/05	0,612	0,723	1,181
3	jan/05	0,594	0,726	1,222
4	jan/05	0,474	0,594	1,254
5	fev/05	0,546	0,609	1,115
6	fev/05	0,532	0,559	1,050
7	fev/05	0,560	0,709	1,267
8	mar/05	0,525	0,872	1,661
9	mar/05	0,570	0,623	1,092
10	mar/05	0,623	0,541	0,868
11	abr/05	0,391	0,450	1,151
12	abr/05	0,579	0,595	1,028
13	mai/05	0,483	0,588	1,217
14	mai/05	0,602	0,748	1,242
15	mai/05	0,563	0,675	1,200
16	jun/05	0,564	0,678	1,202
17	jun/05	0,571	0,796	1,394
18	jul/05	0,576	0,664	1,153
19	set/05	0,517	0,674	1,304
20	set/05	0,593	0,701	1,181
21	set/05	0,569	0,550	0,967
22	out/05	0,536	0,615	1,147
23	dez/05	0,417	0,534	1,280
24	dez/05	0,417	0,450	1,078
25	jan/06	0,471	0,505	1,073
26	jan/06	0,448	0,544	1,213
27	fev/06	0,437	0,478	1,095
28	fev/06	0,433	0,420	0,970
29	fev/06	0,525	0,538	1,024
30	fev/06	0,529	0,573	1,083
31	fev/06	0,414	0,559	1,350
32	mar/06	0,423	0,583	1,379
33	mar/06	0,469	0,614	1,309
34	abr/06	0,598	0,474	0,792
35	abr/06	0,411	0,381	0,926
36	abr/06	0,394	0,448	1,137
37	abr/06	0,489	0,690	1,410
38	abr/06	0,464	0,613	1,322
39	jun/06	0,405	0,333	0,823
40	jul/06	0,454	0,663	1,460
41	jul/06	0,437	0,749	1,714
42	jul/06	0,572	0,475	0,830
43	ago/06	0,466	0,478	1,026
44	dez/06	0,317	0,403	1,272

Os fatores de correção representam a razão entre o teor estimado na lavra (*grade control*) e o teor estimado pelo modelo de recursos (teor krigado). Atualmente esses fatores de correção não são utilizados, visto que a metodologia de amostragem ainda está em estudo, porém, considerando uma amostragem correta, eles mostram se o modelo de longo prazo superestima (fator menor que 1) ou subestima (fator maior que 1) os teores do depósito.

A figura 4.1 a seguir apresenta um gráfico comparativo entre o teor médio dos sub-blocos (*grade control*) e o teor krigado pelo modelo.

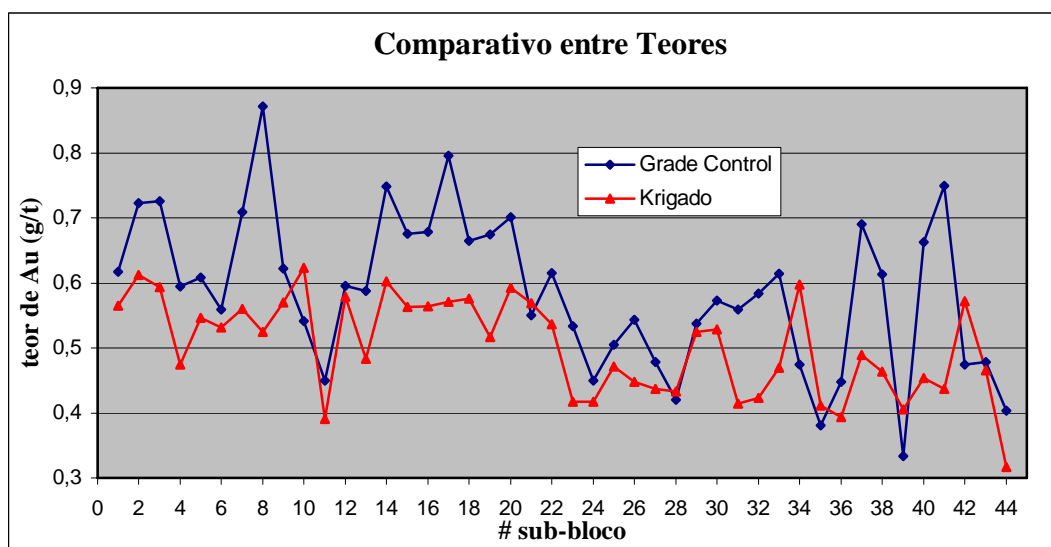


Figura 4.1 – Gráfico comparativo entre os teores estimados.

Nota-se que os dados apresentados na tabela 4.2 apresentam grandes discrepâncias entre os teores estimados pelo modelo de recursos (longo prazo) e os teores observados na lavra (curto prazo). Nota-se, também, que o modelo de recursos (valores krigados) tende a subestimar os teores de ouro dos sub-blocos estudados. Justamente o contrário do que aconteceu, para o mesmo período, com as amostras da usina (tabela 4.1), cujos teores são superestimados pelo modelo de recursos.

Esta diferença provavelmente reside no fato de as amostras de controle de teor terem sido coletadas unicamente no horizonte B2. Os valores do MCF, por sua vez, foram calculados com base em toda a produção da usina, que compreende tanto o horizonte B1 quanto o horizonte B2. É sabido que o minério do horizonte B2, hoje, é mais rico, e que a alimentação da usina não ultrapassa a relação 40/60, o que significa 40% de minério B2 e 60% de minério B1. Portanto, é de se esperar que o teor médio mensal alimentado na usina seja menor que o teor médio do horizonte B2.

Entretanto, deve-se atentar aqui ao fato de que estamos comparando teores médios provenientes de amostras que seguiram critérios diferentes de seleção e, portanto, sem um estudo prévio da metodologia de amostragem que defina o nível de confiança nas amostras, não há como afirmar que o teor da lavra (*grade control*) seja o mais próximo do teor real do sub-bloco.

4.2 PROGNOSTICAÇÃO

Como visto anteriormente, o MCF expressa a diferença entre a produção prevista pelo modelo e a produção registrada na usina e, portanto, sua aplicação permite uma correção nas estimativas do modelo. Esta é uma prática de reconciliação reativa.

Entretanto, conforme observou Morley (2003), a aplicação desses fatores às estimativas dos modelos não é a melhor prática industrial de reconciliação, pois pode mascarar as causas dos erros responsáveis pelas discrepâncias observadas. As causas reais de qualquer variância só podem ser identificadas analisando-se as informações referentes a cada variância e, em seguida, modificando metodologias e processos. Só assim podem ser tomadas ações que reduzam a variância a um nível aceitável. Este é o conceito de prognosticação, ou reconciliação pró-ativa.

Portanto, a prognosticação permite uma correção das metodologias de coleta de dados, e não simplesmente uma correção das estimativas dos modelos.

4.2.1 Novo Protocolo de Amostragem na Lavra

Seguindo os conceitos de prognosticação, a primeira metodologia alterada foi a de coleta de amostras na lavra. Como visto no capítulo 2, uma amostragem correta do material proveniente de furos de desmonte é um problema constante para o engenheiro de minas. Um dos problemas mais comuns é a expulsão dos finos para longe do furo, de modo a eliminar a chance de que esta fração possa fazer parte da amostra. A coleta manual de amostras é um procedimento não-probabilístico de amostragem, pois gera amostras enviesadas e não-representativas.

Na RPM, a amostragem de controle de teor era realizada, inicialmente, manualmente por meio de uma pá. Para compor a amostra, eram retiradas quatro ‘pazadas’ da pilha de material que se depositava ao redor dos furos de desmonte. Além da dispersão dos finos para longe dos furos, as partículas coletadas desta maneira estavam posicionadas nas porções mais externas e superficiais da pilha.

A inconformidade desta prática com a teoria da amostragem reside no fato de que a mesma não é probabilística, pois pressupõe que as partículas dispostas nas porções inalcançáveis pela pá apresentam as mesmas características de qualidade das partículas dispostas nas porções mais externas e superficiais da pilha. Assim, nesse tipo de amostragem, além da variabilidade existente entre as partículas, os erros de amostragem são influenciados pela disposição das partículas no interior do lote. Em consequência, a precisão da amostragem manual não pode ser estimada, tornando-a não confiável (Grigorieff et al., 2002).

Tendo em vista os problemas discutidos, a primeira etapa deste trabalho sugeriu uma nova metodologia de amostragem que pudesse diminuir os erros de amostragem e produzir amostras mais representativas. O resultado desta nova metodologia permitirá comparar as práticas de reconciliação realizadas atualmente com as práticas de prognosticação propostas neste trabalho.

4.2.1.1 Equipamentos de Amostragem

O primeiro passo foi modificar o método de coleta de amostras, até então realizada manualmente, por meio de uma pá. Uma alternativa simples, proposta por Pitard (1993), é a utilização de amostradores setoriais estacionários, colocados ao redor do furo de desmonte. Este tipo de amostrador minimiza os riscos de contaminação do material e os erros cometidos na amostragem manual.

O segundo passo foi utilizar uma nova perfuratriz, a Atlas Copco ROC D7, para fins de amostragem. Esta perfuratriz permite coletar todo o material proveniente do furo, minimizando ainda mais a perda de finos durante a perfuração.

Os resultados de ambos os tipos de amostragem, bem como sua comparação com o método de amostragem anterior, serão discutidos no próximo capítulo.

4.2.1.1.1 Amostrador Setorial

O amostrador setorial é composto por uma base cilíndrica de metal e recipientes internos para coleta de amostra. O conjunto é posicionado ao redor do furo de desmonte e encaixado à lança da perfuratriz. Os recipientes têm a forma de fatias de pizza e são colocados no interior da base cilíndrica, de modo que suas arestas estejam alinhadas radialmente com o centro do furo. A profundidade dos recipientes deve ser adequada à quantidade de material a ser coletada, eliminando a possibilidade de transbordo e, portanto, de enviesamento da amostra. Eles devem, também, ser facilmente removidos da base. Seguindo esta metodologia de construção, o amostrador respeitará as condições de correção de extração das amostras.

Ao amostrador proposto por Pitard, foi sugerida uma modificação visando minimizar a perda de finos, um problema constante na amostragem anterior. Essa modificação consistiu em adicionar uma cúpula semi-esférica ao amostrador, de modo que todo o material proveniente do furo pudesse ser coletado, diminuindo, assim, o enviesamento das amostras. A cúpula foi construída em material acrílico, para possibilitar a observação da trajetória dos fragmentos, e possui a forma de uma semi-esfera, respeitando as condições de correção de extração.

O desenho do amostrador setorial proposto está ilustrado na figura 4.2. A figura 4.3 mostra o amostrador encaixado à lança da perfuratriz.

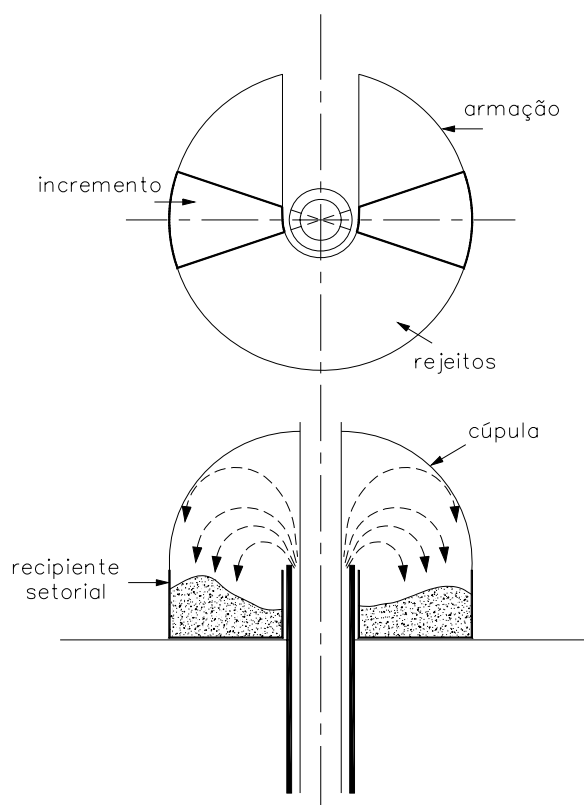


Figura 4.2 – Amostrador setorial com cúpula para captação de finos.



Figura 4.3 – Amostrador setorial acoplado à lança da perfuratriz.

4.2.1.1.2 Perfuratriz

Até o final de 2005, os furos de desmonte eram realizados unicamente pela Dexpol, empresa contratada pela RPM para a perfuração e o desmonte de rochas. Com o Plano de

Expansão III e a necessidade de utilização das perfuratrizes para serviços relacionados à nova infra-estrutura, no início de 2006 a empresa adquiriu uma nova perfuratriz, a Atlas Copco modelo ROC D7. Essa perfuratriz possui dois pontos de descarga de material, formando duas pilhas cônicas: uma de material fino, na parte traseira do equipamento, e outra de material grosso, na parte frontal (figura 4.4).



Figura 4.4 – Perfuratriz Atlas Copco ROC D7.

Nesse tipo de amostragem, não há expulsão dos finos, nem perda de material proveniente do furo, pois todo material é coletado por um ciclone localizado na parte dianteira da perfuratriz. Entretanto, conforme afirmou François-Bongarçon (2006), é improvável que o material fino descarregado seja proveniente somente do furo atual, pois parte do material do furo anterior fica retida no filtro da perfuratriz. Enquanto a lavra se restringir ao centro do depósito, o problema não inviabiliza este tipo de amostragem. Porém, quando a lavra avançar para as margens do depósito, onde os limites entre minério e estéril são evidentes, deverá ser feito um estudo específico para o possível uso desta perfuratriz com fins de amostragem para controle de teor.

4.2.1.2 Metodologia de Amostragem

A nova metodologia de amostragem foi baseada nos conceitos de prognosticação de Morley. Antes de discuti-la, são apresentados abaixo os passos tomados sequencialmente, seguindo o processo iterativo de modificações de metodologias e processos para os cálculos de reconciliação. Nesse processo, as alterações realizadas entre cada passo visam melhorar a qualidade das amostras, aumentando, portanto, sua representatividade.

1. Metodologia anteriormente realizada: coleta de uma amostra manual por furo, por meio de uma pá. Sem malha regular de amostragem. Furos amostrados: de 6 a 10 por sub-bloco. Esta metodologia foi aplicada em 38 sub-blocos no período entre dezembro de 2004 e abril de 2006.
2. Coleta de duas amostras manuais por furo, com o objetivo de se calcular a variância e o erro de amostragem. Sem malha regular de amostragem. Furos amostrados: 6 por sub-bloco.
3. Coleta de duas amostras manuais e duas amostras com o amostrador setorial por furo. Malha regular de amostragem. Furos amostrados: 9 por sub-bloco.
4. Coleta de duas amostras manuais e duas amostras com o amostrador setorial por furo. Malha regular de amostragem. Furos amostrados: de 8 a 12 por sub-bloco. Mudança no amostrador: inserção de vedação de borracha na parte superior da cúpula, com o objetivo de diminuir a expulsão de finos por sua abertura superior.
5. Coleta de duas amostras manuais e duas amostras com o amostrador setorial por furo. Malha regular de amostragem. Furos amostrados: de 10 a 41 por sub-bloco. Mudança no amostrador: exclusão da borracha de vedação e inserção de uma nova cúpula, com menor abertura superior, de modo a se ajustar à haste da perfuratriz.
6. Coleta de duas amostras com o amostrador setorial e duas amostras com a nova perfuratriz Atlas Copco por furo. Malha regular de amostragem. Furos amostrados: 72 por sub-bloco. Mudança no amostrador: re-inserção da borracha de vedação na cúpula.

A tabela 4.3 resume os passos apresentados.

Tabela 4.3 – Metodologia de amostragem seguindo os conceitos de prognosticação.

passo	alteração efetuada	sub-bloco	total de furos	furos amostrados por amostrador	furos amostrados por pá
1º	amostragem manual (até abr/06)	-	-	-	-
2º	amostragem manual com duplicata de amostras	732/1210D	121	0	6
3º	inserção do amostrador setorial	740/1212A	96	9	9
4º	inserção de borracha de vedação	732/1210B	122	11	8
		732/1210C	117	10	12
5º	exclusão da borracha de vedação, nova cúpula e maior número de amostras	764/1712A	149	41	10
6º	re-inserção da borracha de vedação e utilização da nova perfuratriz ROC D7	772/2624B	80	36	36 ^(*)

^(*) Furos amostrados com a nova perfuratriz Atlas Copco ROC D7.

A figura 4.5 mostra as alterações realizadas no amostrador setorial: (a) cúpula inicialmente projetada, (b) inserção de borracha de vedação e (c) inserção de nova cúpula com menor abertura. Vale ressaltar que este amostrador setorial foi projetado de modo a encaixar na lança das perfuratrizes PW5000 (figura 4.5b).



Figura 4.5 – Alterações realizadas no amostrador setorial.

4.2.1.2.1 Pá Manual

As amostras coletadas por meio da pá manual (figura 4.6), como discutido no capítulo 3, são retiradas da pilha de material depositado ao redor do furo. Secciona-se a pilha em

quatro partes iguais e retira-se uma alíquota de cada seção para compor a amostra, que pesa, em média, 3 kg cada.



Figura 4.6 – Pá utilizada para coleta de amostras manuais.

Inicialmente, realizavam-se todos os furos de desmonte antes de se iniciar a coleta de amostras. Entretanto, esse método incorreto de amostragem foi modificado. Como a furação de todo um sub-bloco demora até 3 dias, a pilha de material depositada ao redor do furo era completamente alterada de um dia para o outro e, portanto, gerava amostras enviesadas. A amostragem por pá dos novos sub-blocos foi realizada logo após o término da furação e a remoção das hastes.

4.2.1.2.2 Amostrador Setorial

O amostrador setorial é encaixado na lança da perfuratriz e gera duas amostras, uma por recipiente, cada uma pesando, em média, 3 kg. Os recipientes setoriais são dispostos em dois quadrantes do amostrador, podendo ser quadrantes opostos ou não, e suas arestas são alinhadas com o centro do furo. Cada recipiente coleta um setor da amostra, em forma de pizza, e o restante do material é descartado (figura 4.7).



Figura 4.7 – Amostrador setorial e recipientes de amostragem.

Este amostrador é dimensionado de modo que a amostra coletada seja correta, seguindo a teoria de amostragem de Pierre Gy. O equipamento deve dar chances iguais de seleção para todas as partículas do lote, e também deve amostrar todo o comprimento do furo. A figura 4.8 mostra os diferentes tipos de rocha atravessados pela haste, ilustrando o perfil do furo.



Figura 4.8 – Seção da amostra após a retirada dos recipientes.

Segundo Morley e McBride (1995), esta técnica de amostragem, que foi utilizada com êxito na otimização da lavra da segunda maior mina de ouro da Austrália, minimiza os riscos de contaminação e os erros cometidos durante a amostragem.

Para minimizar a perda de partículas finas, expulsas para fora do amostrador, a quantidade de água de perfuração foi devidamente dosada. Diferentes dosagens foram

estudadas, e os resultados mostraram que altas dosagens de água ‘lavaram’ as partículas finas para dentro do furo. Esta discussão é apresentada no próximo capítulo.

4.2.1.2.3 Perfuratriz

A perfuratriz Atlas Copco ROC D7 gera duas pilhas de material. Todo o material das pilhas foi coletado para compor a amostra. Desta maneira, cada furo gerou duas amostras: uma de material fino e outra de material grosso, cada uma pesando em média 25 kg.

No laboratório, foram utilizados dois métodos de preparação dessas amostras. O primeiro deles constou da preparação das frações fina e grossa, separadamente, para envio ao laboratório de análises químicas. O segundo constou da composição de uma nova amostra com todo o material (fino e grosso) proveniente do furo. Após a composição da amostra original, foram retiradas duas alíquotas de 3 kg para envio à análise química. Todas as amostras foram quarteadas em laboratório antes de passarem pelo processo de secagem, cominuição, divisão e análise química.

4.2.1.2.4 Preparação das Amostras

Antes de serem enviadas ao laboratório de preparação de amostras, todas as amostras coletadas na etapa de lavra foram identificadas seguindo o mesmo padrão: número do bloco, número do sub-bloco, número do furo e número da amostra (figura 4.9).



Figura 4.9 – Identificação das amostras coletadas na lavra.

Tanto o laboratório de preparação de amostras quanto o laboratório de análises químicas da RPM contam com profissionais de altíssimo nível técnico, e as metodologias adotadas por seus profissionais seguem os padrões de qualidade e segurança exigidos pela indústria. François-Bongarçon (2006) afirmou que “nada de preocupante foi observado na rotina de preparação de amostras” e “nenhum problema foi detectado no laboratório de análises químicas”.

A figura 4.10 mostra os equipamentos de quarteamento e de cominuição utilizados no laboratório de preparação de amostras.



Figura 4.10 – Equipamentos utilizados para a preparação das amostras.

Como visto no capítulo 3, após as etapas de secagem, quarteamento e rebritagem das amostras, são retiradas 3 alíquotas de aproximadamente 50 g cada para envio ao laboratório de análises químicas. Para cada alíquota, são analisados os teores de ouro, arsênio e enxofre, cujos resultados são apresentados no item 4.3.

4.2.1.3 Quantidade de Amostras

Nas primeiras etapas de amostragem, foram amostrados de 6 a 12 furos por sub-bloco, conforme metodologia inicialmente definida pela empresa. Para as novas etapas de amostragem da RPM, sugere-se uma alteração na quantidade de furos amostrados, de modo a gerar melhores estimativas de teor para os sub-blocos.

O capítulo 5 apresenta uma análise variográfica baseada nos resultados da amostragem dos sub-blocos 764/1712A e 772/2624B, visando verificar a correlação espacial entre as amostras. Nestes sub-blocos foi amostrada uma quantidade maior de furos, diferentemente do que se executou nos outros sub-blocos.

As figuras 4.11 a 4.16 mostram a disposição dos furos amostrados com a pá, com o amostrador setorial e com a perfuratriz, para cada sub-bloco. Nota-se que todas as malhas de perfuração foram de $5 \times 3,5$ m.

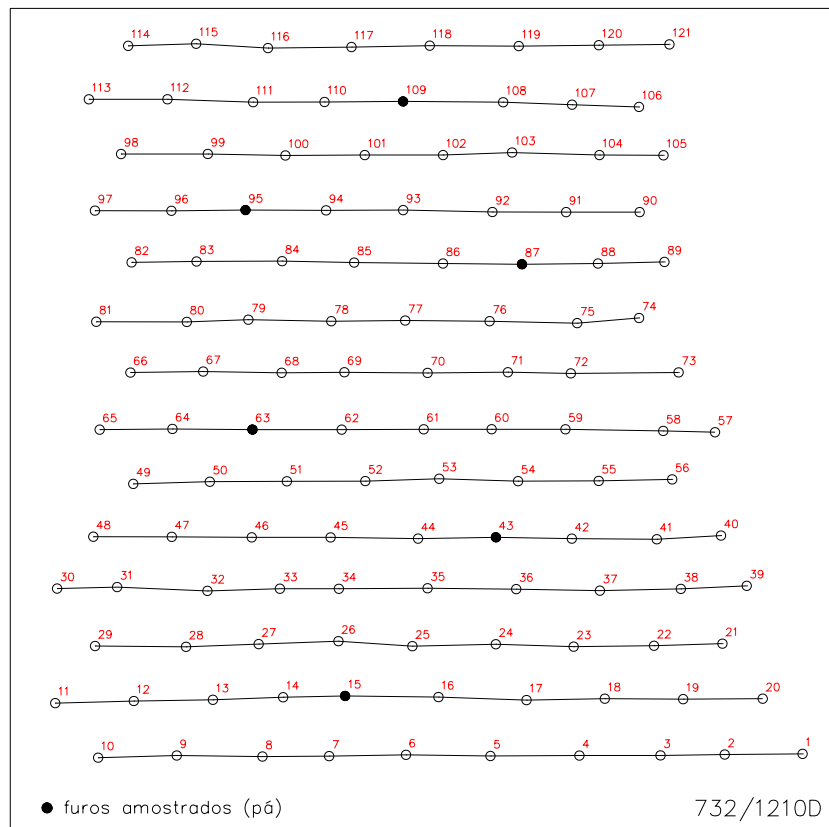


Figura 4.11 – Furos amostrados no sub-bloco 732/1210D.

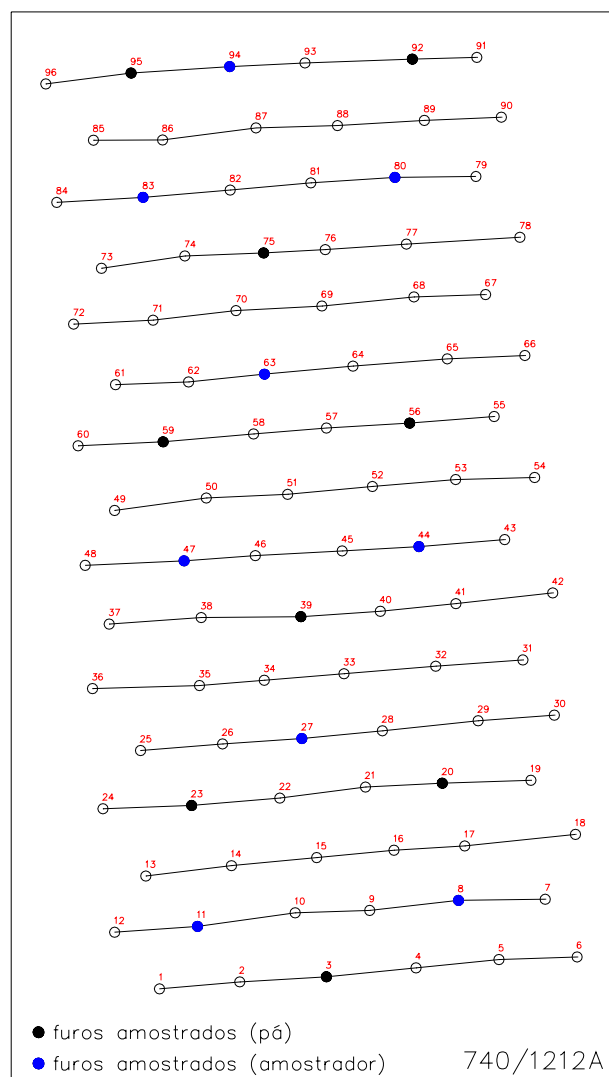


Figura 4.12 – Furos amostrados no sub-bloco 740/1212A.

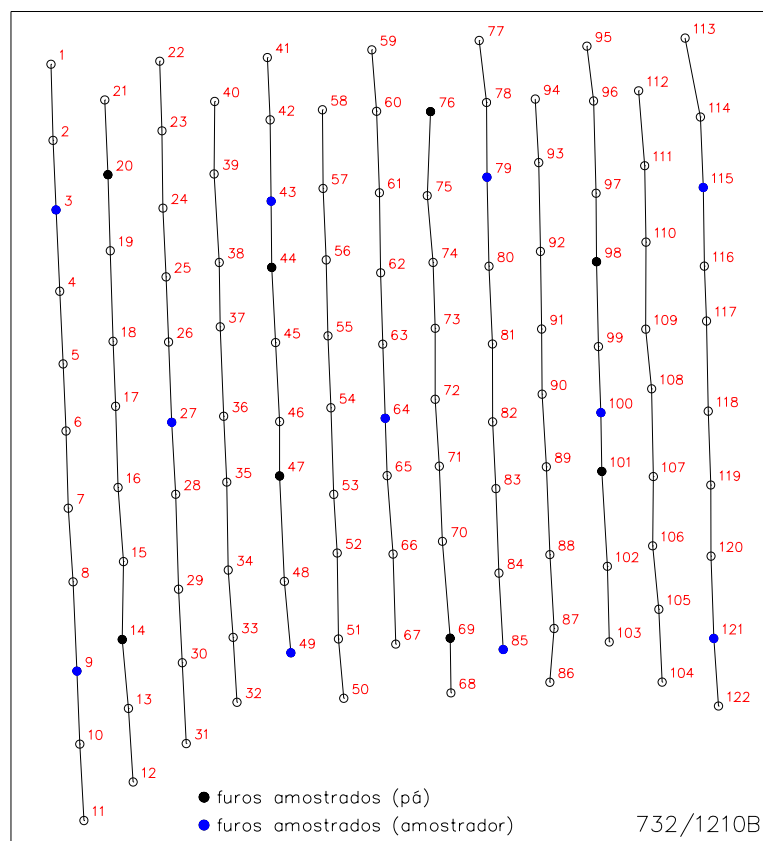


Figura 4.13 – Furos amostrados no sub-bloco 732/1210B.

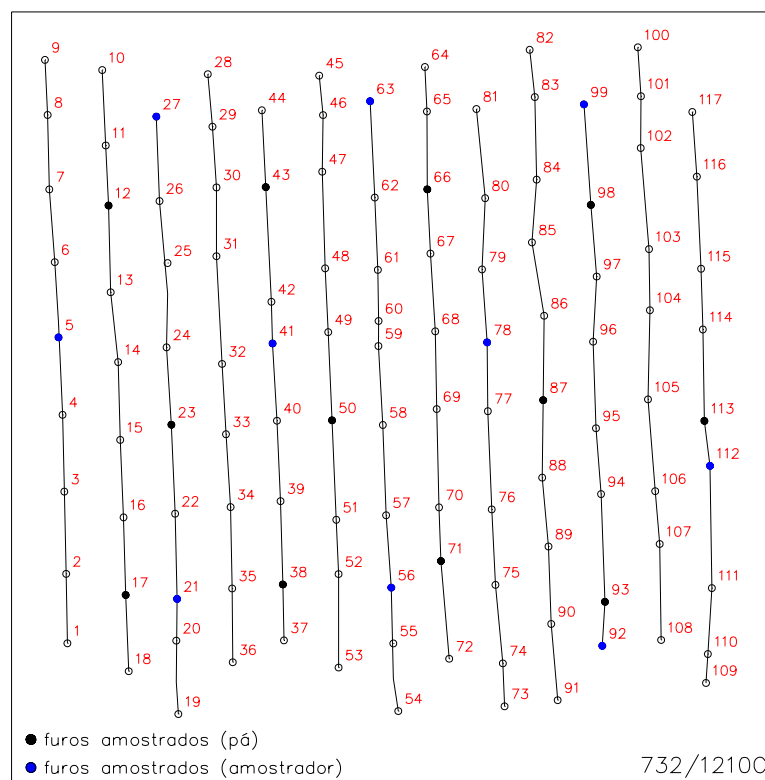


Figura 4.14 – Furos amostrados no sub-bloco 732/1210C.

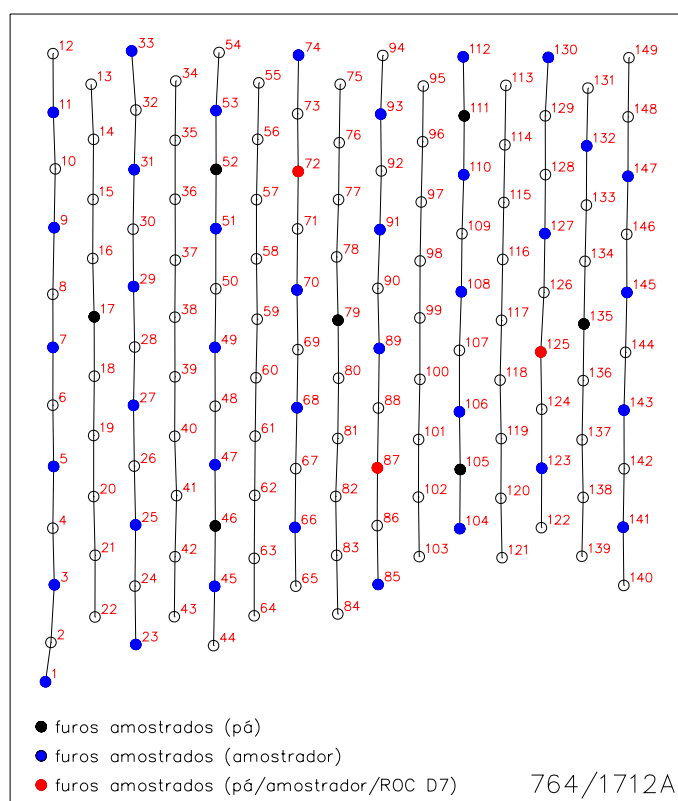


Figura 4.15 – Furos amostrados no sub-bloco 764/1712A.

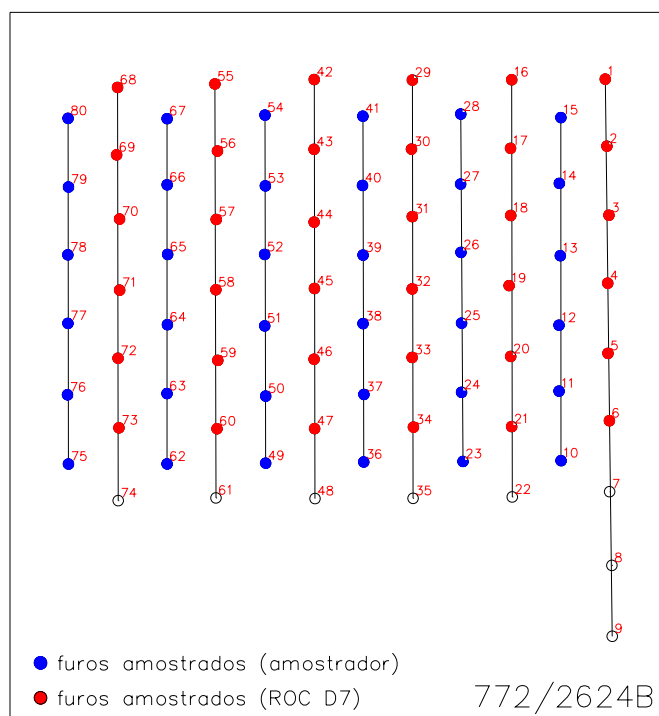


Figura 4.16 – Furos amostrados no sub-bloco 772/2624B.

Após a detonação, o material referente aos 4 últimos sub-blocos (732/1210B, 732/1210C, 764/1721A e 772/2624B) foram, também, amostrados nos transportadores de correia da britagem, como será visto no item a seguir.

4.2.2 Novo Protocolo de Amostragem na Usina

O método de reconciliação utilizado neste trabalho consistiu em comparar os teores das amostras coletadas na usina com os teores das amostras coletadas na lavra. Dividindo-se o teor de ouro alimentado na usina pelo teor de ouro das amostras dos furos de desmonte, calcula-se o MCF. Pela definição de Crawford (2004), esta é a segunda etapa da reconciliação, também chamada *mine-to-mill*.

4.2.2.1 Metodologia de Amostragem

Pelo fato de a alimentação dos moinhos ser uma blendagem de minérios tipo B1 e B2, não seria possível comparar os teores da lavra com os da usina, pois a amostragem na lavra incluiu apenas o minério tipo B2. Portanto, sugeriu-se uma nova metodologia de amostragem nas linhas de britagem, de modo que se pudesse amostrar unicamente o minério B2, referente ao sub-bloco cujos furos de desmonte foram previamente amostrados durante a perfuração.

O material foi amostrado após a etapa de britagem e antes da etapa de moagem, referindo-se à alimentação dos silos de blendagem. As amostras foram coletadas no transportador de correia de uma linha específica, em cuja moega foi descarregado, excepcionalmente durante a amostragem, somente o minério referente ao sub-bloco estudado. Essas amostras consistiram de material equivalente a 1 m de correia (figura 4.17), pesando em média 50 kg cada, e foram chamadas de amostras-cabeça, ou *head samples*, pois o material amostrado referiu-se à alimentação da usina.



Figura 4.17 – Amostragem de minério no transportador de correia.

Dos 6 sub-blocos amostrados na mina, 4 foram também amostrados na britagem, seguindo a metodologia de prognosticação apresentada anteriormente na tabela 4.3. O método de amostragem foi o mesmo para os 4 sub-blocos: parava-se a linha a ser amostrada e retirava-se, por meio de uma pá, todo o material referente a 1 m do transportador de correia. A tabela 4.4 especifica os sub-blocos amostrados na britagem, sua massa total aproximada, as linhas de britagem amostradas, o número total de amostras coletadas, a porcentagem (em massa) do sub-bloco que foi amostrada na etapa de britagem, o intervalo de tempo entre coletas de amostras e o tempo total de amostragem.

Tabela 4.4 – Dados de amostragem na britagem.

identificação do sub-bloco	linha(s) amostradas	número de amostras	massa total do sub-bloco	% sub-bloco amostrada	tempo total de amostragem	intervalo entre coletas de amostra
732/1012B	A	6	30.000 t	5 %	2h	20'
732/1012C	A e D	18	25.000 t	70 %	30h	de 60 a 180'
764/1712A	A, B e D	50	50.000 t	90 %	65h	de 60 a 240'
772/2624B	A e D	24	20.000 t	100 %	14h	de 30' a 60'

O total de amostras analisadas, incluindo as amostras da lavra e da britagem, foi de 480 amostras, cujos resultados são apresentados no item 4.3. O método de preparação das amostras da britagem seguiu o mesmo procedimento das amostras de furo de desmonte.

4.2.2.2 O MCF de Curto Prazo

Com o objetivo de se calcular o MCF de curto prazo o teor médio das amostras provenientes da britagem foi comparado com o teor médio das amostras provenientes dos furos de desmonte, considerando um mesmo sub-bloco. Dividindo-se o teor médio da britagem (produção) pelo teor médio da lavra (estimativa), obtém-se o MCF de curto prazo. Esses teores foram comparados, em seguida, com o teor krigado pelo modelo de longo prazo. Os resultados são apresentados no item a seguir.

O MCF de curto prazo reflete o erro de estimativa de um determinado método de amostragem. As práticas de prognosticação visam minimizar esses erros, de modo que os valores de estimativa de teor sejam os mais próximos possíveis do teor real (ou produzido) do sub-bloco. O capítulo 5 foi dedicado exclusivamente à análise desses erros e variâncias, mostrando as vantagens e as limitações de cada método estudado.

4.3 RESULTADOS

Os resultados de teor de ouro, arsênio e enxofre para cada um dos 6 sub-blocos amostrados estão apresentados nas tabelas a seguir. Vale dizer que, para cada furo de desmonte, foram coletadas duas amostras, denominadas AM I e AM II, com o objetivo de se calcular o erro de amostragem.

4.3.1 Furos de Desmonte

As tabelas 4.5 a 4.10 mostram os resultados obtidos para os furos de desmonte, amostrados por pá manual, amostrador setorial ou perfuratriz ROC D7. Os teores de ouro apresentados referem-se à média das três alíquotas analisadas separadamente no laboratório de análises químicas.

Tabela 4.5 – Resultados para o sub-bloco 732/1210D.

número	furo	amostra	tipo	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	15	AM I	pá	0,422	2966	1,30
2	15	AM II	pá	0,368	3349	1,46
3	43	AM I	pá	0,307	4315	1,15
4	43	AM II	pá	0,280	3186	1,44
5	63	AM I	pá	0,233	2823	1,43
6	63	AM II	pá	0,312	2926	1,70
7	87	AM I	pá	0,388	3323	1,21
8	87	AM II	pá	0,334	2568	1,17
9	95	AM I	pá	0,342	3532	1,49
10	95	AM II	pá	0,462	3099	1,57
11	109	AM I	pá	0,307	2284	1,24
12	109	AM II	pá	0,491	2799	1,35

Tabela 4.6 – Resultados para o sub-bloco 740/1212A.

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	3	AM I	pá	0,437	13243	2,00
2	3	AM II	pá	0,702	11583	1,08
3	20	AM I	pá	0,730	17427	1,87
4	20	AM II	pá	0,501	23684	1,64
5	23	AM I	pá	0,498	10136	2,03
6	23	AM II	pá	0,501	9647	1,54
7	39	AM I	pá	0,781	11206	1,97
8	39	AM II	pá	0,727	11785	1,90
9	56	AM I	pá	0,560	7368	1,82
10	56	AM II	pá	0,488	8704	2,44
11	59	AM I	pá	1,236	13914	2,14
12	59	AM II	pá	0,860	15985	1,49
13	75	AM I	pá	0,642	10747	1,79
14	75	AM II	pá	0,449	10649	1,54
15	92	AM I	pá	1,186	5676	2,03
16	92	AM II	pá	0,580	5887	1,94
17	95	AM I	pá	0,686	13374	1,82
18	95	AM II	pá	0,538	14637	2,03
19	8	AM I	amostrador	0,800	15318	2,03
20	8	AM II	amostrador	0,358	13333	1,91
21	11	AM I	amostrador	1,264	16622	1,69
22	11	AM II	amostrador	0,400	13964	1,95
23	27	AM I	amostrador	0,650	7184	1,84
24	27	AM II	amostrador	0,582	9362	2,06
25	44	AM I	amostrador	1,934	14150	2,39
26	44	AM II	amostrador	0,902	12670	2,13
27	47	AM I	amostrador	0,887	13812	1,58
28	47	AM II	amostrador	0,570	16218	1,92
29	63	AM I	amostrador	0,650	5400	1,66
30	63	AM II	amostrador	0,330	7861	1,74
31	80	AM I	amostrador	0,490	10165	2,05
32	80	AM II	amostrador	0,548	7183	2,25
33	83	AM I	amostrador	0,888	15291	2,08
34	83	AM II	amostrador	0,383	13752	1,94
35	94	AM I	amostrador	0,521	10593	1,96
36	94	AM II	amostrador	0,800	15274	1,93

Tabela 4.7 – Resultados para o sub-bloco 732/1210B.

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	14	AM I	pá	0,809	2532	1,89
2	14	AM II	pá	0,635	1729	1,85
3	20	AM I	pá	0,543	2613	2,53
4	20	AM II	pá	0,412	1963	1,77
5	44	AM I	pá	0,377	2783	2,01
6	44	AM II	pá	0,829	2079	1,91
7	47	AM I	pá	0,721	2376	1,86
8	47	AM II	pá	0,583	1877	1,85
9	69	AM I	pá	1,195	2474	2,10
10	69	AM II	pá	0,875	2131	1,69
11	76	AM I	pá	0,385	2789	1,48
12	76	AM II	pá	0,530	2156	1,68
13	98	AM I	pá	0,615	3197	1,80
14	98	AM II	pá	0,719	2136	1,77
15	101	AM I	pá	9,127	2561	1,43
16	101	AM II	pá	0,626	1851	1,85
17	3	AM I	amostrador	0,591	1505	1,56
18	3	AM II	amostrador	0,552	1402	1,67
19	9	AM I	amostrador	0,736	1442	1,45
20	9	AM II	amostrador	0,726	1134	1,57
21	27	AM I	amostrador	0,462	4908	1,24
22	27	AM II	amostrador	0,666	2790	1,43
23	43	AM I	amostrador	0,383	2971	1,81
24	43	AM II	amostrador	0,459	2127	1,77
25	49	AM I	amostrador	0,531	2385	1,33
26	49	AM II	amostrador	0,518	2321	1,41
27	64	AM I	amostrador	0,405	2080	1,77
28	64	AM II	amostrador	0,438	1505	1,80
29	79	AM I	amostrador	0,519	2850	1,57
30	79	AM II	amostrador	0,436	2297	1,58
31	85	AM I	amostrador	1,032	1629	1,50
32	85	AM II	amostrador	0,650	1362	1,82
33	100	AM I	amostrador	1,019	1945	1,84
34	100	AM II	amostrador	0,893	1365	1,74
35	115	AM I	amostrador	1,135	2818	1,66
36	115	AM II	amostrador	0,965	1807	1,75
37	121	AM I	amostrador	1,252	4422	1,90
38	121	AM II	amostrador	0,685	2131	2,09

Tabela 4.8 – Resultados para o sub-bloco 732/1210C.

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	12	AM I	pá	0,354	16810	1,51
2	12	AM II	pá	0,605	10371	1,55
3	17	AM I	pá	0,466	9293	1,72
4	17	AM II	pá	0,377	9078	1,63
5	23	AM I	pá	0,352	8128	1,54
6	23	AM II	pá	0,447	8259	1,33
7	38	AM I	pá	0,487	19247	2,16
8	38	AM II	pá	1,604	17289	2,11
9	43	AM I	pá	0,307	11701	2,03
10	43	AM II	pá	0,437	11967	1,80
11	50	AM I	pá	0,526	14207	1,67
12	50	AM II	pá	0,307	10286	1,94
13	66	AM I	pá	0,515	13439	1,86
14	66	AM II	pá	0,355	11174	2,06
15	71	AM I	pá	0,607	15456	2,39
16	71	AM II	pá	0,730	15325	2,15
17	87	AM I	pá	0,609	13713	2,21
18	87	AM II	pá	0,473	13134	2,63
19	93	AM I	pá	0,802	19673	2,17
20	98	AM I	pá	0,355	8106	2,12
21	98	AM II	pá	0,338	15999	2,19
22	113	AM I	pá	0,318	14774	2,28
23	113	AM II	pá	0,299	10188	1,71
24	5	AM I	amostrador	0,384	2096	1,74
25	5	AM II	amostrador	0,517	10290	2,01
26	21	AM I	amostrador	0,488	1692	1,71
27	21	AM II	amostrador	0,404	13070	1,69
28	27	AM I	amostrador	0,666	1586	1,73
29	27	AM II	amostrador	0,524	12857	1,11
30	41	AM I	amostrador	0,457	2109	1,70
31	41	AM II	amostrador	0,362	9702	1,83
32	56	AM I	amostrador	0,688	1870	1,87
33	56	AM II	amostrador	0,509	11407	2,01
34	63	AM I	amostrador	0,481	1688	1,77
35	63	AM II	amostrador	0,353	13826	1,93
36	78	AM I	amostrador	1,112	2613	1,82
37	78	AM II	amostrador	1,171	13613	2,10
38	92	AM I	amostrador	0,486	2187	1,50
39	92	AM II	amostrador	0,693	12981	2,15
40	99	AM I	amostrador	0,385	2412	1,96
41	99	AM II	amostrador	0,479	15534	2,23
42	112	AM I	amostrador	0,616	2149	1,39
43	112	AM II	amostrador	0,289	11468	2,24

Tabela 4.9 – Resultados para o sub-bloco 764/1712A.

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	17	AM I	pá	0,539	1014	0,97
2	17	AM II	pá	0,512	1022	1,24
3	46	AM I	pá	0,632	1524	1,37
4	46	AM II	pá	0,425	1442	1,62
5	52	AM I	pá	0,560	1330	1,13
6	52	AM II	pá	0,354	719	1,38
7	72	AM I	pá	0,404	1127	1,10
8	72	AM II	pá	0,774	1034	0,77
9	79	AM I	pá	0,336	911	0,95
10	79	AM II	pá	0,392	765	1,18
11	87	AM I	pá	0,618	1521	0,90
12	87	AM II	pá	0,479	1117	0,84
13	105	AM I	pá	0,377	991	1,14
14	105	AM II	pá	0,605	883	1,93
15	111	AM I	pá	0,444	1122	0,92
16	111	AM II	pá	0,719	1145	1,32
17	125	AM I	pá	0,628	1297	0,85
18	125	AM II	pá	0,414	1135	0,77
19	135	AM I	pá	0,398	1709	1,27
20	135	AM II	pá	0,700	1348	1,76
21	72	FINO	ROC D7	0,266	910	0,60
22	72	GROSSO	ROC D7	0,447	1502	1,38
23	87	FINO	ROC D7	0,308	730	0,68
24	87	GROSSO	ROC D7	0,618	1768	1,29
25	125	FINO	ROC D7	0,323	998	0,50
26	125	GROSSO	ROC D7	0,497	1575	1,08
27	1	AM I	amostrador	0,656	777	1,02
28	1	AM II	amostrador	0,785	664	1,17
29	3	AM I	amostrador	0,328	1207	0,87
30	3	AM II	amostrador	0,380	872	1,06
31	5	AM I	amostrador	1,103	701	1,19
32	5	AM II	amostrador	0,288	790	1,18
33	7	AM I	amostrador	0,432	1800	1,12
34	7	AM II	amostrador	0,467	1138	1,05
35	9	AM I	amostrador	1,001	1138	1,06
36	9	AM II	amostrador	0,627	914	1,01
37	11	AM I	amostrador	0,437	982	1,12
38	11	AM II	amostrador	0,885	909	1,18
39	23	AM I	amostrador	0,441	935	1,10
40	23	AM II	amostrador	0,591	740	1,14
41	25	AM I	amostrador	0,587	877	0,96
42	25	AM II	amostrador	0,411	720	1,35
43	27	AM I	amostrador	0,642	938	0,95
44	27	AM II	amostrador	0,631	619	1,17
45	29	AM I	amostrador	0,434	1278	1,16
46	29	AM II	amostrador	0,347	639	0,98
47	31	AM I	amostrador	2,113	1503	1,15

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
48	31	AM II	amostrador	1,115	1171	1,34
49	33	AM I	amostrador	0,251	1161	1,18
50	33	AM II	amostrador	0,377	968	1,37
51	45	AM I	amostrador	0,369	1155	0,87
52	45	AM II	amostrador	0,562	710	1,36
53	47	AM I	amostrador	0,558	1151	1,17
54	47	AM II	amostrador	0,332	912	1,22
55	49	AM I	amostrador	0,454	2098	1,05
56	49	AM II	amostrador	0,466	3299	1,19
57	51	AM I	amostrador	0,614	922	0,95
58	51	AM II	amostrador	0,572	663	1,34
59	53	AM I	amostrador	0,619	1227	1,04
60	53	AM II	amostrador	0,465	933	1,03
61	66	AM I	amostrador	1,462	1183	1,00
62	66	AM II	amostrador	0,543	868	1,10
63	68	AM I	amostrador	0,336	1009	1,04
64	68	AM II	amostrador	0,758	693	1,05
65	70	AM I	amostrador	0,641	857	0,98
66	70	AM II	amostrador	0,846	666	0,90
67	72	AM I	amostrador	0,858	1081	0,93
68	72	AM II	amostrador	0,516	857	1,32
69	74	AM I	amostrador	0,443	2313	0,96
70	74	AM II	amostrador	0,731	1994	1,14
71	85	AM I	amostrador	0,910	1041	0,93
72	85	AM II	amostrador	0,640	878	1,15
73	87	AM I	amostrador	0,587	1714	0,97
74	87	AM II	amostrador	0,396	1448	1,20
75	89	AM I	amostrador	0,563	953	0,95
76	89	AM II	amostrador	0,298	1156	0,95
77	91	AM I	amostrador	0,639	1386	0,95
78	91	AM II	amostrador	0,553	1356	0,95
79	93	AM I	amostrador	0,630	1321	1,08
80	93	AM II	amostrador	0,657	1158	1,22
81	104	AM I	amostrador	0,415	756	1,22
82	104	AM II	amostrador	0,610	1138	1,00
83	106	AM I	amostrador	0,565	946	1,45
84	106	AM II	amostrador	0,791	1041	1,21
85	108	AM I	amostrador	0,541	1349	0,97
86	108	AM II	amostrador	0,596	1310	1,16
87	110	AM I	amostrador	0,740	1900	0,93
88	110	AM II	amostrador	0,534	1662	1,43
89	112	AM I	amostrador	0,482	1281	0,99
90	112	AM II	amostrador	0,520	1977	1,41
91	123	AM I	amostrador	0,471	1525	0,96
92	123	AM II	amostrador	0,453	1080	1,14
93	125	AM I	amostrador	1,028	1892	0,95
94	125	AM II	amostrador	0,965	1734	1,40
95	127	AM I	amostrador	0,331	3469	1,11
96	127	AM II	amostrador	0,699	2335	1,28

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
97	130	AM I	amostrador	0,643	2459	0,98
98	130	AM II	amostrador	1,153	1113	1,34
99	132	AM I	amostrador	0,529	1817	1,19
100	132	AM II	amostrador	0,416	1134	0,88
101	141	AM I	amostrador	0,464	1562	0,98
102	141	AM II	amostrador	0,836	962	1,55
103	143	AM I	amostrador	0,308	2223	0,86
104	143	AM II	amostrador	0,326	1504	1,02
105	145	AM I	amostrador	0,607	1513	0,91
106	145	AM II	amostrador	1,160	1527	0,96
107	147	AM I	amostrador	0,521	1409	0,97
108	147	AM II	amostrador	0,782	1381	1,41

Tabela 4.10 – Resultados para o sub-bloco 772/2624B.

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	1	AM I	ROC D7	0,537	938	0,15
2	1	AM II	ROC D7	0,406	492	0,19
3	2	AM I	ROC D7	0,268	929	0,57
4	2	AM II	ROC D7	0,192	754	0,96
5	3	AM I	ROC D7	0,239	822	0,67
6	3	AM II	ROC D7	0,254	612	1,00
7	4	AM I	ROC D7	0,284	1329	0,83
8	4	AM II	ROC D7	0,176	777	1,56
9	5	AM I	ROC D7	0,351	1978	1,13
10	5	AM II	ROC D7	0,311	685	1,87
11	6	AM I	ROC D7	0,340	606	0,72
12	6	AM II	ROC D7	0,397	1195	0,83
13	16	AM I	ROC D7	0,264	1682	0,18
14	16	AM II	ROC D7	0,329	1311	0,30
15	17	AM I	ROC D7	0,392	1240	0,16
16	17	AM II	ROC D7	0,401	442	0,13
17	18	AM I	ROC D7	0,283	1355	0,81
18	18	AM II	ROC D7	0,358	1270	1,33
19	19	AM I	ROC D7	0,386	1172	1,08
20	19	AM II	ROC D7	0,401	1486	1,78
21	20	AM I	ROC D7	0,379	2348	0,87
22	20	AM II	ROC D7	0,174	738	1,67
23	21	AM I	ROC D7	0,356	787	0,50
24	21	AM II	ROC D7	0,394	1628	0,69
25	29	AM I	ROC D7	0,344	828	0,03
26	29	AM II	ROC D7	0,219	388	0,02
27	30	AM I	ROC D7	0,335	1199	0,06
28	30	AM II	ROC D7	0,251	366	0,06
29	31	AM I	ROC D7	0,304	1541	0,20
30	31	AM II	ROC D7	0,310	640	0,16
31	32	AM I	ROC D7	0,225	1785	0,59
32	32	AM II	ROC D7	0,248	1861	1,03
33	33	AM I	ROC D7	0,476	1676	0,73
34	33	AM II	ROC D7	0,511	1733	1,19
35	34	AM I	ROC D7	0,268	1760	0,79
36	34	AM II	ROC D7	0,268	992	1,27
37	42	AM I	ROC D7	0,554	1113	0,06
38	42	AM II	ROC D7	0,372	1154	0,02
39	43	AM I	ROC D7	0,391	989	0,13
40	43	AM II	ROC D7	0,494	1223	0,00
41	44	AM I	ROC D7	0,413	1138	0,08
42	44	AM II	ROC D7	0,459	500	0,03
43	45	AM I	ROC D7	0,233	1578	0,10
44	45	AM II	ROC D7	0,308	1589	0,10
45	46	AM I	ROC D7	0,868	1267	0,52
46	46	AM II	ROC D7	1,690	1294	0,92
47	47	AM I	ROC D7	0,305	1200	0,59

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
48	47	AM II	ROC D7	0,426	1099	0,72
49	55	AM I	ROC D7	0,520	1055	0,07
50	55	AM II	ROC D7	0,492	1047	0,03
51	56	AM I	ROC D7	0,380	1272	0,02
52	56	AM II	ROC D7	0,341	1372	0,01
53	57	AM I	ROC D7	0,832	1183	0,03
54	57	AM II	ROC D7	0,428	1281	0,02
55	58	AM I	ROC D7	0,260	1256	0,01
56	58	AM II	ROC D7	0,303	1325	0,02
57	59	AM I	ROC D7	0,293	955	0,08
58	59	AM II	ROC D7	0,372	996	0,01
59	60	AM I	ROC D7	0,259	1139	0,46
60	60	AM II	ROC D7	0,201	1073	0,66
61	68	AM I	ROC D7	0,446	897	0,04
62	68	AM II	ROC D7	0,353	595	0,09
63	69	AM I	ROC D7	0,625	1228	0,04
64	69	AM II	ROC D7	0,710	912	0,01
65	70	AM I	ROC D7	0,341	1088	0,02
66	70	AM II	ROC D7	0,630	1326	0,01
67	71	AM I	ROC D7	0,267	933	0,01
68	71	AM II	ROC D7	0,291	1098	0,03
69	72	AM I	ROC D7	0,388	874	0,01
70	72	AM II	ROC D7	0,423	931	0,01
71	73	AM I	ROC D7	0,240	1698	0,01
72	73	AM II	ROC D7	0,305	885	0,01
73	10	AM I	amostrador	0,199	3466	1,24
74	10	AM II	amostrador	0,202	2939	0,98
75	11	AM I	amostrador	0,516	3273	1,23
76	11	AM II	amostrador	0,353	1892	1,43
77	12	AM I	amostrador	0,384	671	1,76
78	12	AM II	amostrador	0,581	757	1,08
79	13	AM I	amostrador	0,196	1058	1,17
80	13	AM II	amostrador	0,158	1285	0,90
81	14	AM I	amostrador	0,221	1095	1,09
82	14	AM II	amostrador	0,250	1050	0,16
83	15	AM I	amostrador	0,408	2987	0,37
84	15	AM II	amostrador	0,388	2575	0,88
85	23	AM I	amostrador	0,233	3943	0,91
86	23	AM II	amostrador	0,265	3322	0,95
87	24	AM I	amostrador	0,348	1567	1,24
88	24	AM II	amostrador	0,333	1601	0,76
89	25	AM I	amostrador	0,302	1471	1,12
90	25	AM II	amostrador	0,176	1652	0,72
91	26	AM I	amostrador	0,397	1572	0,99
92	26	AM II	amostrador	0,346	1497	0,71
93	27	AM I	amostrador	0,465	1355	0,65
94	27	AM II	amostrador	0,234	1220	0,38
95	28	AM I	amostrador	0,218	1647	0,05
96	28	AM II	amostrador	0,445	1173	0,02

número	furo	amostra	amostragem	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
97	36	AM I	amostrador	0,199	1907	0,98
98	36	AM II	amostrador	0,209	1414	0,65
99	37	AM I	amostrador	0,360	2158	1,10
100	37	AM II	amostrador	0,555	2129	0,74
101	38	AM I	amostrador	0,334	2088	0,71
102	38	AM II	amostrador	0,444	2607	0,43
103	39	AM I	amostrador	0,336	1308	0,58
104	39	AM II	amostrador	0,381	2623	0,73
105	40	AM I	amostrador	0,229	1305	0,59
106	40	AM II	amostrador	0,291	909	0,45
107	41	AM I	amostrador	0,227	1361	0,08
108	41	AM II	amostrador	0,393	889	0,06
109	49	AM I	amostrador	0,209	1205	1,20
110	49	AM II	amostrador	0,198	1107	0,79
111	50	AM I	amostrador	0,554	1352	0,64
112	50	AM II	amostrador	0,657	903	0,44
113	51	AM I	amostrador	0,940	1281	0,25
114	51	AM II	amostrador	1,247	1161	0,22
115	52	AM I	amostrador	1,247	1120	0,11
116	52	AM II	amostrador	0,272	884	0,17
117	53	AM I	amostrador	0,228	1442	0,21
118	53	AM II	amostrador	0,317	870	0,03
119	54	AM I	amostrador	0,567	1023	0,04
120	54	AM II	amostrador	0,500	727	0,03
121	62	AM I	amostrador	0,191	1786	1,01
122	62	AM II	amostrador	0,210	790	0,74
123	63	AM I	amostrador	0,211	1494	0,09
124	63	AM II	amostrador	0,233	1433	0,00
125	64	AM I	amostrador	0,249	1554	0,03
126	64	AM II	amostrador	0,274	1114	0,01
127	65	AM I	amostrador	0,327	1341	0,02
128	65	AM II	amostrador	0,505	1227	0,02
129	66	AM I	amostrador	0,263	1427	0,03
130	66	AM II	amostrador	0,274	803	0,02
131	67	AM I	amostrador	0,562	1795	0,34
132	67	AM II	amostrador	0,407	1133	0,06
133	75	AM I	amostrador	1,572	1111	0,01
134	75	AM II	amostrador	2,932	1351	0,01
135	76	AM I	amostrador	0,280	1225	0,05
136	76	AM II	amostrador	0,366	802	0,06
137	77	AM I	amostrador	0,380	1437	0,01
138	77	AM II	amostrador	0,212	722	0,05
139	78	AM I	amostrador	0,358	1090	0,03
140	78	AM II	amostrador	0,241	1021	0,02
141	79	AM I	amostrador	0,307	1286	0,03
142	79	AM II	amostrador	0,373	692	0,04
143	80	AM I	amostrador	0,404	1919	0,03
144	80	AM II	amostrador	0,581	791	0,01

4.3.2 Britagem

As tabelas 4.11 a 4.14 mostram as datas, linhas e horários de coleta de amostras na britagem, bem como os teores correspondentes de Au, As e S. Cada amostra, ou incremento, foi composta por material proveniente de um metro de correia. Os teores de ouro apresentados referem-se à média das três alíquotas analisadas separadamente no laboratório de análises químicas.

Tabela 4.11 – Resultados para o sub-bloco 732/1210B.

número	data de coleta	linha	horário	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	26/05	A	18h44	0,672	2468	2,03
2	26/05	A	19h07	0,735	2470	1,84
3	26/05	A	19h32	0,940	2482	2,07
4	26/05	A	19h56	0,505	2457	1,95
5	26/05	A	20h18	0,406	1155	1,50
6	26/05	A	20h42	0,781	1720	1,70

Tabela 4.12 – Resultados para o sub-bloco 732/1210C.

número	data de coleta	linha	horário	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	05/06	D	10h34	0,482	15480	1,86
2	05/06	D	11h22	0,475	6894	1,08
3	05/06	D	12h33	0,663	15954	1,84
4	05/06	D	13h30	0,508	14341	1,89
5	05/06	D	14h29	1,199	16983	2,54
6	05/06	D	15h40	0,451	11716	1,59
7	05/06	D	17h29	0,392	11764	1,98
8	05/06	D	19h31	0,303	9936	1,65
9	05/06	A	21h28	0,377	13178	2,05
10	05/06	A	23h27	0,418	16183	2,21
11	06/06	A	01h40	0,569	10723	1,44
12	06/06	A	04h05	0,442	9225	1,54
13	06/06	A	06h10	0,503	9553	1,87
14	06/06	A	09h12	0,742	12925	1,77
15	06/06	A	10h27	0,507	12139	1,95
16	06/06	A	12h30	0,402	14779	1,90
17	06/06	A	14h20	0,443	13925	1,87
18	06/06	A	16h44	0,550	12326	1,63

Tabela 4.13 – Resultados para o sub-bloco 764/1712A.

número	data de coleta	linha	horário	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	12/08	B	09h10	0,425	875	0,91
2	12/08	A	10h00	0,422	2249	1,61
3	12/08	A	10h57	0,388	982	0,97
4	12/08	A	11h55	0,716	1201	1,37
5	12/08	A	13h00	0,603	957	1,56
6	12/08	A	13h55	0,325	1106	1,01
7	12/08	A	14h59	0,629	852	1,36
8	12/08	A	17h00	0,525	833	1,07
9	12/08	A	17h56	0,468	680	1,21
10	12/08	A	19h00	0,283	703	1,50
11	12/08	A	20h00	0,399	892	0,84
12	12/08	A	21h00	0,449	653	0,94
13	12/08	B	21h56	0,382	1077	1,01
14	12/08	A	22h55	0,611	1023	1,42
15	13/08	A	01h00	0,531	967	0,64
16	13/08	A	03h00	0,417	880	0,79
17	13/08	A	05h00	2,333	1177	1,37
18	13/08	B	09h12	0,513	1397	0,83
19	13/08	A	10h03	0,526	892	0,87
20	13/08	A	10h57	0,596	888	1,04
21	13/08	A	13h00	0,474	1278	0,67
22	13/08	A	14h05	0,358	1623	0,70
23	13/08	A	15h05	0,886	1621	1,48
24	13/08	A	16h59	0,670	1301	1,10
25	13/08	A	18h00	0,551	1472	0,91
26	13/08	A	19h00	0,446	1810	1,09
27	13/08	A	20h02	0,398	1631	0,87
28	13/08	A	21h10	0,464	1319	0,91
29	13/08	A	22h09	0,461	1468	0,82
30	13/08	A	23h00	0,444	1264	0,97
31	14/08	A	01h00	0,390	1308	0,70
32	14/08	A	03h00	0,422	1498	0,92
33	14/08	A	05h00	0,632	1613	1,11
34	14/08	A	07h00	0,494	1167	0,75
35	14/08	B	09h25	0,351	1246	0,66
36	14/08	A	10h13	0,366	1376	0,68
37	14/08	A	11h05	0,518	1311	0,57
38	14/08	A	12h06	0,270	1460	0,97
39	14/08	A	12h59	0,379	1027	0,96
40	14/08	A	14h04	0,514	2693	0,60
41	14/08	A	15h02	0,545	1102	1,00
42	14/08	A	17h57	0,300	1426	1,09
43	14/08	A	18h56	0,455	1145	0,89
44	14/08	A	19h52	0,312	1177	0,63
45	14/08	A	20h53	0,396	2538	0,64
46	14/08	A	21h56	0,568	1136	0,87

número	data de coleta	linha	horário	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
47	14/08	A	22h55	0,350	1163	0,62
48	15/08	D	00h46	0,284	878	0,86
49	15/08	D	02h44	0,424	591	0,85
50	15/08	D	04h00	0,296	499	0,67

Tabela 4.14 – Resultados para o sub-bloco 772/2624B.

número	data de coleta	linha	horário	Au (g/t)	As (g/t)	S (%)
1	22/12	A	01h00	0,550	943	0,10
2	22/12	A	01h30	0,249	728	0,22
3	22/12	A	01h59	0,177	582	0,01
4	22/12	A	02h59	0,474	790	0,10
5	22/12	A	03h30	0,265	531	0,06
6	22/12	A	04h00	0,532	1386	0,03
7	22/12	A	04h28	0,244	875	0,02
8	22/12	A	04h59	0,271	687	0,03
9	22/12	A	05h30	0,296	872	0,03
10	22/12	A	06h00	0,297	806	0,11
11	22/12	A	06h32	0,281	751	0,06
12	22/12	A	06h58	0,232	774	0,20
13	22/12	A	07h30	0,343	1268	0,37
14	22/12	A	08h29	0,248	665	0,03
15	22/12	A	08h55	0,324	596	0,02
16	22/12	A	09h43	0,365	1011	0,45
17	22/12	A	10h32	0,483	1025	0,07
18	22/12	A	11h04	0,471	941	0,15
19	22/12	A	11h31	0,285	904	0,02
20	22/12	D	12h34	0,206	1003	0,25
21	22/12	D	13h10	0,241	808	0,02
22	22/12	D	13h34	0,457	982	0,10
23	22/12	A	14h00	0,459	905	0,10
24	22/12	A	14h30	0,657	966	0,25

5 ANÁLISE ESTATÍSTICA E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta a análise estatística dos resultados, dividida em três partes, que incluem a estatística clássica, a geoestatística e a amostragem. Vale dizer que o presente trabalho não pretende detalhar todas as formulações e cálculos da geoestatística e da teoria da amostragem, mas inserir seus conceitos e importância no contexto das práticas de reconciliação.

5.1 ESTATÍSTICA

5.1.1 Tratamento dos Dados

O primeiro passo foi utilizar a estatística clássica para os cálculos de médias, desvios e variâncias dos dados obtidos. As estatísticas para Au, As e S são mostradas respectivamente nas tabelas 5.1, 5.2 e 5.3, cujas colunas representam:

1. Identificação do sub-bloco. (Nota-se que foi omitida a identificação do bloco correspondente, já apresentada no capítulo 4.)
2. Tipo de amostragem que gerou os dados (pá, amostrador setorial, perfuratriz ROC D7 ou britagem).
3. Média dos teores das amostras.
4. Média ponderada dos teores das amostras pela profundidade do furo correspondente.
5. Média dos erros de amostragem, $m(SE)$, representando a acurácia da amostragem. Os erros foram calculados pela subtração ($t_{AMI} - t_{AMII}$), cujos valores representam os teores das amostras AM I e AM II para cada furo de desmonte.
6. Variância dos erros de amostragem, $s^2(SE)$, representando a precisão da amostragem. Os erros foram calculados pela subtração ($t_{AMI} - t_{AMII}$).
7. Erro de estimativa de teor, segundo cada método de amostragem, relativo ao teor krigado pelo modelo da jazida. (Não houve teor krigado para As e S.)
8. Erro de estimativa de teor, segundo cada método de amostragem, relativo ao teor médio obtido na britagem (teor supostamente alimentado na usina).

Como a profundidade dos furos amostrados variou de acordo com a inclinação da face superior do sub-bloco, as estatísticas foram calculadas com base no teor médio ponderado pela profundidade dos furos. Para efeito de comparação, a terceira coluna das tabelas a seguir mostra os teores médios não-ponderados. Apesar de a diferença entre esses dois teores não ser, no geral, muito significativa, decidiu-se utilizar os valores ponderados por eles representarem melhor o volume do sub-bloco. No caso de minérios pouco heterogêneos, que não é este caso, esta ponderação poderia ser desnecessária.

Para as amostras da britagem não houve ponderação, pois elas apresentaram aproximadamente a mesma massa. Uma análise geoestatística mais detalhada dessas amostras será apresentada no item 5.2.

Tabela 5.1 – Estatísticas para os teores de Au.

sub-bloco	origem dos dados	teor médio (g/t)	teor méd _{pond} (g/t)	média do erro m(SE)	variância do erro s ² (SE)	erro (%) estimativa (ref/krig)	erro (%) estimativa (ref/brit)
1210D	pá	0,354	0,355	-0,041	0,010	12,4	
1212A	pá amostrador	0,672	0,659	0,157	0,060	50,7	
		0,720	0,731	0,357	0,176	67,2	
1210B	pá	1,186	1,133	1,070	9,074	149,6	68,4
	amostrador	0,684	0,684	0,098	0,047	50,8	1,7
	britagem	0,673	0,673			48,3	
1210C	pá	0,507	0,504	-0,098	0,135	11,9	3,8
	amostrador	0,553	0,548	0,046	0,027	4,3	4,6
	britagem	0,524	0,524			8,4	
1712A	pá	0,515	0,516	-0,043	0,054	10,7	3,3
	amostrador	0,620	0,624	0,016	0,118	33,8	24,9
	ROC D7	0,410	0,411			11,8	17,7
	britagem	0,499	0,499			7,1	
2624B	ROC D7	0,387	0,401	-0,015	0,032	26,4	14,4
	amostrador	0,420	0,403	-0,038	0,094	27,2	15,1
	britagem	0,350	0,350			10,5	

Tabela 5.2 – Estatísticas para os teores de As.

sub-bloco	origem dos dados	teor médio (g/t)	teor méd _{pond} (g/t)	média do erro m(SE)	variância do erro s ² (SE)	erro (%) estimativa (ref/brit)
1210D	pá	3098	3082	7,1	4,3×10 ⁵	
1212A	pá	11981	12357	-8,5	5,0×10 ⁶	
	amostrador	12119	12327	-1,0	7,9×10 ⁶	
1210B	pá	2328	2336	28,9	4,4×10 ⁴	9,9
	amostrador	2236	2263	35,0	5,7×10 ⁵	6,5
	britagem	2125	2125			
1210C	pá	12940	12863	8,3	1,3×10 ⁷	1,5
	amostrador	12475	12357			2,5
	britagem	12668	12668			
1712A	pá	1158	1160	16,7	4,1×10 ⁴	5,6
	amostrador	1274	1315	17,0	1,8×10 ⁵	7,0
	ROC D7	1247	1249			1,7
	britagem	1229	1229			
	ROC D7	1138	1084	19,9	2,5×10 ⁵	25,1
2624B	amostrador	1503	1359	20,6	2,3×10 ⁵	56,8
	britagem	867	867			

Tabela 5.3 – Estatísticas para os teores de S.

sub-bloco	origem dos dados	teor médio (%)	teor méd _{pond} (%)	média do erro m(SE)	variância do erro s ² (SE)	erro (%) estimativa (ref/brit)
1210D	pá	1,38	1,37	-0,144	0,015	
1212A	pá	1,84	1,81	0,211	0,209	
	amostrador	1,95	1,94	-0,060	0,044	
1210B	pá	1,84	1,85	0,090	0,131	0,10
	amostrador	1,65	1,65	-0,092	0,014	10,5
	britagem	1,85	1,85			
1210C	pá	1,95	1,93	0,034	0,077	6,2
	amostrador	1,82	1,81	-0,212	0,153	0,02
	britagem	1,81	1,81			
1712A	pá	1,17	1,17	-0,223	0,101	22,1
	amostrador	1,10	1,10	-0,149	0,045	15,4
	ROC D7	0,92	0,92			4,1
	britagem	0,96	0,96			
	ROC D7	0,43	0,28	-0,176	0,074	137,9
2624B	amostrador	0,48	0,33	0,146	0,066	180,3
	britagem	0,12	0,12			

Considerando a hipótese de que o teor médio obtido na britagem é representativo do teor médio real do sub-bloco, a última coluna das tabelas acima mostra o erro que seria

cometido ao se estimar o teor do sub-bloco usando os métodos de amostragem por pá, amostrador setorial ou perfuratriz. Para o ouro, foi também calculado o erro de estimativa de teor dos diferentes métodos de amostragem em relação ao teor krigado pelo modelo da jazida.

Vale a observação de que o erro médio entre as amostras AM I e AM II não foi calculado para as amostras provenientes da perfuratriz ROC D7 no bloco 1712A, visto que foram realizados apenas três furos por este método e, para cada furo, foram geradas duas amostras, uma de material fino e outra de material grosso, com teores visivelmente menores para o material fino.

Na tabela 5.2, sub-bloco 1210C, também não foi realizado o cálculo de variância do erro entre as amostras AM I e AM II para o amostrador, já que os teores de As de todas as amostras AM I, devido a um possível enviesamento na etapa de análise, apresentaram valores 80% menores que a média do sub-bloco, certamente incorretos.

As análises de S também apresentaram problemas para o sub-bloco 2624B, apresentando diferenças de 140 a 180% entre os valores das amostras coletadas na lavra e os das amostras coletadas na britagem. Por estas e outras razões, as análises estatísticas a partir do próximo item restringem-se aos resultados do ouro.

5.1.2 Análise dos Resultados

Além dos problemas com as análises químicas, existem aqueles com a amostragem propriamente dita. A proposta deste trabalho foi identificar e analisar esses problemas ou erros – que são a causa das variâncias observadas nos resultados – e sugerir modificações que visem reduzir essas variâncias a um nível aceitável. Este procedimento foi adotado entre cada etapa de amostragem, que aconteceu, cronologicamente, do sub-bloco 1210D ao 2624B, e os resultados são apresentados a seguir.

Analisando os resultados estatísticos apresentados na tabela 5.1, nota-se que os erros de estimativa variam entre 1,7 e 149,6%. Porém, aqui vale perguntar: em que dados confiar? (Deve-se lembrar que ‘confiabilidade’ refere-se à representatividade dos dados, e representatividade é definida como a união de acurácia com reprodutibilidade.) Devemos confiar na amostragem da fase de exploração, com malha 100×100 m, que gerou o modelo de recursos e resultou no teor krigado para o sub-bloco? Ou devemos confiar na amostragem realizada nos transportadores de correia da britagem? As amostras coletadas na lavra são representativas do sub-bloco? Os equipamentos de amostragem geram amostras confiáveis?

São estas e diversas outras perguntas que as práticas de prognosticação devem analisar inicialmente. Se estas perguntas não puderem ser respondidas, como afirmar que o erro de estimativa do teor de Au de um sub-bloco é de 1,7%? Como afirmar que o teor alimentado na usina é de 0,350 g/t de Au? O único valor em que podemos confiar é a quantidade de Au produzida, entretanto, sem uma análise minuciosa de cada etapa do processo, nunca se saberá ao certo quanto Au foi lavrado e quanto se perdeu.

Sabe-se que “a informação extraída de uma série de dados ou qualquer inferência sobre a população da qual eles se originaram pode ser no máximo tão boa quanto os dados originais” (Isaaks e Srivastava, 1989). E, portanto, a qualidade dos resultados de reconciliação depende da qualidade e da confiabilidade dos dados de entrada. As estimativas dos modelos de recursos, por sua vez, dependem da qualidade das amostras coletadas. E a qualidade das amostras depende do método de amostragem e das características do amostrador. Todas essas estimativas contêm um erro associado, que deve ser identificado e, quando possível, minimizado.

5.1.2.1 Confiabilidade das Amostras

Mesmo conhecendo os conceitos de uma prática de amostragem teoricamente correta e utilizando equipamentos de amostragem corretos, na prática industrial é muito difícil realizar uma amostragem sem que sejam cometidos erros durante a extração ou manuseio do material. Isaaks e Srivastava (1989) afirmam que a verificação de erros, além de consumir um tempo excessivo, é uma das tarefas mais difíceis em um estudo geoestatístico. Os autores sugerem os seguintes passos iniciais para eliminar erros grosseiros e produzir dados de melhor qualidade:

1. Organizar os dados e avaliar os valores extremos, procurando estabelecer a autenticidade desses valores.
2. Plotar os valores extremos em um mapa, verificando se eles seguem uma tendência ou se estão isolados (*outliers*), atentando aos valores extremos isolados.
3. Verificar a localização dos dados no mapa e possíveis erros de coordenadas.
4. Verificar, caso existam, as cadernetas de campo e os registros de amostragem, que são fontes muito úteis de informação.

Caso existam inconsistências, elas devem ser resolvidas antes de se efetuar qualquer análise estatística.

Durante os trabalhos experimentais realizados para este estudo, foram registrados, em caderneta de campo, todos os problemas identificados para cada uma das amostras coletadas (detalhes em anexo). Esses problemas foram avaliados, visando definir a confiabilidade das amostras. Em seguida, foram excluídos das análises estatísticas os dados não-confiáveis, obedecendo ao seguinte critério de exclusão:

1. Mina: amostras referentes a furação incorreta (profundidade ou sub-bloco incorreto).
2. Mina: perda de parte da amostra durante o manuseio em campo.
3. Mina: perda de parte da amostra devido a transbordo do recipiente do amostrador.
4. Britagem: material de outro sub-bloco descarregado na moega da linha amostrada.

Das 480 amostras analisadas, 36 foram excluídas dos cálculos e uma foi perdida durante os estágios de preparação. Isto representa 7,7% das amostras totais, sendo que 67% dessas amostras referem-se unicamente ao sub-bloco 764/1712A, por razões explicitadas mais adiante.

As estatísticas para os teores de ouro foram recalculadas e os resultados são apresentados na tabela 5.4. Vale reafirmar que todos os cálculos a partir deste ponto referem-se aos teores médios ponderados pelas profundidades dos furos amostrados.

Tabela 5.4 – Estatísticas para os teores de Au (amostras confiáveis).

sub-bloco	origem dos dados	teor médio (g/t)	média do erro m(SE)	variância do erro s^2 (SE)	erro (%) estimativa (ref/krig)	erro (%) estimativa (ref/brit)
1210D	pá	0,355	-0,041	0,010	12,4	
1212A	pá	0,659	0,157	0,060	50,7	
	amostrador	0,612	0,146	0,083	40,0	
1210B	pá	1,133	1,070	9,074	149,6	68,4
	amostrador	0,681	0,107	0,051	49,9	1,1
	britagem	0,673			48,3	
1210C	pá	0,504	-0,098	0,135	11,9	3,8
	amostrador	0,548	0,046	0,027	4,3	4,6
	britagem	0,524			8,4	
1712A	pá	0,516	-0,043	0,054	10,7	2,5
	amostrador	0,583	0,009	0,083	25,1	15,9
	ROC D7	0,411			11,8	18,3
	britagem	0,503			8,0	
2624B	amostrador	0,386	-0,001	0,044	21,9	6,5
	ROC D7	0,401	-0,015	0,032	26,4	10,5
	britagem	0,363			14,5	

5.1.2.2 Outliers

Os valores de teor das amostras distribuem-se em torno da média de maneiras diferentes, entretanto, em gráficos característicos da dispersão dos valores ao longo da reta que representa a média das amostras, notam-se pontos que fogem da faixa delimitada por esta reta e seus desvios. Os pontos excessivamente fora desta faixa são chamados de *outliers*, ou pontos fora da curva e, em certos casos, podem representar os valores resultantes de algum tipo de erro, seja na etapa de amostragem, de preparação ou de análise química.

Os gráficos apresentados nas figuras 5.1 a 5.6 mostram, para cada sub-bloco, a dispersão dos teores das amostras ao longo da faixa caracterizada pela reta do teor médio mais ou menos duas vezes o desvio padrão correspondente. Foram considerados *outliers* todos os pontos fora desta faixa. Este critério foi aplicado para cada sub-bloco e cada método de amostragem, e os teores médios de ouro foram novamente calculados excluindo-se os *outliers*.

Vale ressaltar que os gráficos a seguir foram construídos com base nas amostras confiáveis, ou seja, já tendo sido excluídas as 36 amostras consideradas incorretas durante os trabalhos de campo. Para os casos em que a média menos o desvio padrão resultou em valor negativo, o limite inferior não foi apresentado no gráfico.

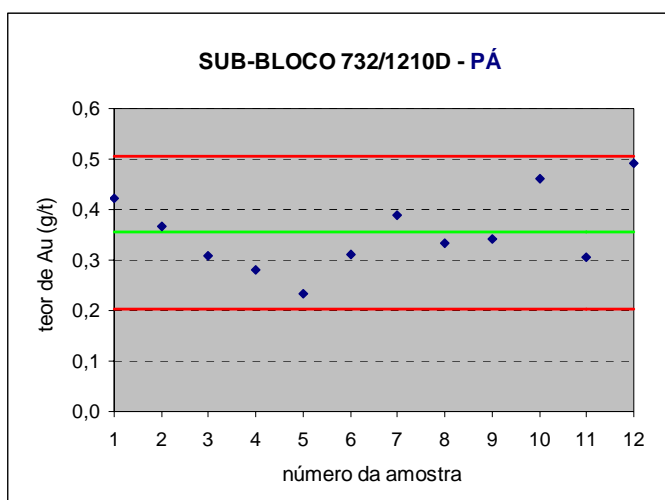


Figura 5.1 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 732/1210D.

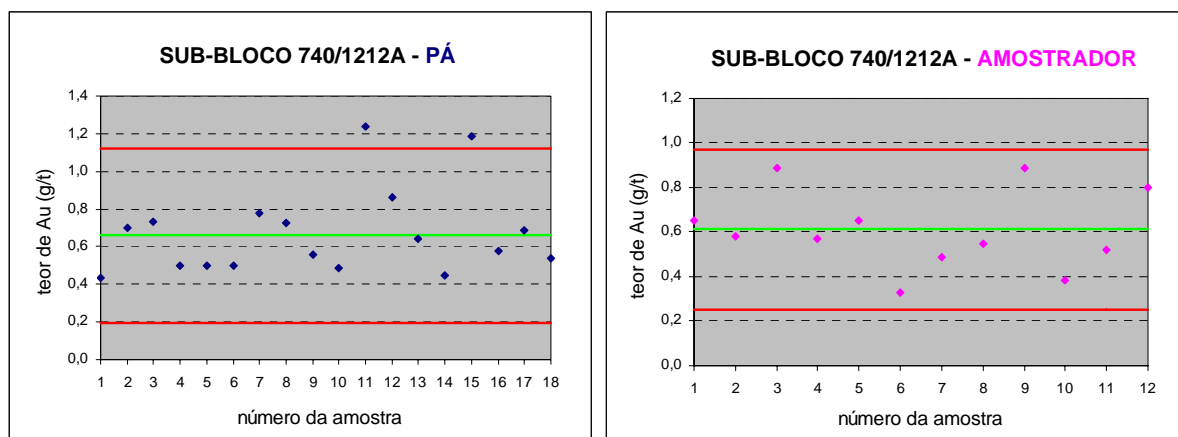


Figura 5.2 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 740/1212A.

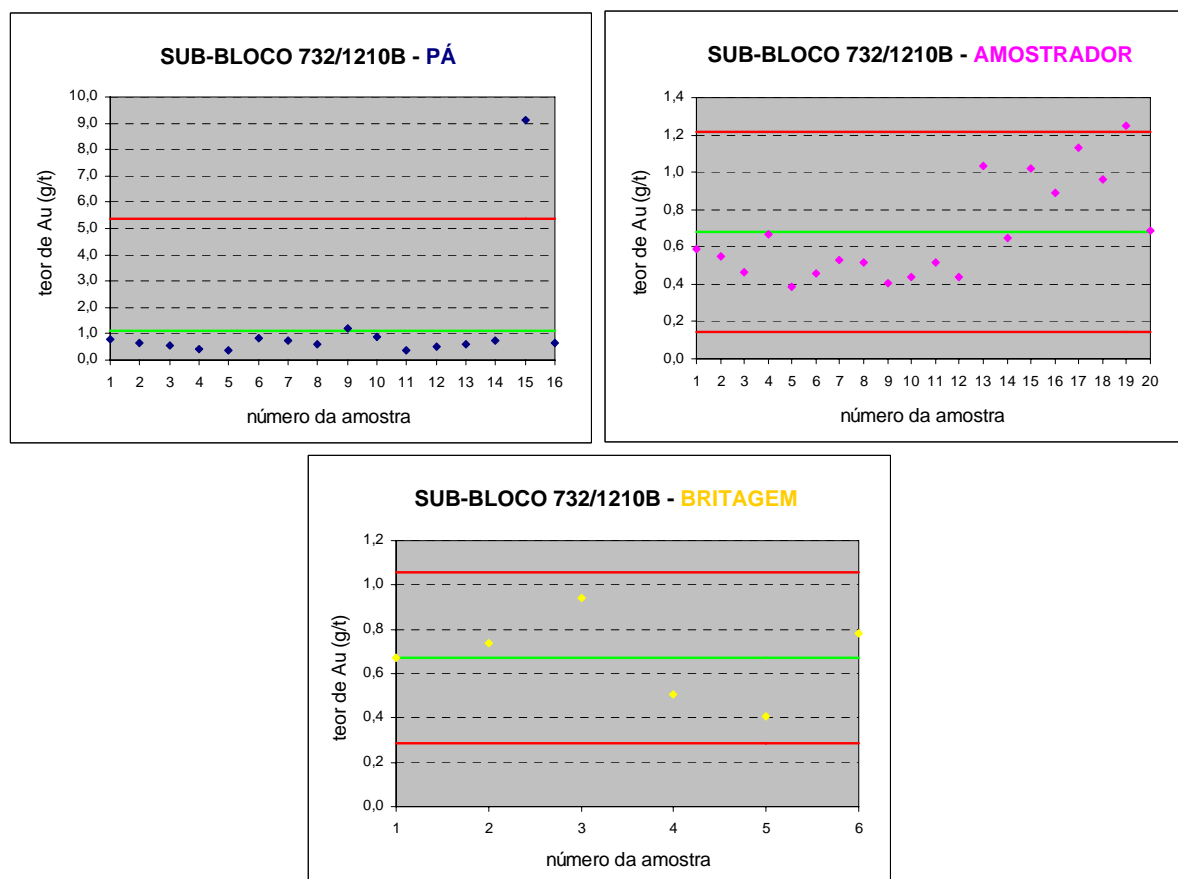


Figura 5.3 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 732/1210B.

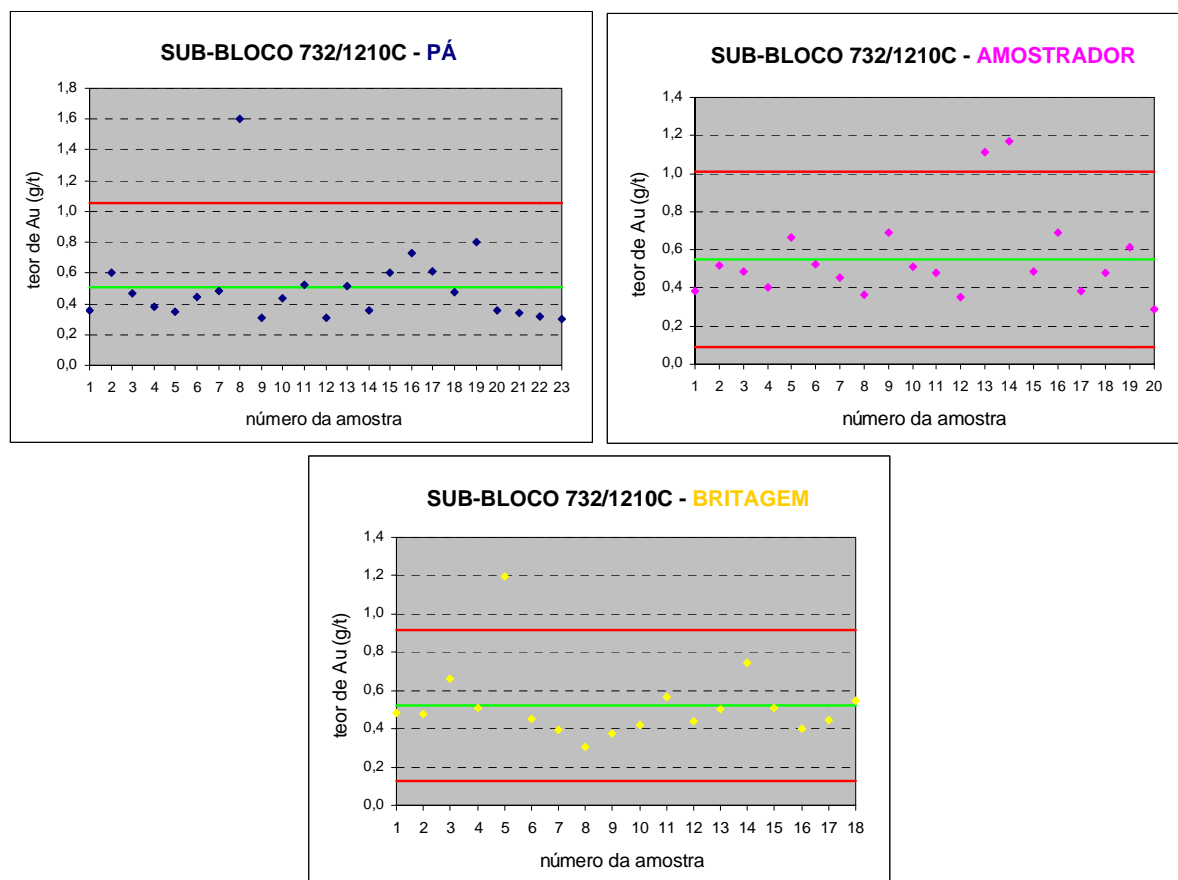


Figura 5.4 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 732/1210C.

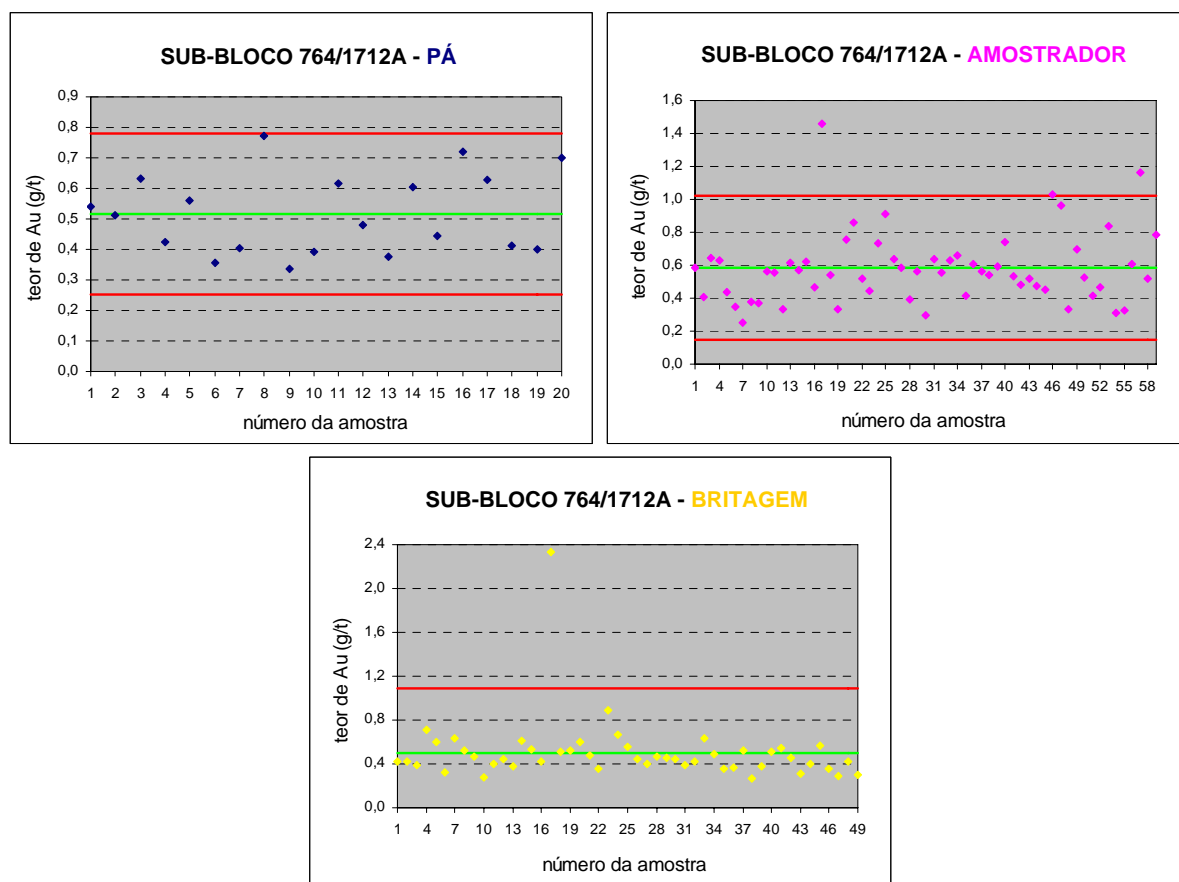


Figura 5.5 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 764/1712A.

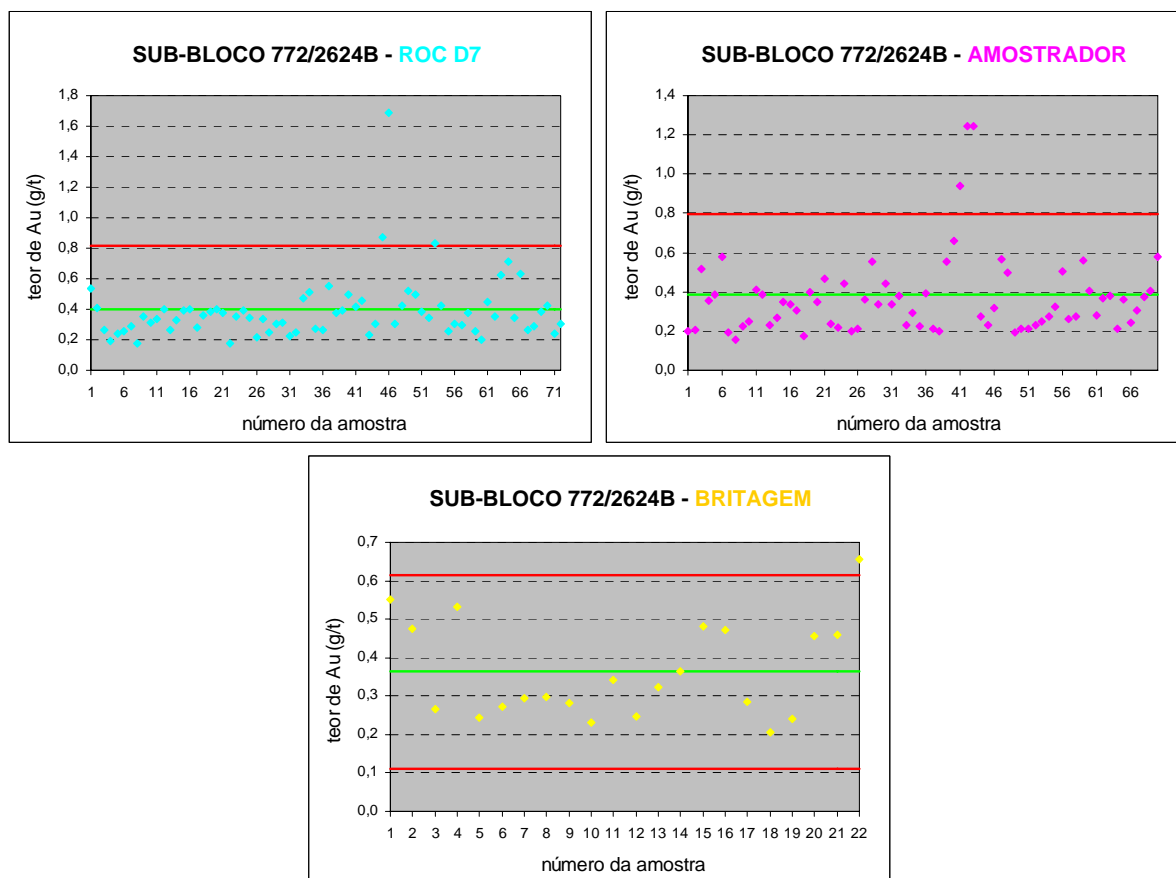


Figura 5.6 – Dispersão dos teores das amostras do sub-bloco 772/2624B.

Das 480 amostras analisadas, 19 no total foram excluídas como *outliers*, o que representou 4% das amostras. As estatísticas para os teores de ouro foram recalculadas e os resultados são apresentados na tabela 5.5.

Tabela 5.5 – Estatísticas para os teores de Au (amostras confiáveis – *outliers*).

sub-bloco	origem dos dados	teor médio (g/t)	média do erro m(SE)	variância do erro s^2 (SE)	erro (%) estimativa (ref/krig)	erro (%) estimativa (ref/brit)
1210D	pá	0,355	-0,041	0,010	12,4	
1212A	pá	0,603	0,061	0,027	38,1	
	amostrador	0,612	0,146	0,083	40,0	
1210B	pá	0,644	0,009	0,068	42,0	4,2
	amostrador	0,649	0,055	0,028	43,0	3,5
	britagem	0,673			48,3	
1210C	pá	0,457	0,004	0,023	20,1	5,6
	amostrador	0,489	0,058	0,029	14,5	1,1
	britagem	0,484			15,4	
1712A	pá	0,516	-0,043	0,054	10,7	10,9
	amostrador	0,547	-0,007	0,047	17,5	17,7
	ROC D7	0,411			11,8	11,7
	britagem	0,465			0,2	
2624B	amostrador	0,352	-0,021	0,013	11,1	0,96
	ROC D7	0,376	-0,004	0,009	18,7	7,9
	britagem	0,349			10,0	

Para efeito de comparação entre as estatísticas, a tabela 5.6 resume os dados das tabelas anteriores. As estatísticas para os dados confiáveis estão apresentadas nas colunas DC, e as estatísticas para os dados confiáveis menos os *outliers* estão apresentadas nas colunas DC-O. A tabela apresenta:

1. Denominação do sub-bloco.
2. Origem dos dados utilizados nos cálculos.
3. Média dos teores de Au para cada tipo de amostragem (em g/t).
4. Média do erro de amostragem (entre as amostras AM I e AM II).
5. Variância do erro de amostragem (entre as amostras AM I e AM II).
6. Erro de estimativa relativo ao teor médio obtido na britagem (em %).

Tabela 5.6 – Comparação das estatísticas incluindo ou não os *outliers*.

sub-bloco	origem dos dados	teor médio		média do erro		var. do erro		erro est.(ref/brit)	
		DC	DC-O	DC	DC-O	DC	DC-O	DC	DC-O
1210D	pá	0,355	0,355	-0,041	-0,041	0,010	0,010		
1212A	pá	0,659	0,603	0,157	0,061	0,060	0,027		
	amostrador	0,612	0,612	0,146	0,146	0,083	0,083		
1210B	pá	1,133	0,644	1,070	0,009	9,074	0,068	68,4	4,2
	amostrador	0,681	0,649	0,107	0,055	0,051	0,028	1,1	3,5
	britagem	0,673	0,673						
1210C	pá	0,504	0,457	-0,098	0,004	0,135	0,023	3,8	5,6
	amostrador	0,548	0,489	0,046	0,058	0,027	0,029	4,6	1,1
	britagem	0,524	0,484						
1712A	pá	0,516	0,516	-0,043	-0,043	0,054	0,054	2,5	10,9
	amostrador	0,583	0,547	0,009	-0,007	0,083	0,047	15,9	17,7
	ROC D7	0,411	0,411					18,3	11,7
	britagem	0,503	0,465						
2624B	amostrador	0,386	0,352	-0,001	-0,021	0,044	0,013	6,5	0,96
	ROC D7	0,401	0,376	-0,015	-0,004	0,032	0,009	10,5	7,9
	britagem	0,363	0,349						

A tabela anterior mostra que a exclusão dos *outliers* faz com que a maioria dos valores de média e variância do erro diminui, aumentando, portanto, acurácia e precisão. Entretanto, deve ficar claro que a estatística clássica não pode avaliar adequadamente quais são os valores que realmente representam *outliers* e quais valores representam uma região de minério mais rico, visto que ela considera os teores como variáveis aleatórias.

Analisando os gráficos da figura 5.6 e comparando-os com a figura 4.16, percebemos que quatro dos valores considerados *outliers* para esse sub-bloco equivalem a furos de desmonte adjacentes (46, 51, 52 e 57), delimitando uma região do sub-bloco que provavelmente apresenta um teor de Au mais elevado. Do mesmo modo, o segundo gráfico da figura 5.3 (valores para o amostrador) mostra uma nítida tendência de aumento de teor de Au conforme se avança nas linhas de detonação e, portanto, a amostra número 19 não necessariamente representa um *outlier*. (Vale observar que o número da amostra no gráfico não é o mesmo da identificação da amostra no campo, mas ambos seguem uma ordem crescente com a linha de detonação.)

Outra verificação que deve ser feita é a dos valores das alíquotas enviadas à análise química. Sendo o teor de ouro de cada amostra uma média ponderada de três alíquotas, caso uma alíquota apresente um valor excepcionalmente maior que os das outras, a média das três pode não refletir a média da amostra. Segundo relatório emitido por François-Bongarçon (2005), esta etapa não contém erros significativos e permanece dentro dos limites de

tolerância aceitos pela indústria. Entretanto, é importante verificar as alíquotas classificadas como *outliers*. O ouro possui suas peculiaridades no que diz respeito à amostragem e, principalmente, aos processos de divisão de amostras. O conteúdo de ouro de uma sub-amostra analítica pode ser completamente diferente do conteúdo de ouro da amostra inicial, pois a densidade do ouro é elevadíssima (varia de 15,5 a 19,3 g/cm³), promovendo uma forte segregação entre as partículas.

Pelos motivos expostos anteriormente, fica claro que a estatística clássica deve ser utilizada com precaução. Na maioria dos casos, a análise geoestatística é imprescindível para a tomada de decisões fundamentadas. O item a seguir apresenta o tratamento geoestatístico dos resultados da amostragem.

5.2 GEOESTATÍSTICA

A análise geoestatística foi dividida em duas partes: a análise da dispersão dos teores na lavra e a análise variográfica dos teores na britagem. A segunda etapa introduz os conceitos dos erros de amostragem, apresentados em seguida.

5.2.1 Lavra

5.2.1.1 Análise de Dispersão dos Teores

O primeiro passo foi avaliar a dispersão espacial dos teores nos sub-blocos amostrados. Como discutido anteriormente, os critérios de exclusão de valores para os cálculos de reconciliação somente são válidos após uma análise crítica de cada caso em particular. Portanto, foram construídos dois modelos krigados para cada sub-bloco, utilizando os teores das amostras com e sem os *outliers*. Esta comparação permitiu analisar cada valor de acordo com sua posição espacial.

As figuras 5.7 a 5.12 mostram os sub-blocos krigados (modelo de variograma linear), incluindo o teor e a posição de cada amostra considerada nos cálculos. A área externa das figuras representa a área total do sub-bloco, indicando as coordenadas norte e leste. Vale ressaltar que os valores apresentados nos gráficos referem-se à média entre as amostras AM I

e AM II para cada furo. Portanto, como os valores dos *outliers* são individuais (AM I ou AM II) na maior parte dos casos, nem sempre a exclusão de um *outlier* significou a exclusão do valor para aquele ponto. (O sub-bloco 1210D não apresentou *outliers*.)

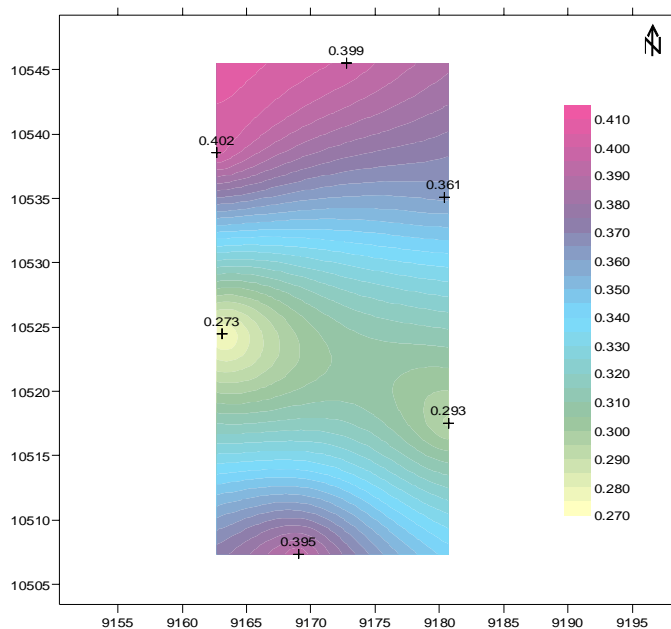


Figura 5.7 – Sub-bloco 1210D.

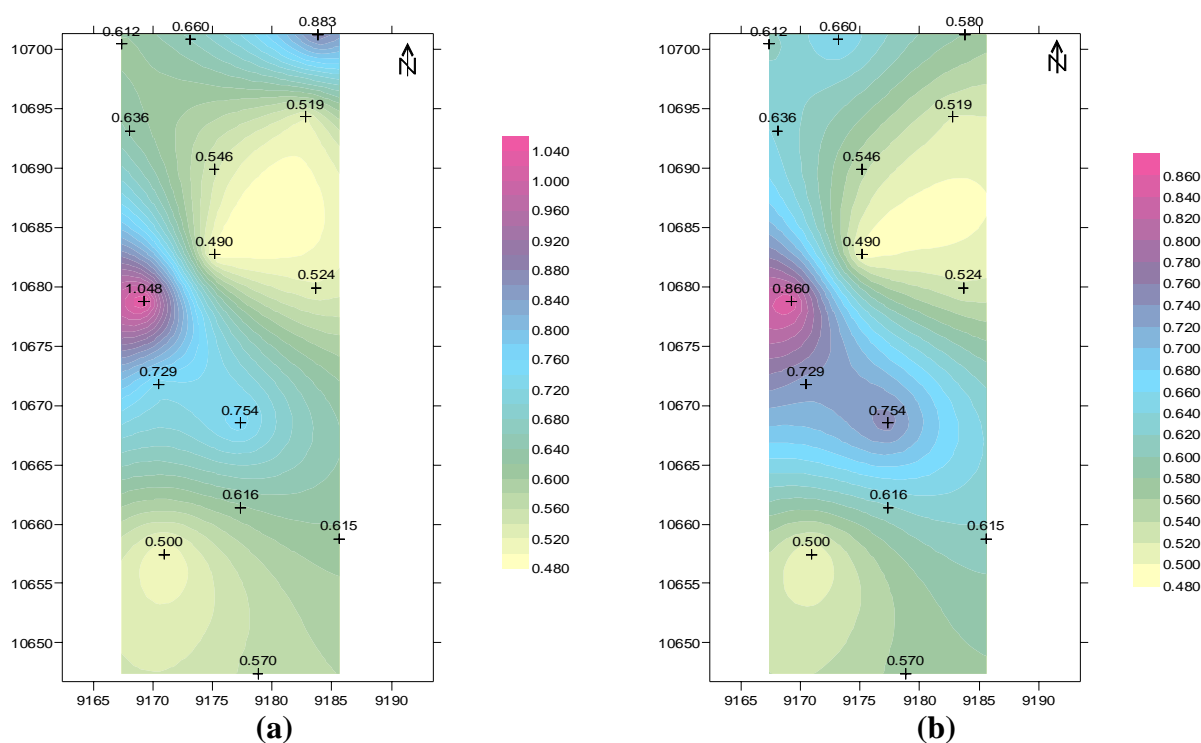


Figura 5.8 – Sub-bloco 1212A: (a) outliers incluídos e (b) outliers excluídos.

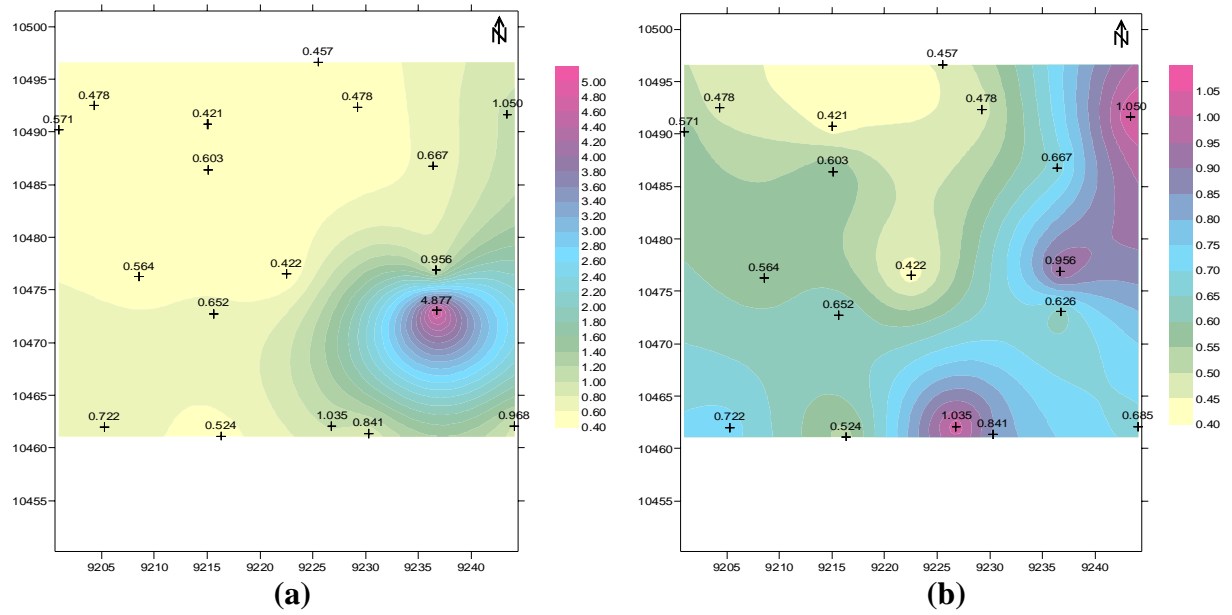


Figura 5.9 – Sub-bloco 1210B: (a) *outliers* incluídos e (b) *outliers* excluídos.

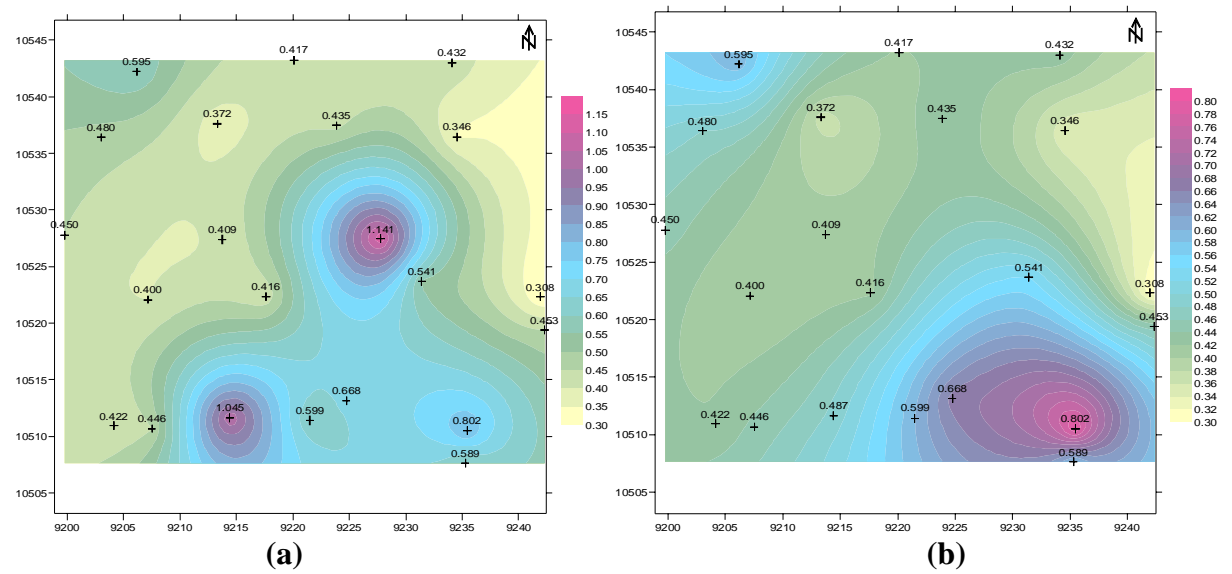


Figura 5.10 – Sub-bloco 1210C: (a) *outliers* incluídos e (b) *outliers* excluídos.

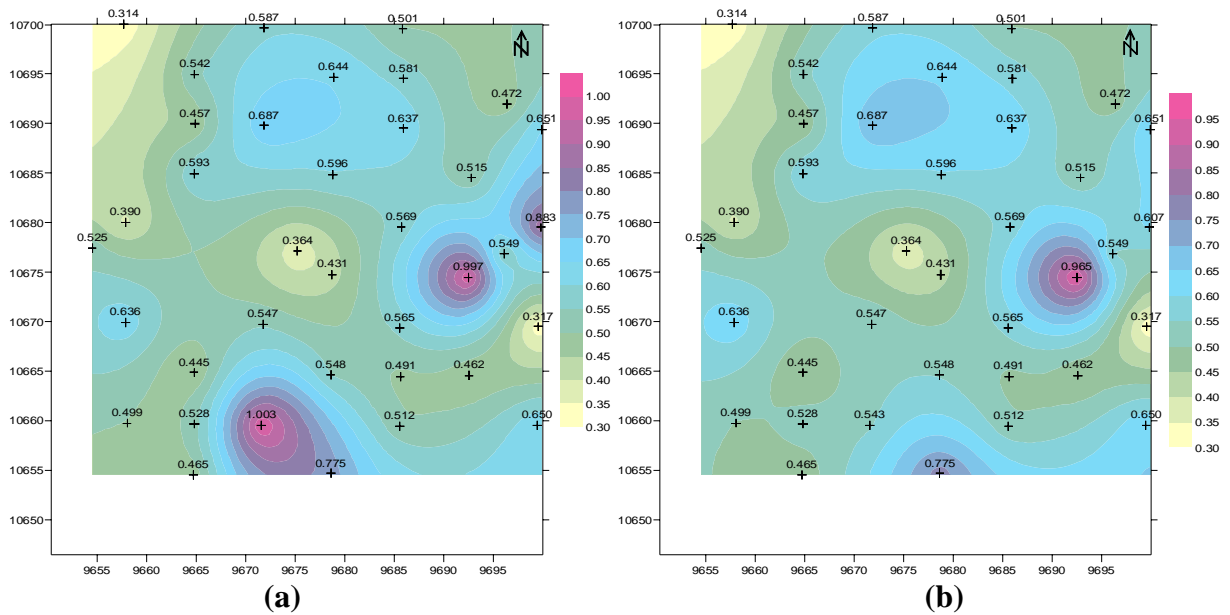


Figura 5.11 – Sub-bloco 1712A: (a) outliers incluídos e (b) outliers excluídos.

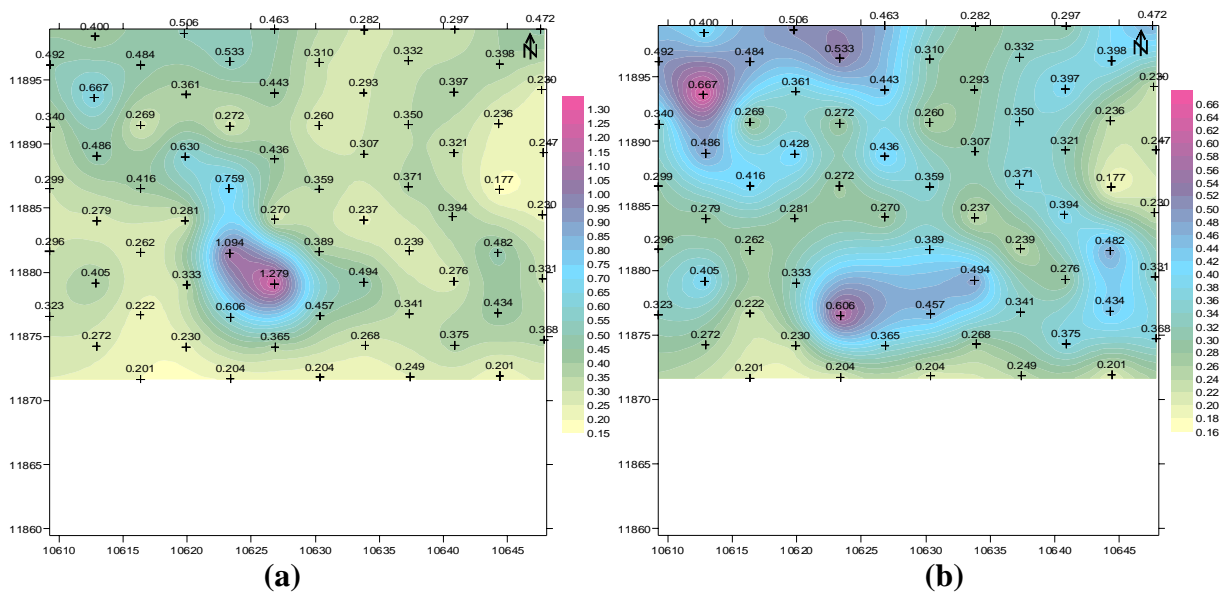


Figura 5.12 – Sub-bloco 2624B: (a) outliers incluídos e (b) outliers excluídos.

As figuras apresentadas permitem fazer uma análise crítica de cada ponto, comparando seu teor com o dos pontos adjacentes e analisando a tendência geral do sub-bloco. Elas ilustram as direções principais de variação de teor e a relação espacial entre as amostras, auxiliando na análise variográfica dos dados.

As figuras 5.13 e 5.14 apresentam os variogramas experimentais referentes aos dois últimos sub-blocos (foram utilizados os teores de todas as amostras). Os números ao lado de cada ponto representam os números de pares de valores utilizados no cálculo daquele ponto.

Os modelos de variograma apresentados são ilustrativos. Não é objetivo do trabalho detalhar esta análise variográfica, mas mostrar que as amostras têm uma correlação espacial e, portanto, em se tratando de variáveis regionalizadas, é sempre prudente realizar uma análise geoestatística complementar à análise estatística.

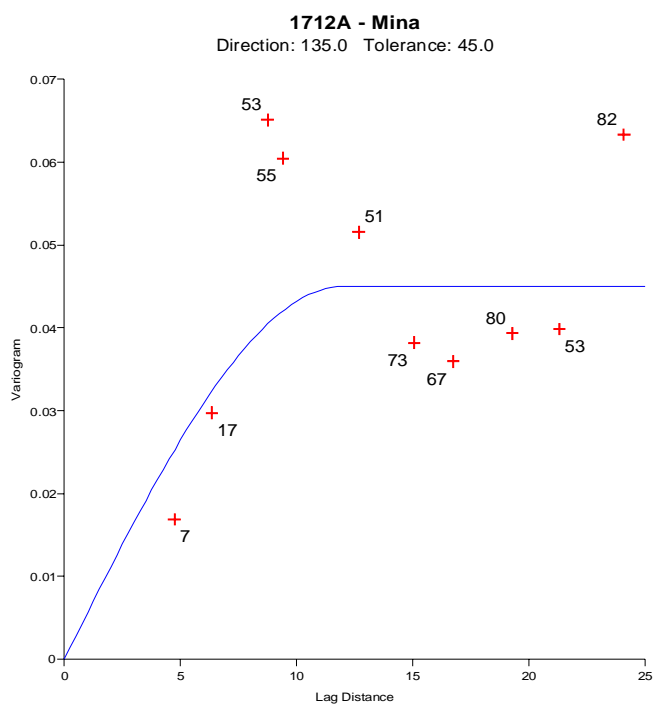


Figura 5.13 – Variograma para o sub-bloco 1712A, direção 135°.

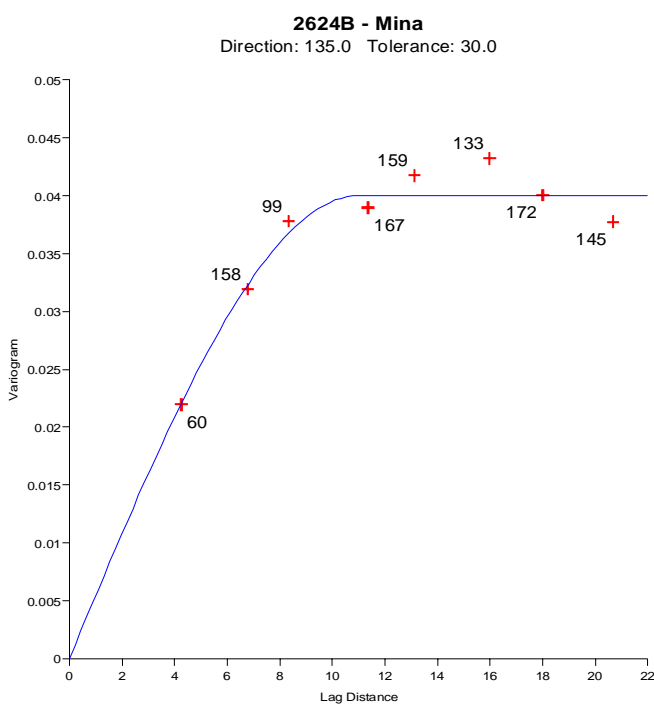


Figura 5.14 – Variograma para o sub-bloco 2624B, direção 135°.

5.2.1.2 Análise dos *Outliers*

O passo seguinte foi analisar, individualmente, cada ponto considerado *outlier* nas figuras 5.1 a 5.6 com base em sua posição no sub-bloco (figuras 5.7 a 5.12). Alguns *outliers* são facilmente distinguíveis (figura 5.9a), mas outros necessitam de uma análise mais detalhada. É o caso da figura 5.11, onde os valores mais altos da figura (a) provavelmente representam uma região mais rica do sub-bloco e não *outliers*. Portanto, para cada um desses pontos, foram verificados os valores individuais das três alíquotas enviadas à análise química. Devido à forte segregação entre as partículas, é possível que uma sub-amostra analítica apresente um valor muito elevado de Au, o que acaba mascarando o valor real da amostra. Neste caso, somente o valor desta sub-amostra foi desconsiderado.

Com este procedimento, dos 19 pontos considerados *outliers* pelo critério estatístico (média da amostra mais ou menos duas vezes o desvio), somente 3 foram realmente excluídos para os cálculos de reconciliação. E, portanto, entre amostras não-confiáveis e *outliers*, um total de 40 (das 480 amostras) foi excluído dos cálculos estatísticos, o que representou 8,3% do total de amostras coletadas. A tabela seguinte re-apresenta a tabela 5.6 com os valores dos *outliers* corrigidos.

Tabela 5.7 – Comparação das estatísticas considerando os valores corrigidos de *outliers*.

sub-bloco	origem dos dados	teor médio		média do erro		var. do erro		erro est.(ref/brit)	
		DC	DC-O	DC	DC-O	DC	DC-O	DC	DC-O
1210D	pá	0,355	0,355	-0,041	-0,041	0,010	0,010		
1212A	pá	0,659	0,628	0,157	0,079	0,060	0,022		
	amostrador	0,612	0,612	0,146	0,146	0,083	0,083		
1210B	pá	1,133	0,644	1,070	0,009	9,074	0,068	68,4	4,2
	amostrador	0,681	0,649	0,107	0,046	0,051	0,025	1,1	3,5
	britagem	0,673	0,673						
1210C	pá	0,504	0,457	-0,098	0,004	0,135	0,023	3,8	12,8
	amostrador	0,548	0,548	0,046	0,046	0,027	0,027	4,6	4,6
	britagem	0,524	0,524						
1712A	pá	0,516	0,516	-0,043	-0,043	0,054	0,054	2,5	9,5
	amostrador	0,583	0,578	0,009	-0,002	0,083	0,066	15,9	22,7
	ROC D7	0,411	0,411					18,3	12,8
	britagem	0,503	0,471						
2624B	amostrador	0,386	0,369	-0,001	-0,025	0,044	0,013	6,5	1,7
	ROC D7	0,401	0,397	-0,015	-0,003	0,032	0,018	10,5	9,4
	britagem	0,363	0,363						

A tabela apresentada resumiu as estatísticas realizadas para os valores da lavra, após avaliação geoestatística dos mesmos. Esses resultados serão utilizados nos itens de comparação entre as práticas de reconciliação e de prognosticação.

5.2.2 Britagem

Quando afirmamos que uma amostra ou um método de amostragem é mais confiável que outro, devemos atentar para o significado de ‘confiabilidade’, já exposto anteriormente. A confiabilidade está relacionada à representatividade dos dados, que inclui sua acurácia e reprodutibilidade (ou precisão). Ao compararmos os valores obtidos na amostragem da lavra com os valores da britagem, e dizermos que esta comparação representa o erro de estimativa de teor do sub-bloco, estamos, indiretamente, dizendo que a amostragem na britagem é mais confiável. Mas, para que esta afirmação seja fundamentada, precisamos quantificar os erros envolvidos na amostragem, o qual não deve simplesmente ser caracterizado pelas variâncias e desvios calculados pela estatística clássica.

O procedimento apresentado a seguir, baseado em Gy (1998), objetiva quantificar o erro cometido ao se extraírem amostras de um transportador de correia, e utiliza a função variograma para desenvolver outras funções necessárias à estimativa desses erros.

5.2.2.1 Análise Variográfica

Ao coletarmos amostras, ou incrementos amostrais, ao longo de um transportador de correia a intervalos de tempo definidos, estamos cometendo um erro unidimensional denominado ‘erro de integração’ (**CE** ou **IE**). Este erro depende da heterogeneidade do minério e da variabilidade existente entre as partículas do lote, e pode ser definido como a diferença entre o teor real do lote e o teor da amostra coletada em determinado intervalo de tempo (Grigorieff, Costa & Koppe, 2005).

Após a coleta dos incrementos amostrais, influenciados pelo erro de integração, cada incremento é considerado uma amostra zero-dimensional, que é então influenciada pelo erro fundamental (**FE**) e pelo erro de segregação e grupamento (**GE**). As variâncias desses erros podem ser somadas, resultando na variância total do erro de amostragem.

5.2.2.1.1 O Variograma

Para se medir a precisão de uma amostragem, deve-se medir a variabilidade das amostras em torno da média do lote do qual elas foram retiradas. Esta medida é geralmente expressa como a variância do erro de amostragem. O procedimento apresentado a seguir objetiva estimar esta variância, contando com a ajuda de uma ferramenta geoestatística muito poderosa: o variograma.

O variograma é uma função do tempo existente entre dois pontos localizados sobre um eixo e permite caracterizar a heterogeneidade unidimensional de dados cronologicamente ordenados. Quando as massas dos incrementos coletados não apresentam variações maiores que 20%, podemos assumir que o variograma dos teores t_q é praticamente o mesmo variograma das heterogeneidades h_q (Gy, 1998). O desenvolvimento a seguir baseia-se nos teores dos incrementos, cujas massas não apresentaram grandes variações (todas referentes a um metro de amostra do transportador de correia).

O primeiro passo, após determinação dos teores das amostras, é calcular o variograma experimental, cuja função é definida por:

$$v(j) = \frac{1}{2N} \sum_q (t_{q+j} - t_q)^2 \quad (5.1)$$

onde j é o intervalo de tempo que separa dois incrementos, $v(j)$ é a função variograma para o intervalo de tempo j , t_q é o teor do incremento q e t_{q+j} é o teor do incremento separado por j do incremento q . Note-se que existem diversos pares de valores separados por j e, portanto, N representa a quantidade desses pares.

A variável j merece maior detalhamento. Para facilitar o entendimento e o uso do variograma experimental, é comum expressar o intervalo de tempo entre coletas de dois incrementos por um número adimensional, aqui definido por j . Este número é calculado dividindo-se um dado intervalo de tempo θ pelo intervalo de tempo mínimo entre coletas de dois incrementos θ_{\min} , e é chamado de *lag*, ou intervalo de tempo que separa dois incrementos:

$$j = \frac{\theta}{\theta_{\min}} \quad (5.2)$$

Portanto, o limite inferior $j = 1$ é o intervalo de tempo básico, ou unidade básica, do variograma.

O próximo passo é estimar o valor de $v(0)$, também chamado de ‘efeito pepita’ e que, na realidade, é a soma de todos os seguintes componentes:

- Variância do erro fundamental **FE** gerado durante a extração dos incrementos.
- Variância do erro de segregação e grupamento **GE** gerado durante a extração.
- Variância de todos os outros componentes do erro de amostragem.
- Variância dos erros gerados durante a redução de massa das amostras até a massa enviada às análises químicas.
- Variância do erro analítico **AE**.

Conforme observou Gy (1998), não estamos lidando com teores reais (sempre desconhecidos), mas com estimativas de teor provenientes de processos de seleção, preparação e análise. Todos os erros gerados durante esses processos estão contidos no valor $v(0)$ do variograma.

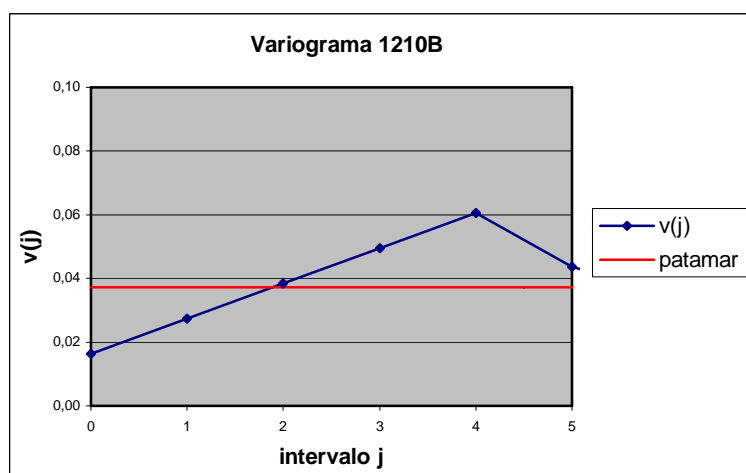
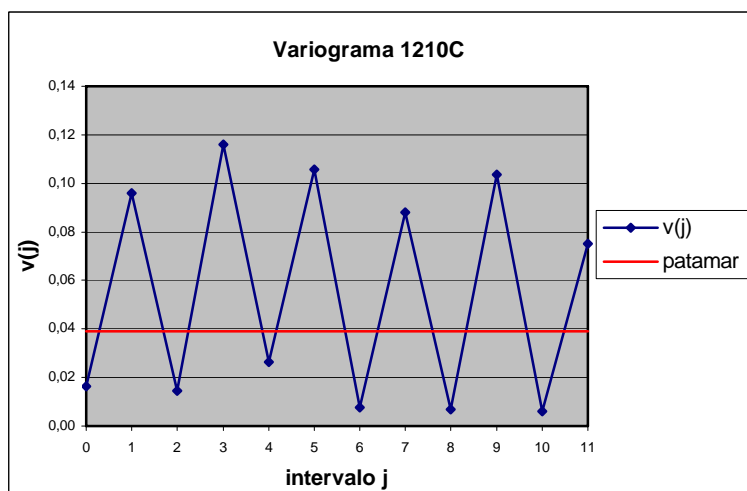
Existem diversos métodos para se estimar o valor de $v(0)$, sendo o mais simples deles a extrapolação dos valores $v(1)$, $v(2)$ e $v(3)$ para zero. Quando os primeiros pontos do variograma não apresentam um comportamento regular, deve-se utilizar outro método de estimativa. Nestes casos, utilizou-se o método de duplicata das amostras e cálculo da variância das diferenças entre seus teores. Como de cada amostra foram retiradas três alíquotas para análise de ouro, foi possível aplicar este método de estimativa de $v(0)$. Gy (1998) afirma que a variância desta população de diferenças é um excelente estimador de $2v(0)$. É importante esclarecer que, em se tratando de diferenças entre dois valores, cada valor representa um estimador de variância, e por isto a variância da população de diferenças é um estimador de $2v(0)$ e não de $v(0)$. Este mesmo motivo se aplica à construção dos semi-variogramas, e uma explicação mais detalhada pode ser encontrada em Gy (1998).

A tabela 5.8 mostra os valores de $v(0)$ calculados por extrapolação e por duplicata de amostras. Para os sub-blocos que apresentaram comportamento regular próximo à origem, foi calculado $v(0)$ por extrapolação e por duplicata de amostras, cujos resultados mostraram-se semelhantes, confirmando a afirmação de Gy. (Para a construção do variograma, o valor considerado foi o referente à extrapolação.)

Tabela 5.8 – Estimativas de $v(0)$ para cada sub-bloco.

sub-bloco	$v(0)$ duplicata	$v(0)$ extrapolação
1210B	0,0173	0,0163
1210C	0,0163	-
1712A	0,0161	-
2624B	0,0063	0,0071

As figuras 5.15 a 5.18 mostram os variogramas experimentais calculados para os quatro sub-blocos amostrados na britagem. A linha horizontal vermelha é chamada de ‘patamar’ e caracteriza a heterogeneidade global dos dados. Esta linha representa a variância estatística dos dados e pode ser vista como o modelo de um variograma cujos valores não são correlacionados. O variograma $v(j)$, por sua vez (curva em azul), caracteriza a heterogeneidade sequencial dos dados.

**Figura 5.15 – Variograma para o sub-bloco 1210B.****Figura 5.16 – Variograma para o sub-bloco 1210C.**

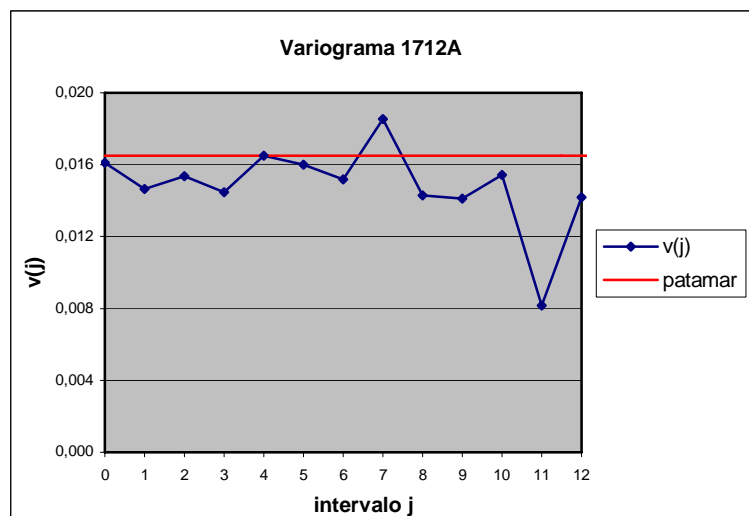


Figura 5.17 – Variograma para o sub-bloco 1712A.

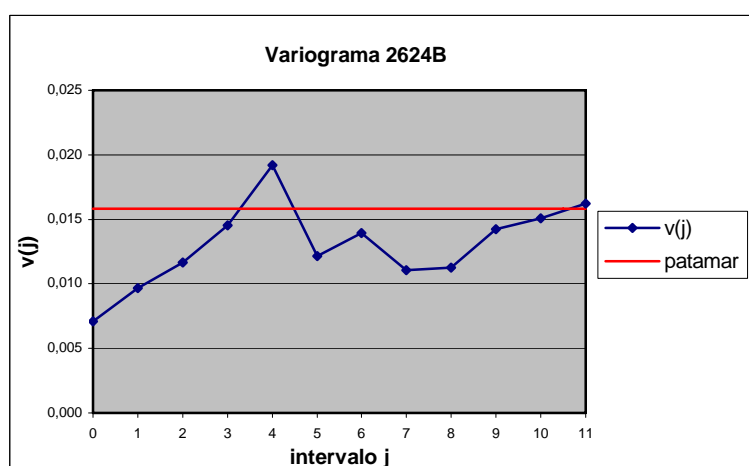


Figura 5.18 – Variograma para o sub-bloco 2624B.

Como se pode notar, os únicos variogramas que apresentaram correlação entre as amostras foram os referentes aos sub-blocos 1210B e 2624B, cujas unidades de tempo básicas ($j = 1$) foram 20 e 30 minutos, respectivamente. Os outros dois variogramas, cujas unidades de tempo básicas foram de uma hora, não indicaram correlação temporal entre as amostras. Este efeito é chamado de ‘efeito pepita puro’ e apresenta um comportamento típico de variáveis aleatórias independentes.

Visto que o sub-bloco 1210B não foi amostrado exhaustivamente, tendo sido coletadas apenas seis amostras durante um intervalo de tempo total de duas horas, a análise do erro de integração será demonstrada apenas para o sub-bloco 2624B. Os resultados e análises para todos os sub-blocos são apresentados no final desta seção.

5.2.2.1.2 As Funções Auxiliares e a Função de Geração de Erros

As variâncias de amostragem podem ser estimadas a partir de quatro funções auxiliares do variograma e por uma função de geração de erros. As funções auxiliares são representadas por:

- **S(j)**: integral simples do variograma,
- **w(j)**: o valor médio de **S(j)**,
- **S'(j)**: integral dupla do variograma,
- **w'(j)**: valor médio de **S'(j)**.

Considerando uma amostragem sistemática, com intervalos de tempo regulares entre coletas de incrementos, as funções auxiliares podem ser escritas como:

$$S(j) = \int_0^j v(j')dj' \quad (5.3)$$

$$w(j) = \frac{1}{j}S(j) \quad (5.4)$$

$$S'(j) = \frac{1}{j} \int_0^j dj' \int_0^{j'} v(j'')dj'' \quad (5.5)$$

$$w'(j) = \frac{1}{j}S'(j) \quad (5.6)$$

E a função de geração de erros, **W(j)**, é representada por:

$$W(j) = 2w(j/2) - w'(j) \quad (5.7)$$

5.2.2.1.3 Estimativa Ponto-a-Ponto da Integral

Existem dois métodos para o cálculo das funções auxiliares:

1. Modelagem do variograma, ajustando-o a uma expressão algébrica.
2. Cálculo ponto-a-ponto das funções auxiliares e das funções de geração de erros.

O segundo método, recomendado por Gy (1998), foi o método utilizado neste trabalho. É um método comprovadamente superior à modelagem algébrica, e ainda permite o cálculo de integrais simples e duplas de um modo muito mais simples e rápido. A técnica de estimativa das funções auxiliares baseia-se na estimativa ponto-a-ponto de uma integral e admite as seguintes hipóteses:

1. O variograma passa por todos os pontos experimentais $\mathbf{v(j)}$ e pelo valor estimado de $\mathbf{v(0)}$.
2. O variograma consiste de linhas retas que conectam seus pontos (como os apresentados nas figuras do item anterior).

Levando-se em consideração essas duas hipóteses, a integral de $\mathbf{v(j)}$ é igual à área formada pelas linhas que unem os pontos $\mathbf{v(j)}$ e o eixo das abscissas. Geometricamente comprova-se que esta área é igual à área formada pelos retângulos apresentados na figura 5.19, onde $\mathbf{T_0}$ representa o intervalo de tempo básico do variograma.

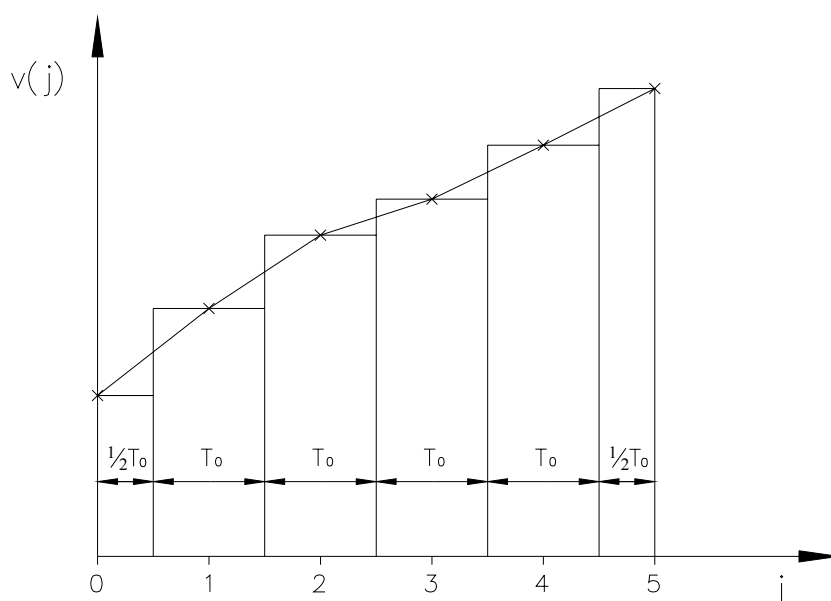


Figura 5.19 – Estimativa ponto-a-ponto de uma integral.

Portanto, os valores de $S(j)$ e $S'(j)$ podem ser re-escritos como:

$$S(j) = S(j-1) + \frac{1}{2}v(j-1) + \frac{1}{2}v(j) \quad (5.8)$$

$$S'(j) = S'(j-1) + \frac{1}{2}S(j-1) + \frac{1}{2}S(j) \quad (5.9)$$

Para o cálculo da função auxiliar $w(j/2)$ da equação 5.7 é necessário calcular o valor do variograma para intervalos de tempo não inteiros. Nesses intervalos, os valores de $v(j)$ foram estimados por interpolação linear. Portanto, $w(j/2)$ vale:

$$2w(j/2) = 2w(j_0), \text{ se } j \text{ é par e } j = 2j_0 \quad (5.10)$$

$$2w(j/2) = \frac{2S(j_0+0,5)}{(j_0+0,5)}, \text{ se } j \text{ é ímpar e } j = 2j_0+1 \quad (5.11)$$

Finalmente, a equação de $S(j)$ quando j é um número não inteiro fica:

$$S(j_0+0,5) = S(j_0) + \frac{1}{4}v(j_0) + \frac{1}{4}v(j_0+1), \text{ para } j = 2j_0+1 \quad (5.12)$$

Tendo sido definidas as funções auxiliares e as funções de geração de erros, pode-se calcular as variâncias do erro de integração.

5.2.2.1.4 A Variância do Erro de Integração

Admitindo Q como o número total de incrementos coletados para um dado intervalo de tempo j , a variância de integração pode ser definida como:

$$s^2(IE) = \frac{W(j)}{Q} \quad (5.13)$$

A tabela a seguir apresenta, para o sub-bloco 2624B, os resultados dos cálculos das variâncias do erro de integração para cada intervalo de tempo j considerado. Multiplicando-se o valor de j pelo intervalo mínimo entre coletas de amostras (neste caso 30 minutos), tem-se o valor do intervalo de tempo considerado para os cálculos de variância. A última coluna representa o intervalo de 95% de confiança – representado por $\pm 2s(\text{IE})$ – assumindo que os erros apresentam distribuição normal.

Tabela 5.9 – Cálculo das variâncias do erro de integração para cada intervalo de tempo.

j	$v(j)$	$S(j)$	$w(j)$	$S'(j)$	$w'(j)$	$2w(j/2)$	$W(j)$	Q	$s^2(\text{IE})$	$s(\text{IE})$	S_{st} 95%
0	0,0071	0,0000	0,0071	0,0000	0,0071	0,0142	-	-	-	-	-
0,5	0,0084	0,0039	0,0077								
1	0,0097	0,0084	0,0084	0,0042	0,0084	0,0155	0,0071	19	0,00037	0,0193	0,0387
1,5	0,0107	0,0135	0,0090								
2	0,0117	0,0191	0,0095	0,0179	0,0090	0,0168	0,0078	18	0,00043	0,0209	0,0417
2,5	0,0131	0,0253	0,0101								
3	0,0145	0,0322	0,0107	0,0436	0,0097	0,0180	0,0083	17	0,00049	0,0221	0,0442
3,5	0,0168	0,0400	0,0114								
4	0,0192	0,0490	0,0123	0,0842	0,0105	0,0191	0,0086	18	0,00048	0,0218	0,0436
4,5	0,0157	0,0577	0,0128								
5	0,0122	0,0647	0,0129	0,1411	0,0113	0,0202	0,0089	15	0,00060	0,0244	0,0488
5,5	0,0131	0,0710	0,0129								
6	0,0140	0,0778	0,0130	0,2123	0,0118	0,0215	0,0097	15	0,00064	0,0254	0,0508
6,5	0,0125	0,0844	0,0130								
7	0,0111	0,0903	0,0129	0,2963	0,0121	0,0229	0,0108	14	0,00077	0,0278	0,0555
7,5	0,0112	0,0958	0,0128								
8	0,0113	0,1014	0,0127	0,3922	0,0123	0,0245	0,0123	14	0,00088	0,0296	0,0592
8,5	0,0128	0,1074	0,0126								
9	0,0143	0,1142	0,0127	0,5000	0,0123	0,0257	0,0133	12	0,00111	0,0333	0,0666
9,5	0,0147	0,1214	0,0128								
10	0,0151	0,1289	0,0129	0,6215	0,0124	0,0259	0,0135	12	0,00112	0,0335	0,0670
10,5	0,0157	0,1365	0,0130								
11	0,0162	0,1445	0,0131	0,7582	0,0125	0,0258	0,0133	11	0,00121	0,0348	0,0695

Analisando os resultados da tabela anterior, e sabendo que a medida da precisão de uma amostragem é expressa pela variância do erro de amostragem, podemos concluir que a precisão da amostragem diminui: (1) com o aumento do intervalo de tempo j entre coletas de incrementos e (2) com a diminuição do número de incrementos. As variâncias para $j = 2$, $j = 3$ e $j = 4$ ilustram bem essas duas conclusões.

É importante ressaltar que nem sempre foi possível coletar incrementos a cada 30 minutos exatos, e é por isto que o valor de **Q** na tabela anterior não decresce regularmente. Como o material retirado na lavra era diretamente descarregado nas moegas das linhas de britagem, nem sempre era possível manter a moega da linha amostrada com material referente ao sub-bloco estudado, e por isto alguns incrementos não puderam ser coletados (neste caso, três incrementos dos 24 previstos). Vale dizer que esta etapa do processo depende de uma logística complexa, envolvendo frentes de lavra distintas, de modo que se mantenha sempre uma relação de alimentação específica entre os tipos de minério B1 e B2. Esta relação visava satisfazer as exigências e as limitações da usina.

Sabendo que o teor médio para esta amostragem foi de 0,363 g/t Au, e admitindo que todos os outros tipos de erro inexistam (erro fundamental, erro de segregação e grupamento e erro analítico), a precisão desta amostragem para **j** = 1, ou intervalo de tempo de 30 minutos, é de 0,0387 g/t Au. Portanto, podemos dizer, com 95% de confiança, que a estimativa de teor para este sub-bloco é de: $0,363 \pm 0,0387$ g/t Au ou $0,363 \pm 10,7\%$.

Seguindo o mesmo procedimento apresentado para o sub-bloco 2624B, foram calculados os teores médios de Au, o intervalo de tempo mínimo entre coletas de incrementos, o número de incrementos **Q** para esse intervalo, a variância do erro de integração e o intervalo de 95% de confiança (valores absoluto e relativo), considerando o intervalo de tempo básico (**j** = 1) do variograma. A tabela 5.10 apresenta esses resultados.

Tabela 5.10 – Resumo das estimativas do erro de integração para cada sub-bloco.

sub-bloco	teor médio Au (g/t)	θ_{\min} (minuto)	Q	$s^2(\text{IE})$	$s_{\text{st}} 95\%$ (abs)	$s_{\text{st}} 95\%$ (rel)
1210B	0,673	20	6	0,002717	0,1042	15,5%
1210C	0,524	60	7	0,002333	0,0966	18,4%
1712A	0,471	60	34	0,000474	0,0435	9,2%
2624B	0,363	30	19	0,000374	0,0387	10,7%

Sabemos que, após a coleta dos incrementos amostrais, influenciados pelo erro de integração, cada incremento é então influenciado pelo erro fundamental e pelo erro de segregação e grupamento. Sabemos também que a variância representada pelo efeito pepita inclui todos os erros de amostragem que influenciam os lotes zero-dimensionais, gerados por seleção, preparação e análise química das amostras. Portanto, a variância do erro de integração somada ao efeito pepita resulta na variância total do erro de amostragem,

apresentada na tabela 5.11. Essas variâncias foram também utilizadas na elaboração da tabela 5.18 mais adiante.

A última coluna da tabela a seguir apresenta o desvio padrão relativo ($s_{v(0)+(IE)}$), resultante da soma dessas variâncias, para se ter uma idéia da precisão da amostragem considerando-se todos os erros envolvidos no processo. Vale observar que os valores de efeito pepita considerados foram calculados por duplicata das amostras.

Tabela 5.11 – Comparação da variância estatística com a variância geoestatística.

sub-bloco	teor médio Au (g/t)	$v(0)$	$s^2(IE)$	$s^2_{v(0)+(IE)}$	$s_{v(0)+(IE)}$ (rel)
1210B	0,673	0,0173	0,0027	0,0190	20,5%
1210C	0,524	0,0163	0,0023	0,0187	26,1%
1712A	0,471	0,0161	0,0005	0,0166	27,3%
2624B	0,363	0,0063	0,0004	0,0075	23,8%

As tabelas e os gráficos apresentados mostram que, quanto maior o número de incrementos e menor o intervalo de tempo entre coletas de dois incrementos, menor a variância do erro de integração e maior o poder do variograma na estimativa da precisão da amostragem. Para um protocolo de amostragem inadequado, o variograma não indica correlação espacial/temporal entre as amostras, perdendo sua importância como ferramenta geoestatística.

Tendo sido apresentado e quantificado o erro de integração para lotes unidimensionais, a seguir discutem-se, com uma abordagem essencialmente qualitativa, os outros tipos de erros que podem influenciar os resultados de uma amostragem.

5.3 ANÁLISE QUALITATIVA DOS ERROS DE AMOSTRAGEM

O item anterior introduziu os conceitos da Teoria da Amostragem de Pierre Gy, com a análise variográfica que permitiu estimar o erro de integração e, conseqüentemente, a precisão da amostragem na britagem. Entretanto, existem outros erros de amostragem que devem, no mínimo, ser compreendidos, de modo que os resultados finais possam ser usados com confiança nos cálculos de reconciliação.

Como visto anteriormente, a confiabilidade nos resultados de uma amostragem depende das características da mineralização, da qualidade da amostragem, da preparação e da análise das amostras, e pode ser avaliada através da variabilidade do teor das amostras (precisão) e da acurácia dos resultados (enviesamento). O dimensionamento de um sistema de amostragem deve sempre ter por objetivo a eliminação dos erros possíveis de ser eliminados e a minimização dos erros que não podem ser eliminados, de modo a se obter precisão e acurácia a um custo aceitável (Grigorieff, 2002).

Os erros de amostragem apresentam, basicamente, duas naturezas. Uma delas está relacionada ao erro sistemático, que faz com que o valor médio de uma série de resultados seja persistentemente mais elevado ou persistentemente mais baixo que os resultados obtidos através de um método de referência. Os outros tipos estão associados à variabilidade ou heterogeneidade do material estudado, e compreendem principalmente o erro fundamental, o erro de integração e o erro de segregação e grupamento. Além desses dois tipos de erros, devemos considerar os erros associados às análises químicas que, apesar de não fazerem parte do erro total de amostragem, estão incluídos no erro global de estimativa.

As duas primeiras seções deste capítulo apresentaram os cálculos das variâncias dos erros de amostragem na lavra e na britagem, as quais, mesmo quando superestimadas, incluem as variâncias de todos os componentes dos erros de amostragem, preparação e análise. O método de reconciliação proposto neste trabalho não pretende quantificar cada erro individualmente. A abordagem a seguir, baseada no trabalho de Grigorieff (2002), apresenta os conceitos dos principais erros envolvidos em um empreendimento mineiro, discutindo como cada um deles pode ser minimizado. Uma abordagem quantitativa da teoria da amostragem pode ser encontrada em Gy (1998) e em Pitard (1993).

5.3.1 Erros Sistemáticos

Os erros sistemáticos estão diretamente associados à instalação de amostragem, à operação e manutenção do amostrador e aos cuidados durante os processos de preparação das amostras. Estes erros são denominados: erro de materialização e erro de preparação de amostras.

5.3.1.1 O Erro de Materialização

Como visto no capítulo 2, o erro de materialização **ME** é a soma do erro de delimitação **DE** e do erro de extração do incremento **EE**. Esses erros influenciam a média (acurácia) e a variância do erro (reprodutibilidade). Os amostradores não corretos são os responsáveis por este tipo de erro e, portanto, a única estratégia eficiente para a solução deste problema é a eliminação prévia destes erros através do dimensionamento, fabricação, manutenção e utilização de amostradores que garantam a correta delimitação e extração de incrementos. Os erros de delimitação e de extração podem ser muito mais importantes e críticos que os erros de integração.

Neste estudo, o dimensionamento, a fabricação e a utilização de um amostrador correto (amostrador setorial estacionário) visaram minimizar os riscos de contaminação e o erro de delimitação **DE** cometido na etapa de amostragem na lavra. No caso do erro de extração **EE**, é difícil saber a magnitude do enviesamento que ele pode ter introduzido. Segundo Pitard (1993), na perfuração com *bits* destrutivos, a alta pressão da água ou do ar pode causar uma segregação das partículas, fazendo com que parte do material seja perdida dentro do furo. Para materiais compactos (caso estudado), este método é relativamente seguro, mas para materiais que contêm areia, argila ou cascalho, sua utilização é restrita.

Na britagem, procurou-se minimizar o erro de delimitação **DE** utilizando um método recomendado por padrões internacionais para amostragem em transportadores de correia. Este método estabelece que o incremento seja delimitado por dois planos paralelos distanciados de um metro. O erro de extração **EE** foi minimizado coletando-se todo o material contido entre os planos paralelos definidos para o incremento. Entretanto, freqüentemente uma pequena quantidade de material fino permaneceu sobre o transportador. Visando eliminar este erro, pode-se fazer uso de uma trincha para recolher o material remanescente.

5.3.1.2 O Erro de Preparação

A preparação da amostra é a etapa que envolve todas as operações que sucedem a extração do incremento e que antecedem a análise química. Todas essas operações são potencialmente geradoras de erros e podem adulterar o teor do lote que está sendo analisado. Geralmente esses erros resultam de negligência, falta de informação, falta de cuidado, fraudes e erros não intencionais.

Como visto no capítulo 3, um estudo realizado pela Agoratek em 2005, com a assistência de François-Bongarçon, estudou os procedimentos de amostragem, examinou os equipamentos de preparação de amostras e otimizou os protocolos de preparação e de análise química. Algumas das alterações feitas no protocolo anterior foram:

1. Re-organização dos equipamentos em laboratório apropriado.
2. Substituição de equipamentos obsoletos, como pulverizadores e britadores (figura 5.20).
3. Substituição dos alimentadores por correia do divisor rotatório por alimentadores vibratórios.
4. Descontinuidade do uso de homogeneizadores. Realização da pré-homogeneização em divisores rotatórios.
5. A cada 20 amostras enviadas ao laboratório de análises químicas, envio de uma amostra a outro laboratório externo para verificação de teores (QA-QC).
6. A cada 60 amostras enviadas ao laboratório de análises químicas, envio de uma amostra a dois outros laboratórios externos para verificação de teores (QA-QC).

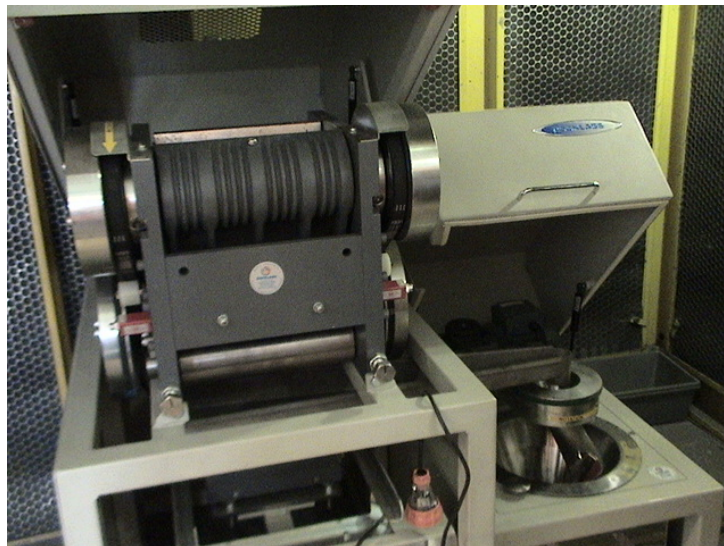


Figura 5.20 – Novo britador para preparação de amostras.

Os resultados desse estudo indicaram que os novos protocolos de preparação de amostras e de análise química não apresentaram erros significativos, permanecendo dentro dos limites de tolerância aceitos pela indústria. Desta maneira, o erro de preparação de amostras **PE** e o erro analítico **AE** foram considerados minimizados.

5.3.2 Erros Associados às Análises Químicas

5.3.2.1 O Erro Analítico

A variabilidade dos resultados da amostragem apresenta três causas principais: (1) a heterogeneidade constitucional do material, (2) os erros de amostragem e de preparação e (3) os erros de análise.

O erro analítico não faz parte do erro total de amostragem, no entanto, ele sempre influenciará o erro global de estimativa **OE**, que é a soma do erro total de amostragem **TE** com o erro analítico **AE**.

A variância do erro analítico refere-se aos erros provocados pelos equipamentos e processos de análise da amostra cominuída. Como já discutido no item anterior, esse erro permaneceu dentro dos limites de tolerância definidos como aceitáveis pela indústria e, portanto, foi considerado minimizado.

5.3.3 Erros Associados à Variabilidade do Material

Pode-se afirmar que qualquer tipo de erro de amostragem é devido à existência de heterogeneidade entre as partículas que compõem um lote de material. Os erros de amostragem relacionados à heterogeneidade das partículas são basicamente três: (1) o erro fundamental, (2) o erro de segregação e grupamento e (3) o erro de integração. Todos esses erros podem ser quantificados. A abordagem a seguir introduz os conceitos e apresenta a metodologia para o cálculo de cada um deles.

5.3.3.1 O Erro de Integração

A necessidade de transporte de material em operações industriais gera pilhas alongadas, materiais transportados por transportadores de correia e fluxos, todos eles classificados como lotes unidimensionais. O lote unidimensional é quase sempre gerado por operações cronológicas e, conseqüentemente, ele será influenciado por variações que refletem essencialmente as atividades humanas.

A variabilidade entre as partículas e entre grupos de partículas transportadas por esses fluxos promove a ocorrência de um erro de grande escala de observação, chamado erro de integração ou erro de seleção contínua **IE**. O erro de integração pode ser subdividido em três componentes. Se a vazão de material for constante, um desses componentes – relacionado à variação de massa – é nulo. Se a variação de teor em curtos espaços de tempo é pequena, outro componente – relacionado à variação de curto prazo – também pode ser desprezado. Resta, assim, apenas o componente relacionado à variação de longo prazo, considerando que os erros de extração e de delimitação da amostra foram eliminados.

O erro de integração aplica-se somente às amostras coletadas nos transportadores de correia da britagem, já tendo sido discutido e quantificado no item 5.2.2.

5.3.3.2 O Erro de Segregação e Grupamento

O erro de segregação e grupamento **GE** deve-se à ação que a força da gravidade exerce sobre as partículas, e sua variância pode ser relacionada com a variância do erro fundamental da seguinte maneira:

$$s^2(\text{GE}) = YZ s^2(\text{FE}) \quad (5.14)$$

onde **Y** é o fator de grupamento, que é uma medida da seletividade aleatória, e **Z** é o fator de segregação, que é uma medida dos rearranjos espaciais. É possível minimizar esta variância reduzindo o fator de grupamento **Y** (que é nulo quando cada incremento é formado por uma única partícula) e o fator de segregação **Z** (que é nulo quando as partículas constituintes do lote são estritamente homogêneas).

Demonstra-se que a variância do erro de segregação e grupamento é sempre menor ou igual à variância do erro fundamental (Gy, 1998). Portanto, pela dificuldade de se calcularem os fatores de segregação e de grupamento, é seguro assumir que:

$$s^2(\text{GE}) = s^2(\text{FE}) \quad (5.15)$$

O erro fundamental é o primeiro tipo de erro causado pela heterogeneidade das partículas de um lote, o único erro que não pode ser reduzido a zero, mesmo quando as

hipóteses mais favoráveis são aceitas. Um método para o cálculo do erro fundamental é apresentado a seguir.

5.3.3.3 O Erro Fundamental

Considerando um lote zero-dimensional, a variância de uma característica do material amostrado ocorre devido à existência da heterogeneidade constitucional. Esta heterogeneidade é verificada na escala de partículas individualizadas, onde cada incremento é formado por apenas uma partícula, e é representada pelo erro fundamental **FE**.

Relembrando o capítulo 2, o erro fundamental é gerado em cada etapa de amostragem e é o menor erro existente para uma amostra coletada em condições ideais. Geralmente este erro apresenta uma média insignificante e é caracterizado por sua variância:

$$s^2(\text{FE}) = c f g l d^3 \left(\frac{1}{M_s} - \frac{1}{M_L} \right) \quad (5.16)$$

onde $s^2(\text{FE})$ é a variância relativa do possível resultado de teor da amostra, **c** é o fator de constituição (g/cm^3), **f** é o fator de forma (adimensional), **l** é o fator de liberação das partículas (adimensional), **g** é o fator de distribuição granulométrica (adimensional), **d** é definido como o *top size*, ou a abertura da malha em que ficam retidos 5% da massa total do lote (cm), M_s é a massa da amostra e M_L a massa do lote (g).

Particularmente, o fator de liberação **l** (cujo valor vai de zero, quando não há liberação, até um, quando o mineral de interesse está totalmente liberado) varia muito e, portanto, fica difícil atribuir-lhe um valor médio. No caso de teores extremamente baixos, como é o caso da jazida de ouro estudada, a maior dificuldade é estimar o fator de liberação. Alguns testes, chamados testes de heterogeneidade, são desenvolvidos com o intuito de permitir o cálculo da variância do erro fundamental sem a necessidade de calcular o fator de liberação. Um desses testes, apresentado por Pitard (1993), admite as seguintes hipóteses:

1. O máximo teor de ouro a_{max} dos maiores fragmentos do lote é conhecido.
2. Todas as frações possuem aproximadamente o mesmo teor médio, ou pelo menos teores da mesma ordem de grandeza.
3. Em cada fração, todo ouro está contido numa sub-fração de teor a_{max} , e o restante da fração é estéril.

Em 2005, a Agoratek realizou um teste de heterogeneidade para o caso específico da RPM, baseando-se na hipótese de que o tamanho do grão de ouro é função do teor de ouro de uma determinada faixa granulométrica. Isto acontece na maior parte dos depósitos de ouro e permite que se construa um gráfico relacionando o fator constante de heterogeneidade constitucional IH_L com o tamanho máximo do fragmento (malha onde ficam retidos 5% da massa total da amostra). O ajuste desse gráfico resultou do processamento de aproximadamente 400 amostras compostas por material ROM e por testemunhos de sondagem, as quais foram duplicadas e analisadas. O resultado dessas análises mostrou uma distribuição extremamente errática dos grãos de ouro, em escala microscópica, e o gráfico resultante é apresentado na figura 5.21.

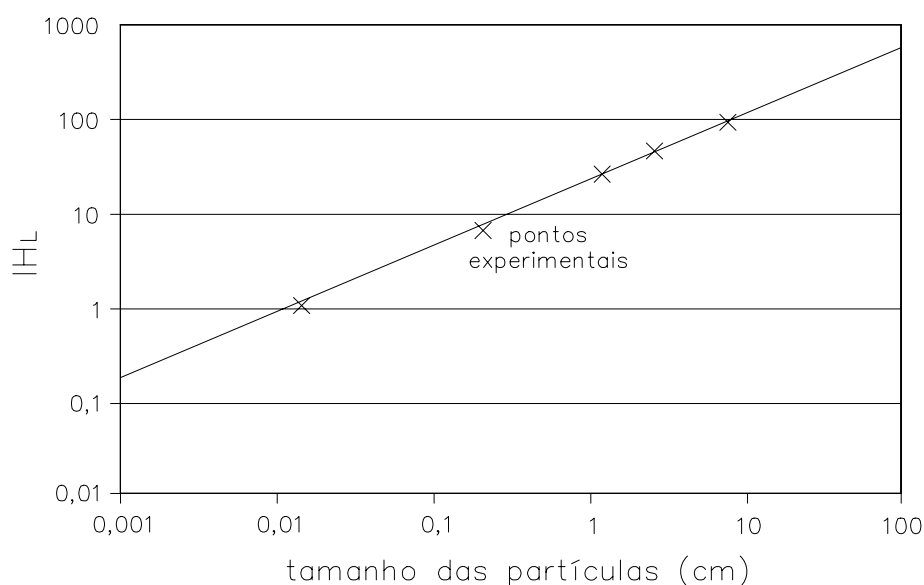


Figura 5.21 – Relação entre IH_L e o tamanho nominal do fragmento.

Portanto, conhecendo-se a massa da amostra M_S e a massa do lote M_L do qual ela foi extraída, calcula-se a variância do erro fundamental, através da equação já apresentada no capítulo 2:

$$s^2(\text{FE}) = \left(\frac{1}{M_S} - \frac{1}{M_L} \right) IH_L \quad (5.17)$$

ou, quando M_L é muito maior que M_S :

$$s^2(\text{FE}) = \frac{IH_L}{M_s} \quad (5.18)$$

Em seguida, o modelo ajustado para os pontos experimentais, representado pela reta do gráfico anterior, foi utilizado com o objetivo de ilustrar a magnitude da variância do erro fundamental para cada etapa de amostragem, desde a lavra até a análise química. Vale dizer que os valores apresentam apenas a magnitude da variância do erro fundamental, visto que o teste não foi realizado especificamente para a análise de heterogeneidade dos sub-blocos amostrados. Além disto, como afirmado por François-Bongarçon (2005), o teste de heterogeneidade realizado baseou-se em dados de amostragem já existentes, os quais devem ser qualitativamente melhorados para uma futura repetição do teste.

Os cálculos a seguir são exemplificados para o sub-bloco 2624B, podendo ser estendidos aos demais sub-blocos. De uma maneira geral, os resultados são similares para todos os sub-blocos, pois o que define o erro fundamental é essencialmente o protocolo de amostragem e a granulometria da amostra, não os teores.

O protocolo de amostragem foi o seguinte:

1. Homogeneização e quarteamento das amostras provenientes da britagem (inicialmente de 50 kg) ou da lavra (inicialmente de 3 ou 50 kg), utilizando quarteador rotativo.
2. Para as amostras de 50 kg, quarteamento do lote inicial e seleção de duas amostras de 3 kg cada.
3. Britagem das amostras até 95% passante em 2,4 mm.
4. Quarteamento e armazenamento de aproximadamente 1 kg de amostra.
5. Pulverização do restante da amostra (~ 2 kg) até 90% passante em 100 *mesh*.
6. Homogeneização da amostra e seleção de três alíquotas de 50 g destinadas à análise química.

A única diferença de protocolo entre a amostragem com a perfuratriz PW5000 (que gerou duas amostras de aproximadamente 3 kg por furo) e a amostragem com a perfuratriz ROC D7 (que gerou uma amostra de 50 kg por furo, subdividida posteriormente em duas amostras de 3 kg cada) foi o passo de redução de massa da amostra inicial, realizado automaticamente pelo amostrador setorial. Dados de análises granulométricas indicaram que, para o sub-bloco 2624B, a malha em que ficam retidos aproximadamente 5% do material (**p₉₅**) são:

- Perfuratriz PW5000: 0,335 cm
- Perfuratriz ROC D7: 0,335 cm
- Britagem: 2,24 cm

Esses valores variaram pouco entre os sub-blocos. Somente as amostras coletadas por pá apresentaram fragmentos maiores (de até 10 cm), devido à coleta inapropriada de material não-proveniente do furo.

Visto que as análises granulométricas do material proveniente de ambas as perfuratrizes apresentaram valores iguais de p_{95} , a variância total do erro fundamental é igual para ambos os protocolos de amostragem na lavra. Isto se explica pelo fato de IH_L ser o mesmo para uma mesma fração granulométrica. E, portanto, ao se subdividir uma amostra sem uma etapa anterior de cominuição, a soma das variâncias referentes às duas etapas (do lote inicial até 50 kg, e de 50 kg até 3 kg), é igual à variância de uma única etapa de amostragem do lote inicial até 3 kg. As tabelas 5.12 e 5.13 ilustram esta discussão. E a tabela 5.14 mostra os valores referentes à britagem.

Tabela 5.12 – Cálculo da variância do erro fundamental para as amostras da PW5000.

etapa	massa inicial (g)	massa final (g)	d (cm)	teor Au (g/t)	$s^2(\text{FE})$ rel	s(FE) rel	s(FE) abs
1	$1,80 \times 10^{10}$	3000	0,335	0,363	0,0034	0,058	0,021
2	3000	2000	0,240	0,363	0,0014	0,037	0,013
3	2000	50	0,015	0,363	0,0227	0,151	0,055
TOTAL					0,0274	0,166	0,060

Tabela 5.13 – Cálculo da variância do erro fundamental para as amostras da ROC D7.

etapa	massa inicial (g)	massa final (g)	d (cm)	teor Au (g/t)	$s^2(\text{FE})$ rel	s(FE) rel	s(FE) abs
1	$1,80 \times 10^{10}$	50000	0,335	0,363	0,0002	0,014	0,005
2	50000	3000	0,335	0,363	0,0032	0,057	0,021
3	3000	2000	0,240	0,363	0,0014	0,037	0,013
4	2000	50	0,015	0,363	0,0227	0,151	0,055
TOTAL					0,0274	0,166	0,060

Tabela 5.14 – Cálculo da variância do erro fundamental para as amostras da britagem.

etapa	massa inicial (g)	massa final (g)	d (cm)	teor Au (g/t)	s ² (FE) rel	s(FE) rel	s(FE) abs
1	1,80×10 ¹⁰	50000	2,24	0,363	0,0008	0,028	0,010
2	50000	3000	2,24	0,363	0,0121	0,110	0,040
3	3000	2000	0,24	0,363	0,0014	0,037	0,013
4	2000	50	0,015	0,363	0,0227	0,151	0,055
TOTAL					0,0369	0,192	0,070

Essas três tabelas podem ser aplicadas aos demais sub-blocos, já que os valores de variância e desvio são relativos, permanecendo iguais caso o protocolo de amostragem e a granulometria do produto sejam os mesmos. As únicas alterações para os outros sub-blocos seriam feitas na última coluna, na coluna referente ao teor de ouro e na massa inicial do lote (que não influencia os resultados).

Para ilustrar o caso da pá, a tabela a seguir apresenta o cálculo para uma das amostras do sub-bloco 1712A, com **p₉₅** de aproximadamente 5 cm. A granulometria das amostras assim coletadas variou muito e, portanto, uma análise individual por amostra seria mais adequada.

Tabela 5.15 – Cálculo da variância do erro fundamental para a amostragem com pá.

etapa	massa inicial (g)	massa final (g)	d (cm)	teor Au (g/t)	s ² (FE) rel	s(FE) rel	s(FE) abs
1	5,00×10 ¹⁰	3000	5,000	0,516	0,0226	0,150	0,078
2	3000	2000	0,240	0,516	0,0014	0,037	0,019
3	2000	50	0,015	0,516	0,0227	0,151	0,078
TOTAL					0,0467	0,216	0,111

Pitard (1993) afirma que um desvio de $\pm 16\%$ é o limite superior além do qual o erro fundamental é considerado inaceitável. Nas tabelas apresentadas, se analisarmos cada etapa de amostragem separadamente, o desvio relativo **s(FE)** nunca supera esse valor. Entretanto, analisando os desvios totais, percebemos os mesmos variam de 16,6% (perfuratrizes) a 21,6% (pá). Essas variâncias podem ser reduzidas de diversas maneiras. Uma delas é incluindo estágios de cominuição entre os processos de divisão ou aumentando a massa final de amostra em determinado estágio. Considerando a robustez da análise realizada, pode-se afirmar que, de uma maneira geral, a magnitude dos resultados permanece dentro de um limite aceitável para o erro fundamental.

Os cálculos apresentados comprovam que a teoria da amostragem é uma ferramenta preventiva, permitindo avaliar as etapas críticas de um protocolo de amostragem através da análise de suas variâncias. Esta teoria permite realizar simulações de mudanças nos protocolos de amostragem, de modo a orientar trabalhos futuros, com o objetivo de minimizar as variâncias dos erros até que eles se enquadrem dentro de limites aceitáveis.

O item a seguir apresenta as discussões finais sobre as práticas de reconciliação consideradas neste trabalho. Essas discussões baseiam-se nas análises efetuadas até aqui.

5.4 RECONCILIAÇÃO × PROGNOSTICAÇÃO

Este item foi dedicado à simulação das práticas de reconciliação e de prognosticação, comparativamente, utilizando os mesmos dados de amostragem. Os resultados mostram as vantagens das práticas de prognosticação e auxiliam na discussão dos erros envolvidos em ambos os processos.

5.4.1 Reconciliação

Como já discutido no capítulo 2, uma boa reconciliação pode ser ilusória. Muitas vezes, os erros cometidos em algum ponto do processo são compensados por erros cometidos em outro, resultando em reconciliações excelentes. Isto mascara os enviesamentos do sistema, que, mais cedo ou mais tarde, podem vir à tona. Portanto, antes de se aplicarem fatores de correção às estimativas dos modelos, faz-se necessária a análise de todas as etapas de coleta de dados para os cálculos de reconciliação.

Historicamente, o MCF médio anual da RPM, que se manteve em torno do valor um até 2004, resultou em reconciliações razoáveis. Porém, este quadro começou a mudar a partir de 2005 – com valores de MCF cada vez menores –, quando a lavra começou a avançar para as bordas do depósito e para os horizontes de minério mais resistente. O estudo a seguir simula uma prática de reconciliação reativa, utilizando o MCF médio mensal calculado a partir dos dados de produção da usina (teor *back*-calculado). Os valores referem-se ao período de amostragem de abril a dezembro de 2006.

A simulação baseou-se na criação de uma situação hipotética – vale salientar que esta não é uma prática realizada pela empresa – em que os teores médios dos sub-blocos em

estudo foram re-estimados a partir da aplicação do MCF aos seus respectivos teores krigados pelo modelo de longo prazo. O MCF utilizado para a correção das estimativas referiu-se ao mês anterior à lavra de cada sub-bloco, afinal, sua aplicação deveria auxiliar no planejamento de lavra do mês seguinte.

Essas estimativas corrigidas foram, então, comparadas com o teor estimado pelos métodos de amostragem na lavra e na britagem, resultando no erro de estimativa, em relação a cada método de amostragem, ao se aplicar o MCF às estimativas do modelo. Para efeito de cálculo, o erro de estimativa apresentado na tabela a seguir considera o valor estimado pelos métodos de amostragem como sendo representativos do teor do sub-bloco, e pode ser escrito como:

$$e_{\text{est}} = \frac{|t_{\text{MCF}} - t_{\text{AM}}|}{t_{\text{AM}}} \quad (5.19)$$

onde e_{est} é o erro de estimativa, t_{MCF} é o teor médio de ouro obtido pelo produto do MCF do mês anterior pelo teor krigado pelo modelo e t_{AM} é o teor médio de ouro estimado pelo método de amostragem considerado.

A tabela 5.16 mostra os resultados dessa simulação. A última coluna mostra o MCF corrigido para cada sub-bloco e representa o fator que realmente deveria ter sido aplicado às estimativas do modelo para se chegar aos teores obtidos pelo respectivo método de amostragem. Todos os dados utilizados nos cálculos referem-se às amostras confiáveis, excluindo-se os *outliers* pelo critério apresentado no item 5.2.

Tabela 5.16 – Reconciliação reativa aplicada ao um empreendimento mineiro.

sub-bloco	MCF do mês anterior à lavra	dados de origem	teor de Au (g/t)	erro de estimativa (%)	MCF corrigido (ref/brit)
1210D	0,881	krigado	0,405		
		estimado/MCF	0,357		
		pá	0,355	0,52	0,876
1212A	0,881	krigado	0,437		
		estimado/MCF	0,385		
		pá	0,628	38,7	1,44
1210B	0,881	amostrador	0,612	37,1	1,40
		krigado	0,454		
		estimado/MCF	0,400		
		pá	0,644	37,9	1,42
		amostrador	0,649	38,4	1,43
1210C	0,912	britagem	0,673	40,6	1,48
		krigado	0,572		
		estimado/MCF	0,522		
		pá	0,457	14,2	0,799
		amostrador	0,548	4,7	0,957
1712A	0,936	britagem	0,524	0,38	0,916
		krigado	0,466		
		estimado/MCF	0,436		
		pá	0,516	15,4	1,11
		amostrador	0,578	24,5	1,24
2624B	0,837	ROC D7	0,411	6,1	0,882
		britagem	0,471	7,4	1,01
		krigado	0,317		
		estimado/MCF	0,265		
		amostrador	0,369	28,1	1,16
		ROC D7	0,397	33,1	1,25
		britagem	0,363	26,9	1,14

É importante enfatizar que os valores de erro de estimativa e de MCF corrigido são hipotéticos e muito provavelmente incorretos. Estamos comparando um teor krigado corrigido com um teor médio estimado por um determinado método de amostragem, que nem sempre representa o teor real – e desconhecido – do sub-bloco. Talvez as estimativas mais próximas do teor real sejam as da britagem, referentes aos sub-blocos 1712A e 2624B, pois somente estes dois sub-blocos foram adequadamente amostrados na etapa de britagem, como apresentado no item 5.2. No entanto, o objetivo desta simulação é unicamente mostrar que a aplicação de fatores às estimativas de modelos não é a melhor prática industrial de reconciliação.

A figura 5.22 ilustra, para cada sub-bloco, a variação dos teores estimados pela aplicação do MCF e pelos diversos métodos de amostragem na lavra e na britagem.

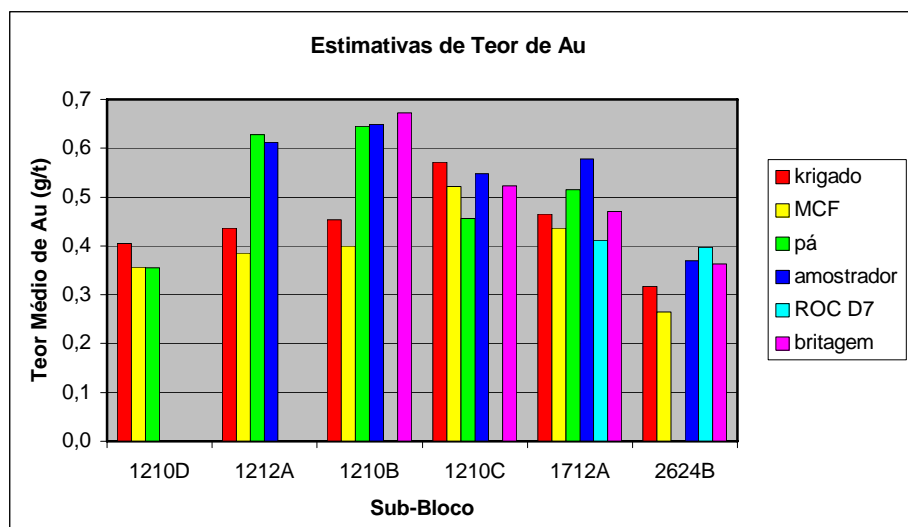


Figura 5.22 – Gráfico comparativo dos teores de ouro estimados pelos diversos métodos.

Não há dúvida de que o modelo de longo prazo apresenta uma tendência a subestimar o teor dos sub-blocos estudados (pertencentes ao horizonte B2) e, aplicando-se um MCF historicamente menor que um, as estimativas pioram ainda mais. O fato de não existir um modelo de curto prazo para esta jazida e de existirem pelo menos dois tipos diferentes de minério também dificulta a aplicação de fatores de correção, pois cada sub-bloco contribuiu com apenas uma amostra para o desenvolvimento do modelo de longo prazo.

Conclui-se, portanto, que a reconciliação reativa aplicada a um empreendimento mineiro não traz benefícios significativos. Os problemas de reconciliação só podem ser minimizados pró-ativamente, como será visto no item a seguir.

5.4.2 Prognosticação

A prognosticação é uma complementação e uma alternativa à reconciliação. Seu conceito foi introduzido por Morley (2003), que o definiu como o ato de se prever algo que acontecerá no futuro, com base em dados ou indicações presentes. Ela consiste na coleta e análise de dados críticos, que são usados para calibrar estimativas em um processo iterativo, com o objetivo de tornar mínima a variância entre as estimativas e os dados coletados. Desta

maneira, as estimativas tornam-se previsões e podem formar uma base para a tomada de decisões, assegurando que o que acontecerá no futuro corresponde ao que foi planejado no presente, ou seja, garantindo a previsibilidade do modelo.

As práticas de prognosticação exigem um compromisso com a coleta de dados e com a análise das informações. A informação é a conclusão da análise de diversos dados e fornece uma base para a tomada de decisões. Os dados dão origem à informação, que por sua vez dá origem ao conhecimento, o que permite a previsão de eventos futuros. Esta é a essência da prognosticação: a análise dos dados disponíveis durante o processo de reconciliação fornece um conhecimento do impacto das diversas decisões tomadas desde a lavra até a produção. E este conhecimento pode ser usado para assegurar que a variância entre as estimativas e os resultados reais permaneça dentro de limites aceitáveis. Entretanto, sem dados de qualidade, as análises perdem o sentido. E aqui está a importância da amostragem.

Esses conceitos já foram apresentados no capítulo 2, mas é importante lembrá-los nesta etapa final de discussões sobre as práticas de prognosticação. A seguir são apresentados os passos da reconciliação pró-ativa aplicados a um empreendimento mineiro, discutindo tanto os acertos quanto os erros cometidos. Para a visualização do processo como um todo, as informações são apresentadas em forma de tabela, com os passos mostrados cronologicamente da primeira à última linha, o que representou o período entre abril e dezembro de 2006.

Tabela 5.17 – Reconciliação pró-ativa aplicada a um empreendimento mineiro.

sub-bloco	dados de origem	alteração realizada	objetivo	teor de Au (g/t)	erro (%) estimativa (ref/brit)	conclusões
1210D	pá	duplicata de amostras	calcular o erro de amostragem	0,355	-	permitiu calcular erro e variância do erro
1212A	pá	-	-	0,628	-	-
	amos-trador	inserção do amostrador setorial	minimizar o erro de delimitação e de extração	0,612	-	diminuição da variância do erro fundamental
1210B	pá	-	-	0,644	4,2	-
	amos-trador	inserção de borracha de vedação	minimizar o enviesamento causado pela perda de finos	0,649	3,5	diminuição da variância do erro de amostragem
	britagem	inclusão da amostragem na britagem	calcular os erros de estimativa da amostragem	0,673	-	valor pouco confiável, baseado em 2h de amostragem
1210C	pá	-	-	0,457	12,8	diminuição da variância do erro valor mais confiável porém não ideal; 70% do sub-bloco amostrado
	amos-trador	-	-	0,548	4,6	
	britagem	maior número de amostras na britagem	aumentar a confiabilidade na estimativa da britagem	0,524	-	
1712A	pá	-	-	0,516	9,5	-
	amos-trador	exclusão da borracha de vedação e furação com mais água	eliminar o possível enviesamento causado pela borracha	0,578	22,7	piora na estimativa devido à lavagem dos finos; aumento na variância do erro
	ROC D7	inclusão de amostragem com a nova perfuratriz	comparar teores estimados por pá, amostrador e perfuratriz	0,411	12,8	valor pouco confiável, baseado em amostras de apenas 3 furos
	britagem	maior número de amostras na britagem	aumentar a confiabilidade na estimativa da britagem	0,471	-	valor mais confiável; 90% do sub-bloco amostrado
2624B	amos-trador	re-inserção da borracha de vedação, furação sem água	minimizar o enviesamento causado pela perda de finos	0,369	1,7	diminuição da variância do erro e melhoria na estimativa de teor
	ROC D7	inclusão de amostragem com a perfuratriz	coletar todo o material, minimizando o erro de amostragem	0,397	9,4	não apresentou melhorias significativas em relação ao amostrador
	britagem	menor intervalo de coleta de amostras	aumentar a confiabilidade na estimativa da britagem	0,363	-	valor mais confiável; 100% do sub-bloco amostrado

A tabela 5.18 resume os dados de média e variância do erro de amostragem, bem como os erros de estimativa para cada sub-bloco e o número de amostras utilizadas nos cálculos. Vale lembrar que, além de terem sido excluídas as amostras não-confiáveis, foram coletadas duas amostras por furo e, assim, o número de amostras na tabela não representa o número de furos amostrados. As duas últimas colunas mostram os erros de estimativa em relação aos teores krigados pelo modelo de longo prazo e em relação à amostragem na britagem. Sabe-se que, quanto menor a variância e o erro de estimativa, maior a reprodutibilidade e a acurácia dos dados e, portanto, maior a confiabilidade nos mesmos. A tabela a seguir permite visualizar este conceito.

Outra observação importante é que existem dois conceitos para o erro de amostragem: (1) diferença entre os teores das amostras AM I e AM II, coletadas do mesmo furo de desmonte e (2) diferença entre o teor de cada amostra e o teor real (e desconhecido) do sub-bloco, ou valor de referência. Ambas os conceitos serão apresentados a seguir (tabelas 5.18 e 5.19).

Tabela 5.18 – Reconciliação pró-ativa aplicada a um empreendimento mineiro.

sub-bloco	dados de origem	número de amostras	teor médio Au (g/t)	média do erro (AMI-AMII)	variância do erro (AMI-AMII)	erro de estimativa (ref/krig)	erro de estimativa (ref/brit)
1210D	pá	12	0,355	-0,041	0,010	12,4%	
1212A	pá	18	0,628	0,079	0,022	43,8%	
	amostrador	12	0,612	0,146	0,083	40,0%	
1210B	pá	15	0,644	0,009	0,068	42,0%	4,2%
	amostrador	20	0,649	0,046	0,025	43,0%	3,5%
	britagem	6	0,673		0,019	48,3%	
1210C	pá	22	0,457	0,004	0,023	20,1%	12,8%
	amostrador	20	0,548	0,046	0,027	4,3%	4,6%
	britagem	18	0,524		0,019	8,4%	
1712A	pá	20	0,516	-0,043	0,054	10,7%	9,5%
	amostrador	59	0,578	-0,002	0,066	24,0%	22,7%
	ROC D7	6	0,411			11,8%	12,8%
	britagem	49	0,471		0,017	1,1%	
2624B	amostrador	72	0,369	-0,025	0,013	16,4%	1,7%
	ROC D7	69	0,397	-0,003	0,018	25,2%	9,4%
	britagem	22	0,363		0,007	14,5%	

A sequência cronológica apresentada na tabela anterior mostrou uma diminuição continuada da média e da variância do erro de amostragem (figura 5.25), particularmente se tomarmos o amostrador setorial como referência.

A exceção, não menos importante que a regra, é feita ao sub-bloco 1712A, que, apesar de exaustivamente amostrado, apresentou variâncias e erros acima do esperado. As prováveis causas dessas variâncias são apresentadas nos itens a seguir, que comentam a última coluna da tabela 5.17. Antes, vale salientar que os furos amostrados por pá e amostrador foram realizados por uma perfuratriz roto-percussiva modelo PW5000 (figura 4.5), que permite dosar a água de perfuração.

- 1210D: a coleta de duas amostras por furo permitiu o cálculo da variância do erro de amostragem. A variância, apesar de baixa, representou as informações de apenas seis furos amostrados.
- 1212A: pá e amostrador geraram teores médios semelhantes e ainda não se notam melhorias em relação à acurácia do novo método de amostragem. Em relação à precisão de amostragem, pode-se dizer que o amostrador apresentou melhorias, já que a variância do erro fundamental nesta etapa chegou a ser seis vezes menor para o amostrador: $s^2(\mathbf{FE})_{\text{AM}} = 0,0034$ e $s^2(\mathbf{FE})_{\text{PÁ}} = 0,0226$.
- 1210B: com a introdução da amostragem nas linhas de britagem foi possível comparar os teores estimados na lavra com os teores alimentados na usina, visto que o teor krigado não se mostrou representativo dos sub-blocos em estudo. Entretanto, somente 6 amostras foram coletadas na britagem, a intervalos de 20 minutos, o que representou 5% da massa total do sub-bloco (tabela 4.4). Portanto ainda não se pode afirmar que o resultados dessas comparações é confiável. A inserção da borracha de vedação minimizou a expulsão dos finos pela parte superior da cúpula, e talvez este fato possa ter diminuído a variância do erro de amostragem para o amostrador. Também se observou uma melhoria da acurácia da amostragem, com a diminuição da média do erro de amostragem: de 0,079 para 0,009 (pá) e de 0,146 para 0,046 (amostrador).
- 1210C: a alteração aqui foi no número de amostras coletadas na britagem, que representou 70% da massa total do sub-bloco. As amostras foram coletadas a intervalos de uma hora e, durante as trocas de turno ou impossibilidades de amostragem devido à falta de material na moega, os intervalos chegaram a três horas. Portanto, com uma maior confiabilidade no teor médio obtido na britagem, aumenta também a confiabilidade nos valores do erro de estimativa dos métodos de amostragem na lavra. Mantiveram-se a acurácia e a precisão de amostragem.
- 1712A: a amostragem deste sub-bloco violou a regra básica de seleção de uma amostra correta, ou seja, quando qualquer fragmento possui a mesma chance de ser selecionado. A alteração feita na amostragem deste sub-bloco, visando eliminar um

possível enviesamento causado pela borracha de vedação, acabou por causar um enviesamento ainda maior, que anulou a confiabilidade nos dados de amostragem na lavra. Decidiu-se excluir a borracha de vedação e construir uma nova cúpula, com abertura superior menor para melhor encaixe na haste. Entretanto, a expulsão dos finos voltou a ocorrer pela parte posterior da cúpula (figura 5.23), que antes era fechada pela borracha de vedação. A solução adotada, totalmente inadequada, foi aumentar a quantidade de água de perfuração, com o intuito de diminuir a geração e a conseqüente expulsão dos finos. Na realidade, o que ocorreu foi uma ‘lavagem’ dos finos para dentro do furo, aumentando o erro de extração da amostra. E, assim, a primeira condição de representatividade de uma amostra não foi satisfeita: a condição de não-enviesamento. As estatísticas, felizmente, confirmam que sem dados de qualidade, qualquer análise perde o sentido. Mas, apesar deste erro cometido na lavra, a amostragem na britagem pode ser considerada confiável, pois representou 90% da massa total do sub-bloco e apresentou uma boa precisão (desvio de $\pm 9,2\%$ com 95% de confiança, tabela 5.10). Entretanto, o intervalo de amostragem, que variou de uma a quatro horas, não foi o ideal, fazendo com que as amostras não apresentassem correlação espacial (efeito pepita puro). Isto foi uma das alterações realizadas no passo seguinte. As três amostras da perfuratriz ROC D7 não foram estatisticamente tratadas, entretanto, seu teor médio confirma, mais uma vez, o enviesamento das amostras coletadas por pá e amostrador, cujas estimativas superestimaram o teor do sub-bloco.



Figura 5.23 – Expulsão de finos pela abertura superior da cúpula.

- 2624B: aqui houve melhorias significativas nos resultados, consequência das melhorias nos métodos de amostragem. A re-inserção da borracha de vedação minimizou, novamente, a expulsão de finos (erro de extração). A perfuração a seco minimizou a ‘lavagem’ dos finos para dentro do furo. Na britagem, a diminuição do intervalo entre coletas de amostra (30 minutos) e a amostragem de 100% da massa do sub-bloco aumentou a confiabilidade na estimativa de teor do sub-bloco. A análise variográfica confirma a correlação temporal entre as amostras e a precisão da amostragem. A nova perfuratriz da Atlas Copco não apresentou vantagens significativas em relação ao amostrador. Entretanto, sua operação é muito mais simples e rápida, levando, em média, três vezes menos o tempo que a perfuratriz roto-percussiva leva para realizar um furo, o que, por si só, representa uma vantagem operacional. Como afirmou Grigorieff (2002), precisão e acurácia devem ser alcançadas a um custo aceitável. Novos testes com esta perfuratriz devem ser realizados no futuro, incluindo alterações no protocolo de amostragem visando a diminuição do erro fundamental. Uma alteração adequada seria a inclusão de um estágio de britagem anterior ao quarteamento das amostras coletadas na lavra. Outra seria analisar o material fino retido nos filtros de manga. Os resultados para este sub-bloco mostraram uma diminuição no erro de estimativa (de 22,7% para 1,7% na amostragem por amostrador setorial e de 12,8% para 9,4% na amostragem por perfuratriz ROC D7), bem como uma diminuição na variância do erro de amostragem (de 0,066 para 0,013 na amostragem), aumentando precisão e acurácia.

Isaaks e Srivastava (1989) afirmam que “as estatísticas das amostras nos dizem somente sobre as amostras; o que realmente desejamos saber é o que as amostras podem nos dizer sobre toda a população”. Sabendo que as estatísticas das amostras são as únicas ferramentas de que dispomos para conhecer a população, podemos considerar o teor médio obtido na britagem como sendo o valor de referência, i.e., o valor mais representativo do teor real do sub-bloco, visto que a amostragem na britagem apresentou maior precisão e acurácia.

Vimos que a precisão de uma amostragem é medida pela variabilidade das amostras em torno da média do lote do qual elas foram retiradas. As estatísticas da tabela 5.19 representam, portanto, o segundo conceito dos erros de amostragem, recalculados com base no teor médio obtido na britagem (valor de referência).

Desta maneira, o erro calculado na tabela 5.18 pela subtração ($t_{AMI} - t_{AMII}$), na tabela 5.19 seguinte é representado por ($t_{AM} - t_{brit}$), onde t_{AM} refere-se às amostras coletadas (AM I

e AM II) e t_{brit} é o teor médio obtido na britagem para cada sub-bloco. A última coluna da tabela mostra o erro que estaríamos cometendo ao aplicar o MCF às estimativas do modelo, uma prática comum de reconciliação reativa. (Note-se que os dois primeiros sub-blocos não foram incluídos na tabela, visto que não foram amostrados na etapa de britagem.)

Tabela 5.19 – Reconciliação × Prognosticação.

sub-bloco	dados de origem	teor médio Au (g/t)	média do erro (AM-BRIT)	variância do erro (AM-BRIT)	erro de estimativa (PROGNOSTICAÇÃO)	erro de estimativa (RECONCILIAÇÃO)
1210B	pá	0,644	-0,016	0,046	4,2%	40,6%
	amostrador	0,649	-0,024	0,054	3,5%	
	britagem	0,673	0,000	0,037		
1210C	pá	0,457	-0,066	0,020	12,8%	0,38%
	amostrador	0,548	0,029	0,053	4,6%	
	britagem	0,524	0,000	0,039		
1712A	pá	0,516	0,044	0,018	9,5%	7,4%
	amostrador	0,578	0,103	0,040	22,7%	
	ROC D7	0,411	-0,061	0,018	12,8%	
	britagem	0,471	0,000	0,017		
2624B	amostrador	0,369	-0,011	0,028	1,7%	26,9%
	ROC D7	0,397	0,018	0,029	9,4%	
	britagem	0,363	0,000	0,016		

Os gráficos apresentados nas figuras 5.24 a 5.26 resumem os resultados das tabelas 5.18 e 5.19, ilustrando a evolução das estimativas com as alterações na amostragem. Cada etapa representa, em seqüência cronológica, um sub-bloco amostrado.

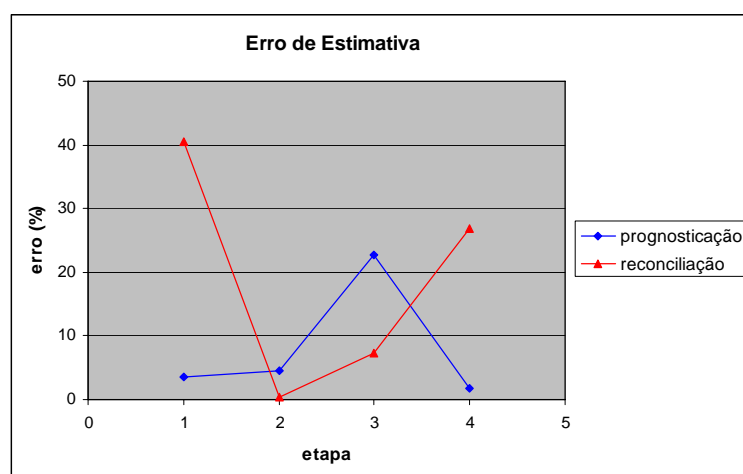


Figura 5.24 – Erro de estimativa de teor (reconciliação × prognosticação).

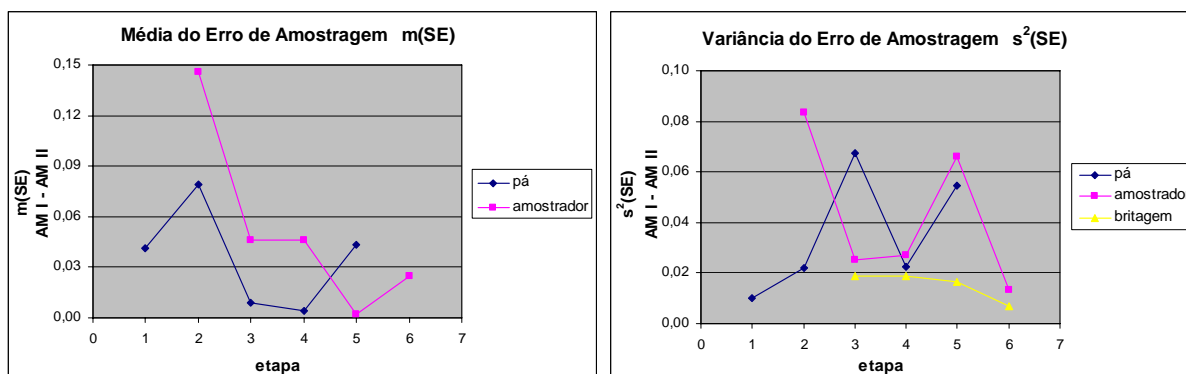


Figura 5.25 – Média e variância do erro de amostragem (AM I – AM II).

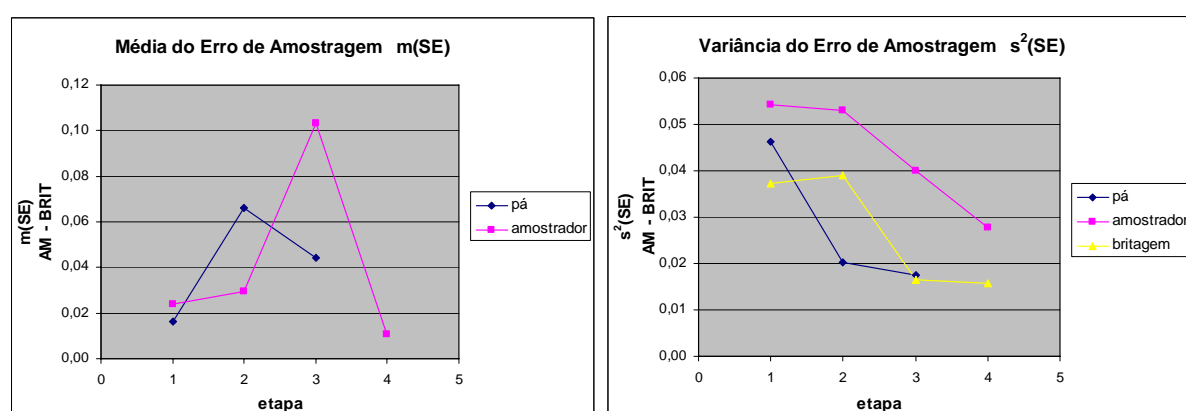


Figura 5.26 – Média e variância do erro de amostragem (AM – BRIT).

Analisando as tabelas e os gráficos anteriores, nota-se que as práticas de reconciliação reativa não nos permitem prever e/ou controlar os erros de estimativas do modelo e, portanto, não são capazes de auxiliar adequadamente o planejamento de lavra de um empreendimento mineiro. (Para efeito de comparação, os gráficos apresentam as médias dos erros em valores absolutos.)

A reconciliação pró-ativa, ou prognosticação, por sua vez, ajudou a compreender alguns dos erros cometidos durante os processos de coleta de amostras. A compreensão desses erros tornou possível a alteração de metodologias visando minimizá-los, e este fato, por si só, é uma vantagem da prognosticação. Considerando o amostrador setorial utilizado, a sequência cronológica mostrou uma diminuição da variância do erro de amostragem (de 0,054 para 0,028), da média do erro de amostragem (de -0,024 para -0,011) e, finalmente, dos erros de estimativa do teor de ouro (de 3,5% para 1,7%). Os resultados estatísticos também apresentaram uma tendência à diminuição das médias e variâncias dos erros na amostragem por pá e na amostragem na britagem.

5.4.3 Novo Protocolo de Amostragem

Com base nos resultados obtidos e mantendo o protocolo atual de preparação e análise de amostras, a figura 5.27 ilustra o novo protocolo de amostragem proposto, para ambas as etapas de lavra e de britagem.

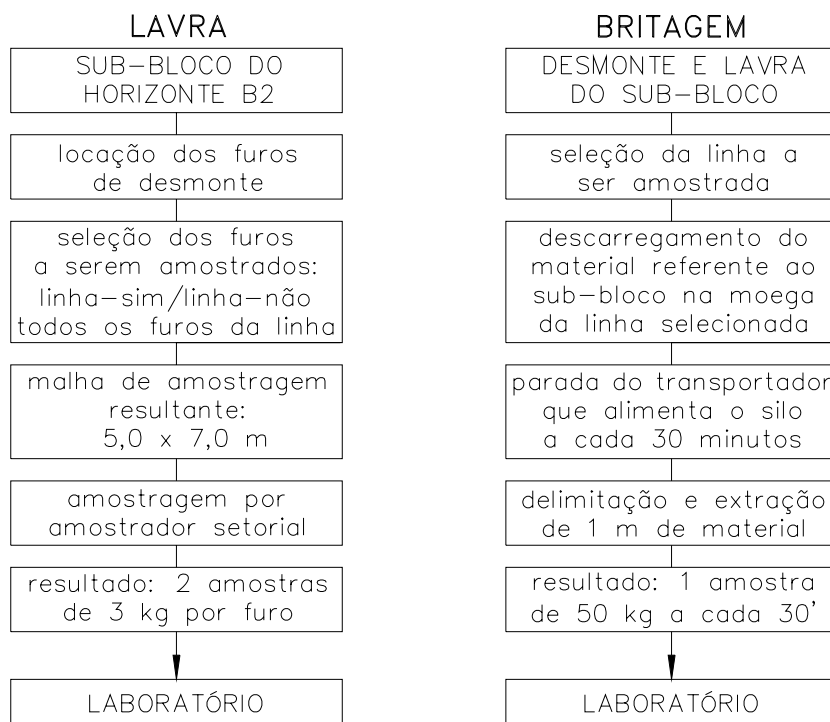


Figura 5.27 – Protocolo de amostragem proposto para as etapas de lavra e britagem.

Vale observar que a amostragem na britagem deve ser feita até que todo o sub-bloco seja lavrado. Futuramente esta amostragem pode ser substituída, com vantagens, por amostradores corta-fluxo dispostos na descarga dos transportadores, os quais, se projetados corretamente, eliminariam os erros de delimitação e de extração da amostra. Outra recomendação seria realizar novos trabalhos com a perfuratriz ROC D7, de modo a verificar suas vantagens e limitações no que diz respeito à amostragem de controle de teor.

5.5 DISCUSSÕES

Sabe-se que a primeira, e mais óbvia, fonte de erros é a amostragem, e que o enviesamento da amostragem é provavelmente o erro mais difícil de se medir. Diz-se que a

variância do erro global de estimativa (**OE**) deve-se em 80% à amostragem, 15% à preparação e 5% à análise química (Grigorieff, 2002).

A utilização de amostras provenientes do pó de perfuratriz de furos de desmonte apresenta duas vantagens principais: (1) o espaçamento entre os furos é pequeno, resultando em densidades de amostragem relativamente altas e (2) já que os furos de desmonte têm que ser perfurados de qualquer maneira, não há custo adicional de perfuração.

Entretanto, as amostras coletadas dos furos de desmonte são pobres e o material recuperado apresenta segregação de partículas. Portanto, a precisão de amostragem de furos de desmonte é geralmente baixa, mas o problema mais sério é o enviesamento das amostras causado pela segregação de densidade e de tamanho das partículas. Uma das principais causas desse enviesamento é a perda de finos, o que, no caso estudado, levou a uma superestimativa do teor real dos sub-blocos.

O método de prognosticação apresentado neste trabalho procurou, primeiramente, minimizar a perda de finos e otimizar os métodos de amostragem na lavra. Como discutido anteriormente, o dimensionamento de um sistema de amostragem deve objetivar a eliminação dos erros possíveis de ser eliminados e a minimização dos erros que não podem ser eliminados, de modo a se obter a precisão e a acurácia desejadas. Portanto, foram sugeridas alterações em metodologias e processos visando a minimização desses erros, com base na análise das condições de Pitard (1993) para uma amostragem correta de metais preciosos:

1. Todo equipamento de amostragem deve ser projetado, construído e utilizado de tal maneira que os erros de preparação sejam irrelevantes (\therefore **PE** = 0).
2. A delimitação e a extração do incremento deve ser correta (\therefore **DE** = 0 e **EE** = 0).
3. O número de incrementos deve ser grande o suficiente para minimizar o erro de segregação e grupamento. Como a homogeneização do ouro é muito difícil, a única maneira de minimizar este erro é minimizando o erro fundamental (\therefore **GE** e **FE** são mínimos).
4. Para lotes unidimensionais, o intervalo entre cada incremento deve ser pequeno o suficiente para minimizar o erro de integração (\therefore **IE** é mínimo).

Esses erros foram discutidos nos itens anteriores. Apesar de estar claro que eles não foram totalmente eliminados, aqui vale a discussão sobre os resultados da prognosticação como um método de otimização de protocolos de amostragem visando a obtenção de dados de melhor qualidade.

Como visto no capítulo 2, uma amostra é representativa se duas condições forem satisfeitas: (1) a amostra não apresenta enviesamento significativo e (2) a amostra possui uma variância suficientemente pequena. Nestas condições, se uma amostra é correta (acurada) e suficientemente reproduzível (precisa), ela pode ser considerada como representativa. Um método de reconciliação pró-ativa deve sempre ter por objetivo aumentar a representatividade das amostras, maximizando sua acurácia e precisão.

Os resultados das práticas de prognosticação apresentados neste trabalho mostraram, cronologicamente, o aumento da representatividade das amostras, traduzido por:

1. Acurácia: diminuição da média do erro de amostragem $m(SE)$ e, portanto, do enviesamento das amostras.
2. Precisão: diminuição da variância do erro de amostragem, $s^2(SE)$, tanto na etapa de lavra quanto na de britagem.

Exceção se fez à amostragem por amostrador setorial do sub-bloco 1712A, que, por razões discutidas anteriormente, apresentou o maior enviesamento ($m(SE) = 0,103$) e o maior erro de estimativa (22,7%). Felizmente, as estatísticas evidenciam o impacto das decisões tomadas durante a amostragem, e isto comprova a essência da prognosticação.

Se analisarmos o erro de estimativa cometido pelas práticas de reconciliação reativa, podemos notar que o mesmo variou de 0,38 a 40,6% (tabela 5.19), lembrando sempre que essas comparações baseiam-se em dados de amostras com representatividades variadas. Considerando a última estimativa da britagem como a mais representativa, visto que apresentou as menores médias e variâncias, o erro de estimativa seria de 26,9%. Este valor representa o erro de estimativa que seria cometido ao se aplicar o MCF às estimativas do modelo de longo prazo.

As práticas de reconciliação pró-ativa, por sua vez, apesar de não terem eliminado os erros de amostragem, permitiram sua melhor compreensão, traduzida na diminuição do erro de estimativa, que chegou a 1,7%, na diminuição da média do erro de amostragem (enviesamento), que chegou a -0,011 (ou 3,0%) e na diminuição da variância do erro de amostragem, que chegou a 0,028 (ou 7,7%).

Se o método de reconciliação reativa continuasse sendo utilizado, os erros de estimativa oscilariam constante e desordenadamente, e suas causas reais nunca seriam entendidas.

6 CONCLUSÕES

Mesmo conhecendo os conceitos da Teoria da Amostragem, nem sempre se consegue realizar, industrialmente, o teoricamente correto. A amostragem de ouro, em especial, tem suas peculiaridades, principalmente no que diz respeito à segregação entre as partículas e à dificuldade em se reduzir a massa de uma amostra sem causar alterações significativas em seu teor. Todos os problemas com a amostragem de ouro são ampliados quanto menor o teor de ouro, quanto mais marginal o depósito e quanto mais irregular a distribuição do ouro na rocha. O presente trabalho estudou um depósito de ouro de baixo teor, utilizando amostras provenientes do pó de perfuratriz, onde a precisão de amostragem é baixa e, em geral, há enviesamento das amostras.

Portanto, partiu-se da pior situação e procurou-se desenvolver uma metodologia de amostragem que, no mínimo, permitisse conhecer os erros envolvidos nos processos, de modo que os resultados finais pudessem ser usados conscientemente nos cálculos de reconciliação. A qualidade desses resultados depende da qualidade e da confiabilidade dos dados de entrada. E, portanto, especial atenção foi dada à geração de dados confiáveis, ou amostras representativas, procurando seguir as regras básicas de seleção de amostras corretas.

Como uma alternativa à reconciliação reativa, que não nos permite prever e/ou controlar os erros envolvidos no processo, foi introduzido o método de reconciliação pró-ativa, o qual se baseia no processo iterativo de análise e correção de metodologias de coleta de amostras, com o objetivo de minimizar a variância e a média dos erros de amostragem, bem como de eliminar a necessidade de aplicação de fatores às estimativas dos modelos.

Os resultados obtidos mostraram que:

1. Com a diminuição das variâncias dos erros, aumentou-se a precisão da amostragem.
2. Com a diminuição dos erros de estimativa, aumentou-se a acurácia da amostragem.
3. Com o aumento da precisão e da acurácia da amostragem, aumentou-se a representatividade das amostras e, conseqüentemente, a confiabilidade nos dados de entrada.

Conclui-se, portanto, que a reconciliação pró-ativa pode trazer benefícios significativos a um empreendimento mineiro. É evidente que os erros de amostragem estão longe de ser eliminados por completo, mas um passo inicial foi dado, e as melhorias foram

demonstradas. A minimização dos erros que não podem ser eliminados e a aplicação de protocolos capazes de eliminar os restantes, são as ferramentas que nos permitem criar um modelo cujas estimativas sejam previsões, ou prognósticos, assegurando que os resultados futuros correspondam ao planeamento presente.

REFERÊNCIAS

- BANKES, P.; BULLIS, R.; GOW, N.; HAYSTEAD, B.; HILLS, A.; JURAS, S.; LEGAULT, M.; OLSON, P.; SAMIS, A.; SEVERIN, P. & SPRING, V. 2003. **Estimation of mineral resources and mineral reserves: best practice guideline**. Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum, CIM, Canada. Disponível em: <<http://www.cim.org/committees/estimation2003.pdf>>.
- CARVALHO, M.C.A.M. 1992. **Paracatu: o morro do ouro**. Rio Paracatu Mineração S/A, Gráfica Círculo do Livro, São Paulo.
- CRAWFORD, G.D. 2004. **Reconciliation of reserves: part 2**. Pincock Perspectives, nº50, jan/04, págs. 1-4, Pincock, Allen & Holt, Colorado. Disponível em: <<http://www.pincock.com/perspectives/Issue50-Reconciliation-2.pdf>>.
- ELLIOTT, S.M.; SNOWDEN, D.V.; BYWATER, A.; STANDING, C.A & RYBA, A. 2001. **Reconciliation of the McKinnons gold deposit, Cobar, New South Wales**. In: Mineral Resource and Ore Reserve Estimation: The AusIMM Guide to Good Practice, págs. 257-268, Ed. A.C. Edwards, The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Melbourne, Australia.
- FERREIRA, F.M. 1989. **Amostragem**. Apostila de curso. Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo, Escola Politécnica da USP, São Paulo.
- FRANÇOIS-BONGARÇON, D. 2005. **Rio Paracatu gold mine: study of sampling protocols and ore heterogeneity**. Agoratek International, Pierre Gy & D. François-Bongarçon, Sampling and Bed-Blending Associates. Relatório interno, RPM, Paracatu.
- FRANÇOIS-BONGARÇON, D. 2006. **Rio Paracatu gold mine: draft notes**. Agoratek International, Pierre Gy & D. François-Bongarçon, Sampling and Bed-Blending Associates. Relatório interno, RPM, Paracatu.
- FRANÇOIS-BONGARÇON, D. & GY, P. 2002. **Critical aspects in mill and plants: a guide to understanding sampling audits**. In: Journal of the South African IMM, vol. 102, nº 8, South Africa.
- GIRODO, A.C. 1999. **Amostragem de minérios para propósitos de desenvolvimento de processos e projetos industriais**. Apostila de curso. Escola de Engenharia de Minas, UFMG, Belo Horizonte.

- GRIGORIEFF, A. 2002. **Desenvolvimento de um novo protocolo de amostragem de carvão mineral**. Dissertação de mestrado. Escola de Engenharia, PPGEM, UFRGS, Porto Alegre.
- GRIGORIEFF, A.; COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J. 2002. **O problema de amostragem manual na indústria mineral**. REM: Revista Escola de Minas, vol. 55, n° 3, págs. 229-233, jul/set. Escola de Minas, Ouro Preto.
- GRIGORIEFF, A.; COSTA, J.F.C.L. & KOPPE, J. 2005. **Variogram of a continuous flow: a tool for designing sampling increments**. In: World Conference on Sampling and Blending, 2nd, págs. 27-31, Queensland, Australia.
- GY, P. 1998. **Sampling for analytical purposes**. 1st ed., translated by A.G. Royle, John Wiley & Sons, West Sussex, England.
- HANSON, W. 2005. **Paracatu mine technical report**. Relatório interno, Kinross Gold Corporation, Paracatu.
- HARRY, M. & SCHROEDER, R. 2000. **Six Sigma: the breakthrough management strategy revolutionizing the world's top corporations**. Doubleday, Random House Inc., New York.
- IMRIE, G.O.C. 2001. **Ore flow optimization: mine to mill integration - the next step improvement**. Hatch Beddows Strategy Consulting, Australia. Disponível em: <http://www.hatch.ca/Operations_Support/articles.htm>.
- ISAAKS, E.H. & SRIVASTAVA R.M. 1989. **An introduction to applied geostatistics**. Oxford University Press, New York.
- JURAS, S.J. 2002. **Idaho-Maryland mine: technical report**. Emgold Mining Corporation, caps. 12, 13 e 17, AMEC E&C Services, Vancouver, Canada. Disponível em: <<http://www.emgold.com/s/TechnicalReport.asp?ReportID=49039>>.
- MORLEY, C. & MCBRIDE, N. 1995. **Keeping geologists, production personnel and contractors happy: an integrated approach to blasting at Boddington Gold Mine, WA**. In: Explo '95 Conference, págs. 29-34, Brisbane, Australia.
- MORLEY, C. 2003. **Beyond reconciliation: a proactive approach to using mining data**. In: Large Open Pit Mining Conference, 5th, págs. 185-192, Kalgoorlie, Australia.

- MORRISON, R.D. & GRIMES, A. 2001. **Turning process data into performance information**. In: Challenges in Metallurgical Accounting and Information Management, South African Institute of Mining and Metallurgy, Western Cape Branch.
- NOPPÉ, M. 2004. **Reconciliation: importance of good sampling and data QA-QC**. In: Mining and Resource Geology Symposium, Queensland, Australia. Disponível em: <<http://www.snowdengroup.com/Files/GradeControl-1.pdf>>.
- OMEGA GEO-CONSULTING 2005. **On mine-to-mill reconciliation**. Omega Geo-Consulting Pty Ltd, Australia. Disponível em: <<http://www.omegaggeo.com/pdfs/omega-tp-10.pdf>>.
- PITARD, F.F. 1993. **Pierre Gy's sampling theory and sampling practice: heterogeneity, sampling correctness, and statistical process control**. 2nd ed., CRC Press, Boca Raton, Florida.
- PITARD, F.F. 2001. **A strategy to minimize ore grade reconciliation problems between the mine and the mill**. In: Mineral Resource and Ore Reserve Estimation: the AusIMM Guide to Good Practice, págs. 557-566, Ed. A.C. Edwards, The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Melbourne, Australia.
- SANTOS JR., L.T. 2005. **Diagnóstico do processo de amostragem na planta de beneficiamento de minérios**. Relatório interno, RPM, Paracatu.
- SCHOFIELD, N.A. 2001. **The myth of mine reconciliation**. In: Mineral Resource and Ore Reserve Estimation: the AusIMM Guide to Good Practice, págs. 601-610, Ed. A.C. Edwards, The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Melbourne, Australia.
- SNOWDEN, V. 1990. **Grade control and reconciliation**. Apostila de curso, Australia. Disponível em: <<http://www.snowdengroup.com/Files/>>.
- SNOWDEN, V. 1993. **Comparative 3-D resource modeling approaches at Macraes deposit in New Zealand and their reconciliation with production**. In: Applications of Computers in the Mineral Industry, págs. 42-45, University of Wollongong, New South Wales, Australia.
- SNOWDEN, V.; MOORE, C. & KELLY, D. 1994. **Using geostatistics to assist in optimizing grade control estimation at KCGM's Fimiston open pit**. In: Large Open Pit Mining Conference, 4th, págs. 117-131, Perth, Australia.

- THOMAS, N. & SNOWDEN, V. 1990. **Improving reconciliation and grade control by statistical and geostatistical analysis**. In: Strategies for Grade Control, págs. 49-59, AIG Bulletin 10, Australia. Disponível em: <<http://www.snowdengroup.com/Files/>>.

ANEXOS

A seguir são apresentados os dados referentes às amostras coletadas para este estudo, incluindo os problemas apresentados durante a amostragem. Os números tachados referem-se às 40 amostras excluídas da análise estatística.

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
1	1210D	15	AM I	pá	0,422	0,054	
2	1210D	15	AM II	pá	0,368		
3	1210D	43	AM I	pá	0,307	0,027	
4	1210D	43	AM II	pá	0,280		
5	1210D	63	AM I	pá	0,233	-0,079	
6	1210D	63	AM II	pá	0,312		
7	1210D	87	AM I	pá	0,388	0,054	
8	1210D	87	AM II	pá	0,334		
9	1210D	95	AM I	pá	0,342	-0,120	
10	1210D	95	AM II	pá	0,462		
11	1210D	109	AM I	pá	0,307	-0,185	
12	1210D	109	AM II	pá	0,491		
13	1212A	3	AM I	pá	0,437	-0,266	
14	1212A	3	AM II	pá	0,702		
15	1212A	20	AM I	pá	0,730	0,229	
16	1212A	20	AM II	pá	0,501		
17	1212A	23	AM I	pá	0,498	-0,003	
18	1212A	23	AM II	pá	0,501		
19	1212A	39	AM I	pá	0,781	0,054	
20	1212A	39	AM II	pá	0,727		
21	1212A	56	AM I	pá	0,560	0,071	
22	1212A	56	AM II	pá	0,488		
23	1212A	59	AM I	pá	1,236	0,376	
24	1212A	59	AM II	pá	0,860		
25	1212A	75	AM I	pá	0,642	0,194	
26	1212A	75	AM II	pá	0,449		
27	1212A	92	AM I	pá	1,186	0,607	
28	1212A	92	AM II	pá	0,580		
29	1212A	95	AM I	pá	0,686	0,148	
30	1212A	95	AM II	pá	0,538		
31	1212A	8	AM I	amostr.	0,800	0,442	muita amostra (furação errada: 5 m a mais)
32	1212A	8	AM II	amostr.	0,358		muita amostra (furação errada: 5 m a mais)
33	1212A	11	AM I	amostr.	1,264	0,864	muita amostra (furação errada: 5 m a mais)
34	1212A	11	AM II	amostr.	0,400		muita amostra (furação errada: 5 m a mais)
35	1212A	27	AM I	amostr.	0,650	0,069	
36	1212A	27	AM II	amostr.	0,582		
37	1212A	44	AM I	amostr.	1,934	1,032	pouca amostra (fechou um lado do centralizador)
38	1212A	44	AM II	amostr.	0,902		pouca amostra (fechou um lado do centralizador)
39	1212A	47	AM I	amostr.	0,887	0,317	
40	1212A	47	AM II	amostr.	0,570		
41	1212A	63	AM I	amostr.	0,650	0,320	
42	1212A	63	AM II	amostr.	0,330		
43	1212A	80	AM I	amostr.	0,490	-0,058	
44	1212A	80	AM II	amostr.	0,548		
45	1212A	83	AM I	amostr.	0,888	0,505	
46	1212A	83	AM II	amostr.	0,383		

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
47	1212A	94	AM I	amostr.	0,521	-0,279	
48	1212A	94	AM II	amostr.	0,800		
49	1210B	14	AM I	pá	0,809	0,174	
50	1210B	14	AM II	pá	0,635		
51	1210B	20	AM I	pá	0,543	0,131	
52	1210B	20	AM II	pá	0,412		
53	1210B	44	AM I	pá	0,377	-0,452	
54	1210B	44	AM II	pá	0,829		
55	1210B	47	AM I	pá	0,721	0,138	
56	1210B	47	AM II	pá	0,583		
57	1210B	69	AM I	pá	1,195	0,321	
58	1210B	69	AM II	pá	0,875		
59	1210B	76	AM I	pá	0,385	-0,145	
60	1210B	76	AM II	pá	0,530		
61	1210B	98	AM I	pá	0,615	-0,104	
62	1210B	98	AM II	pá	0,719		
63	1210B	101	AM I	pá	9,127	8,502	
64	1210B	101	AM II	pá	0,626		
65	1210B	3	AM I	amostr.	0,591	0,038	pouca amostra (cúpula não encaixou)
66	1210B	3	AM II	amostr.	0,552		pouca amostra (cúpula não encaixou)
67	1210B	9	AM I	amostr.	0,736	0,010	só amostrou o final do furo
68	1210B	9	AM II	amostr.	0,726		só amostrou o final do furo
69	1210B	27	AM I	amostr.	0,462	-0,205	
70	1210B	27	AM II	amostr.	0,666		
71	1210B	43	AM I	amostr.	0,383	-0,076	
72	1210B	43	AM II	amostr.	0,459		
73	1210B	49	AM I	amostr.	0,531	0,014	
74	1210B	49	AM II	amostr.	0,518		
75	1210B	64	AM I	amostr.	0,405	-0,034	
76	1210B	64	AM II	amostr.	0,438		
77	1210B	79	AM I	amostr.	0,519	0,083	
78	1210B	79	AM II	amostr.	0,436		
79	1210B	85	AM I	amostr.	1,032	0,382	
80	1210B	85	AM II	amostr.	0,650		
81	1210B	100	AM I	amostr.	1,019	0,126	
82	1210B	100	AM II	amostr.	0,893		
83	1210B	115	AM I	amostr.	1,135	0,170	muita amostra de um lado, pouca do outro
84	1210B	115	AM II	amostr.	0,965		muita amostra de um lado, pouca do outro
85	1210B	121	AM I	amostr.	1,252	0,568	muita amostra de um lado, pouca do outro
86	1210B	121	AM II	amostr.	0,685		muita amostra de um lado, pouca do outro
87	1210B	1	18h44	britagem	0,672		
88	1210B	2	19h07	britagem	0,735		
89	1210B	3	19h32	britagem	0,940		
90	1210B	4	19h56	britagem	0,505		
91	1210B	5	20h18	britagem	0,406		pouco material na correia
92	1210B	6	20h42	britagem	0,781		pouco material na correia
93	1210C	12	AM I	pá	0,354	-0,250	
94	1210C	12	AM II	pá	0,605		
95	1210C	17	AM I	pá	0,466	0,090	
96	1210C	17	AM II	pá	0,377		
97	1210C	23	AM I	pá	0,352	-0,096	
98	1210C	23	AM II	pá	0,447		
99	1210C	38	AM I	pá	0,487	-1,117	
100	1210C	38	AM II	pá	1,604		
101	1210C	43	AM I	pá	0,307	-0,129	
102	1210C	43	AM II	pá	0,437		
103	1210C	50	AM I	pá	0,526	0,220	
104	1210C	50	AM II	pá	0,307		

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
105	1210C	66	AM I	pá	0,515	0,159	
106	1210C	66	AM II	pá	0,355		
107	1210C	71	AM I	pá	0,607	-0,123	
108	1210C	71	AM II	pá	0,730		
109	1210C	87	AM I	pá	0,609	0,136	
110	1210C	87	AM II	pá	0,473		
111	1210C	93	AM I	pá	0,802		
112	1210C	93	AM II	pá			a amostra se perdeu no laboratório
113	1210C	98	AM I	pá	0,355	0,017	
114	1210C	98	AM II	pá	0,338		
115	1210C	113	AM I	pá	0,318	0,020	
116	1210C	113	AM II	pá	0,299		
117	1210C	5	AM I	amostr.	0,384	-0,133	
118	1210C	5	AM II	amostr.	0,517		
119	1210C	21	AM I	amostr.	0,488	0,084	
120	1210C	21	AM II	amostr.	0,404		
121	1210C	27	AM I	amostr.	0,666	0,142	pouca amostra (cúpula não encaixou)
122	1210C	27	AM II	amostr.	0,524		pouca amostra (cúpula não encaixou)
123	1210C	41	AM I	amostr.	0,457	0,094	
124	1210C	41	AM II	amostr.	0,362		
125	1210C	56	AM I	amostr.	0,688	0,179	
126	1210C	56	AM II	amostr.	0,509		
127	1210C	63	AM I	amostr.	0,481	0,128	pouca amostra (cúpula não encaixou)
128	1210C	63	AM II	amostr.	0,353		pouca amostra (cúpula não encaixou)
129	1210C	78	AM I	amostr.	1,112	-0,059	
130	1210C	78	AM II	amostr.	1,171		
131	1210C	92	AM I	amostr.	0,486	-0,207	
132	1210C	92	AM II	amostr.	0,693		
133	1210C	99	AM I	amostr.	0,385	-0,095	
134	1210C	99	AM II	amostr.	0,479		
135	1210C	112	AM I	amostr.	0,616	0,327	
136	1210C	112	AM II	amostr.	0,289		
137	1210C	1	10h34	britagem	0,482		
138	1210C	2	11h22	britagem	0,475		pouco material na correia
139	1210C	3	12h33	britagem	0,663		
140	1210C	4	13h30	britagem	0,508		
141	1210C	5	14h29	britagem	1,199		
142	1210C	6	15h40	britagem	0,451		
143	1210C	7	17h29	britagem	0,392		
144	1210C	8	19h31	britagem	0,303		
145	1210C	9	21h28	britagem	0,377		
146	1210C	10	23h27	britagem	0,418		
147	1210C	11	01h40	britagem	0,569		
148	1210C	12	04h05	britagem	0,442		
149	1210C	13	06h10	britagem	0,503		
150	1210C	14	09h12	britagem	0,742		minério misturado B1/B2 (?)
151	1210C	15	10h27	britagem	0,507		
152	1210C	16	12h30	britagem	0,402		
153	1210C	17	14h20	britagem	0,443		
154	1210C	18	16h44	britagem	0,550		
155	1712A	17	AM I	pá	0,539	0,027	
156	1712A	17	AM II	pá	0,512		
157	1712A	46	AM I	pá	0,632	0,207	
158	1712A	46	AM II	pá	0,425		
159	1712A	52	AM I	pá	0,560	0,206	
160	1712A	52	AM II	pá	0,354		
161	1712A	72	AM I	pá	0,404	-0,370	
162	1712A	72	AM II	pá	0,774		

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
163	1712A	79	AM I	pá	0,336	-0,055	
164	1712A	79	AM II	pá	0,392		
165	1712A	87	AM I	pá	0,618	0,139	
166	1712A	87	AM II	pá	0,479		
167	1712A	105	AM I	pá	0,377	-0,228	
168	1712A	105	AM II	pá	0,605		
169	1712A	111	AM I	pá	0,444	-0,274	
170	1712A	111	AM II	pá	0,719		
171	1712A	125	AM I	pá	0,628	0,214	
172	1712A	125	AM II	pá	0,414		
173	1712A	135	AM I	pá	0,398	-0,302	
174	1712A	135	AM II	pá	0,700		
175	1712A	72	fino	ROC D7	0,266	-0,181	perdeu um pouco do material fino
176	1712A	72	grosso	ROC D7	0,447		
177	1712A	87	fino	ROC D7	0,308	-0,309	perdeu um pouco do material fino
178	1712A	87	grosso	ROC D7	0,618		
179	1712A	125	fino	ROC D7	0,323	-0,173	
180	1712A	125	grosso	ROC D7	0,497		
181	1712A	1	AM I	amostr.	0,656	-0,129	muita amostra (transbordou recipiente)
182	1712A	1	AM II	amostr.	0,785		muita amostra (transbordou recipiente)
183	1712A	3	AM I	amostr.	0,328	-0,051	muita amostra (transbordou recipiente)
184	1712A	3	AM II	amostr.	0,380		muita amostra (transbordou recipiente)
185	1712A	5	AM I	amostr.	1,103	0,815	muita amostra (transbordou recipiente)
186	1712A	5	AM II	amostr.	0,288		muita amostra (transbordou recipiente)
187	1712A	7	AM I	amostr.	0,432	-0,035	muita amostra (transbordou recipiente)
188	1712A	7	AM II	amostr.	0,467		muita amostra (transbordou recipiente)
189	1712A	9	AM I	amostr.	1,001	0,374	muita amostra (transbordou recipiente)
190	1712A	9	AM II	amostr.	0,627		muita amostra (transbordou recipiente)
191	1712A	11	AM I	amostr.	0,437	-0,447	muita amostra (transbordou recipiente)
192	1712A	11	AM II	amostr.	0,885		muita amostra (transbordou recipiente)
193	1712A	23	AM I	amostr.	0,441	-0,150	muita amostra (transbordou recipiente)
194	1712A	23	AM II	amostr.	0,591		muita amostra (transbordou recipiente)
195	1712A	25	AM I	amostr.	0,587	0,176	
196	1712A	25	AM II	amostr.	0,411		
197	1712A	27	AM I	amostr.	0,642	0,011	
198	1712A	27	AM II	amostr.	0,631		
199	1712A	29	AM I	amostr.	0,434	0,086	
200	1712A	29	AM II	amostr.	0,347		
201	1712A	31	AM I	amostr.	2,113	0,998	muita amostra (transbordou recipiente)
202	1712A	31	AM II	amostr.	1,115		muita amostra (transbordou recipiente)
203	1712A	33	AM I	amostr.	0,251	-0,126	
204	1712A	33	AM II	amostr.	0,377		
205	1712A	45	AM I	amostr.	0,369	-0,193	
206	1712A	45	AM II	amostr.	0,562		
207	1712A	47	AM I	amostr.	0,558	0,226	
208	1712A	47	AM II	amostr.	0,332		
209	1712A	49	AM I	amostr.	0,454	-0,012	muita amostra (transbordou recipiente)
210	1712A	49	AM II	amostr.	0,466		muita amostra (transbordou recipiente)
211	1712A	51	AM I	amostr.	0,614	0,042	
212	1712A	51	AM II	amostr.	0,572		
213	1712A	53	AM I	amostr.	0,619	0,153	
214	1712A	53	AM II	amostr.	0,465		
215	1712A	66	AM I	amostr.	1,462	0,919	
216	1712A	66	AM II	amostr.	0,543		
217	1712A	68	AM I	amostr.	0,336	-0,422	
218	1712A	68	AM II	amostr.	0,758		
219	1712A	70	AM I	amostr.	0,641	-0,205	muita amostra (transbordou recipiente)
220	1712A	70	AM II	amostr.	0,846		muita amostra (transbordou recipiente)

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
221	1712A	72	AM I	amostr.	0,858	0,342	
222	1712A	72	AM II	amostr.	0,516		
223	1712A	74	AM I	amostr.	0,443	-0,287	
224	1712A	74	AM II	amostr.	0,731		
225	1712A	85	AM I	amostr.	0,910	0,270	
226	1712A	85	AM II	amostr.	0,640		
227	1712A	87	AM I	amostr.	0,587	0,191	
228	1712A	87	AM II	amostr.	0,396		
229	1712A	89	AM I	amostr.	0,563	0,265	
230	1712A	89	AM II	amostr.	0,298		
231	1712A	91	AM I	amostr.	0,639	0,086	
232	1712A	91	AM II	amostr.	0,553		
233	1712A	93	AM I	amostr.	0,630	-0,027	
234	1712A	93	AM II	amostr.	0,657		
235	1712A	104	AM I	amostr.	0,415	-0,195	
236	1712A	104	AM II	amostr.	0,610		
237	1712A	106	AM I	amostr.	0,565	-0,226	
238	1712A	106	AM II	amostr.	0,791		recipiente caiu (perdeu material superior)
239	1712A	108	AM I	amostr.	0,541	-0,055	
240	1712A	108	AM II	amostr.	0,596		
241	1712A	110	AM I	amostr.	0,740	0,206	
242	1712A	110	AM II	amostr.	0,534		
243	1712A	112	AM I	amostr.	0,482	-0,038	
244	1712A	112	AM II	amostr.	0,520		
245	1712A	123	AM I	amostr.	0,471	0,018	
246	1712A	123	AM II	amostr.	0,453		
247	1712A	125	AM I	amostr.	1,028	0,064	
248	1712A	125	AM II	amostr.	0,965		
249	1712A	127	AM I	amostr.	0,331	-0,368	não amostrou o primeiro metro do furo
250	1712A	127	AM II	amostr.	0,699		não amostrou o primeiro metro do furo
251	1712A	130	AM I	amostr.	0,643	-0,510	muita amostra (transbordou recipiente)
252	1712A	130	AM II	amostr.	1,153		muita amostra (transbordou recipiente)
253	1712A	132	AM I	amostr.	0,529	0,114	
254	1712A	132	AM II	amostr.	0,416		
255	1712A	141	AM I	amostr.	0,464	-0,372	
256	1712A	141	AM II	amostr.	0,836		
257	1712A	143	AM I	amostr.	0,308	-0,018	
258	1712A	143	AM II	amostr.	0,326		
259	1712A	145	AM I	amostr.	0,607	-0,553	
260	1712A	145	AM II	amostr.	1,160		
261	1712A	147	AM I	amostr.	0,521	-0,261	
262	1712A	147	AM II	amostr.	0,782		
263	1712A	1	09h10	britagem	0,425		minério misturado B1/B2 (?)
264	1712A	2	10h00	britagem	0,422		
265	1712A	3	10h57	britagem	0,388		Não foram amostradas na britagem as primeiras
266	1712A	4	11h55	britagem	0,716		linhas (~ até furo 34). O material foi retirado
267	1712A	5	13h00	britagem	0,603		antes por engano. Todo o restante foi amostrado
268	1712A	6	13h55	britagem	0,325		(aproximadamente 50.000 t).
269	1712A	7	14h59	britagem	0,629		
270	1712A	8	17h00	britagem	0,525		
271	1712A	9	17h56	britagem	0,468		
272	1712A	10	19h00	britagem	0,283		
273	1712A	11	20h00	britagem	0,399		eu não estava durante a coleta
274	1712A	12	21h00	britagem	0,449		eu não estava durante a coleta
275	1712A	13	21h56	britagem	0,382		
276	1712A	14	22h55	britagem	0,611		
277	1712A	15	01h00	britagem	0,531		eu não estava durante a coleta
278	1712A	16	03h00	britagem	0,417		eu não estava durante a coleta

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
279	1712A	17	05h00	britagem	2,333		eu não estava durante a coleta
280	1712A	18	09h12	britagem	0,513		não houve coleta da 7h (parou Linha A)
281	1712A	19	10h03	britagem	0,526		
282	1712A	20	10h57	britagem	0,596		
283	1712A	21	13h00	britagem	0,474		não houve coleta da 12h (parou Linha A)
284	1712A	22	14h05	britagem	0,358		
285	1712A	23	15h05	britagem	0,886		
286	1712A	24	16h59	britagem	0,670		
287	1712A	25	18h00	britagem	0,551		eu não estava durante a coleta
288	1712A	26	19h00	britagem	0,446		eu não estava durante a coleta
289	1712A	27	20h02	britagem	0,398		
290	1712A	28	21h10	britagem	0,464		
291	1712A	29	22h09	britagem	0,461		minério misturado B1/B2 (?)
292	1712A	30	23h00	britagem	0,444		
293	1712A	31	01h00	britagem	0,390		eu não estava durante a coleta
294	1712A	32	03h00	britagem	0,422		eu não estava durante a coleta
295	1712A	33	05h00	britagem	0,632		eu não estava durante a coleta
296	1712A	34	07h00	britagem	0,494		eu não estava durante a coleta
297	1712A	35	09h25	britagem	0,351		
298	1712A	36	10h13	britagem	0,366		
299	1712A	37	11h05	britagem	0,518		
300	1712A	38	12h06	britagem	0,270		não houve coleta da 17h (faltou minério)
301	1712A	39	12h59	britagem	0,379		minério misturado B1/B2 (?)
302	1712A	40	14h04	britagem	0,514		
303	1712A	41	15h02	britagem	0,545		
304	1712A	42	17h57	britagem	0,300		minério misturado B1/B2
305	1712A	43	18h56	britagem	0,455		
306	1712A	44	19h52	britagem	0,312		
307	1712A	45	20h53	britagem	0,396		
308	1712A	46	21h56	britagem	0,568		
309	1712A	47	22h55	britagem	0,350		
310	1712A	48	00h46	britagem	0,284		
311	1712A	49	02h44	britagem	0,424		
312	1712A	50	04h00	britagem	0,296		eu não estava durante a coleta
313	2624B	1	AM I	ROC D7	0,537	0,130	
314	2624B	1	AM II	ROC D7	0,406		
315	2624B	2	AM I	ROC D7	0,268	0,076	
316	2624B	2	AM II	ROC D7	0,192		
317	2624B	3	AM I	ROC D7	0,239	-0,015	
318	2624B	3	AM II	ROC D7	0,254		
319	2624B	4	AM I	ROC D7	0,284	0,108	
320	2624B	4	AM II	ROC D7	0,176		
321	2624B	5	AM I	ROC D7	0,351	0,040	
322	2624B	5	AM II	ROC D7	0,311		
323	2624B	6	AM I	ROC D7	0,340	-0,057	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
324	2624B	6	AM II	ROC D7	0,397		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
325	2624B	16	AM I	ROC D7	0,264	-0,065	
326	2624B	16	AM II	ROC D7	0,329		
327	2624B	17	AM I	ROC D7	0,392	-0,009	
328	2624B	17	AM II	ROC D7	0,401		
329	2624B	18	AM I	ROC D7	0,283	-0,075	
330	2624B	18	AM II	ROC D7	0,358		
331	2624B	19	AM I	ROC D7	0,386	-0,015	
332	2624B	19	AM II	ROC D7	0,401		
333	2624B	20	AM I	ROC D7	0,379	0,205	
334	2624B	20	AM II	ROC D7	0,174		
335	2624B	21	AM I	ROC D7	0,356	-0,038	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
336	2624B	21	AM II	ROC D7	0,394		pouca amostra (pequena profundidade do furo)

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
337	2624B	29	AM I	ROC D7	0,344	0,125	
338	2624B	29	AM II	ROC D7	0,219		
339	2624B	30	AM I	ROC D7	0,335	0,084	
340	2624B	30	AM II	ROC D7	0,251		
341	2624B	31	AM I	ROC D7	0,304	-0,007	
342	2624B	31	AM II	ROC D7	0,310		
343	2624B	32	AM I	ROC D7	0,225	-0,022	
344	2624B	32	AM II	ROC D7	0,248		
345	2624B	33	AM I	ROC D7	0,476	-0,035	
346	2624B	33	AM II	ROC D7	0,511		
347	2624B	34	AM I	ROC D7	0,268	0,001	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
348	2624B	34	AM II	ROC D7	0,268		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
349	2624B	42	AM I	ROC D7	0,554	0,182	
350	2624B	42	AM II	ROC D7	0,372		
351	2624B	43	AM I	ROC D7	0,391	-0,103	
352	2624B	43	AM II	ROC D7	0,494		
353	2624B	44	AM I	ROC D7	0,413	-0,046	
354	2624B	44	AM II	ROC D7	0,459		
355	2624B	45	AM I	ROC D7	0,233	-0,075	
356	2624B	45	AM II	ROC D7	0,308		
357	2624B	46	AM I	ROC D7	0,868	-0,821	
358	2624B	46	AM II	ROC D7	1,690		
359	2624B	47	AM I	ROC D7	0,305	-0,122	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
360	2624B	47	AM II	ROC D7	0,426		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
361	2624B	55	AM I	ROC D7	0,520	0,027	
362	2624B	55	AM II	ROC D7	0,492		
363	2624B	56	AM I	ROC D7	0,380	0,039	
364	2624B	56	AM II	ROC D7	0,341		
365	2624B	57	AM I	ROC D7	0,832	0,404	
366	2624B	57	AM II	ROC D7	0,428		
367	2624B	58	AM I	ROC D7	0,260	-0,043	
368	2624B	58	AM II	ROC D7	0,303		
369	2624B	59	AM I	ROC D7	0,293	-0,079	
370	2624B	59	AM II	ROC D7	0,372		
371	2624B	60	AM I	ROC D7	0,259	0,058	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
372	2624B	60	AM II	ROC D7	0,201		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
373	2624B	68	AM I	ROC D7	0,446	0,093	
374	2624B	68	AM II	ROC D7	0,353		
375	2624B	69	AM I	ROC D7	0,625	-0,086	
376	2624B	69	AM II	ROC D7	0,710		
377	2624B	70	AM I	ROC D7	0,341	-0,289	
378	2624B	70	AM II	ROC D7	0,630		
379	2624B	71	AM I	ROC D7	0,267	-0,024	
380	2624B	71	AM II	ROC D7	0,291		
381	2624B	72	AM I	ROC D7	0,388	-0,035	
382	2624B	72	AM II	ROC D7	0,423		
383	2624B	73	AM I	ROC D7	0,240	-0,065	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
384	2624B	73	AM II	ROC D7	0,305		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
385	2624B	10	AM I	amostr.	0,199	-0,004	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
386	2624B	10	AM II	amostr.	0,202		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
387	2624B	11	AM I	amostr.	0,516	0,164	
388	2624B	11	AM II	amostr.	0,353		
389	2624B	12	AM I	amostr.	0,384	-0,197	
390	2624B	12	AM II	amostr.	0,581		
391	2624B	13	AM I	amostr.	0,196	0,038	
392	2624B	13	AM II	amostr.	0,158		
393	2624B	14	AM I	amostr.	0,221	-0,029	
394	2624B	14	AM II	amostr.	0,250		

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
395	2624B	15	AM I	amostr.	0,408	0,019	
396	2624B	15	AM II	amostr.	0,388		
397	2624B	23	AM I	amostr.	0,233	-0,032	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
398	2624B	23	AM II	amostr.	0,265		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
399	2624B	24	AM I	amostr.	0,348	0,014	
400	2624B	24	AM II	amostr.	0,333		
401	2624B	25	AM I	amostr.	0,302	0,127	
402	2624B	25	AM II	amostr.	0,176		
403	2624B	26	AM I	amostr.	0,397	0,051	
404	2624B	26	AM II	amostr.	0,346		
405	2624B	27	AM I	amostr.	0,465	0,231	
406	2624B	27	AM II	amostr.	0,234		
407	2624B	28	AM I	amostr.	0,218	-0,226	
408	2624B	28	AM II	amostr.	0,445		
409	2624B	36	AM I	amostr.	0,199	-0,010	
410	2624B	36	AM II	amostr.	0,209		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
411	2624B	37	AM I	amostr.	0,360	-0,194	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
412	2624B	37	AM II	amostr.	0,555		
413	2624B	38	AM I	amostr.	0,334	-0,111	
414	2624B	38	AM II	amostr.	0,444		
415	2624B	39	AM I	amostr.	0,336	-0,045	
416	2624B	39	AM II	amostr.	0,381		
417	2624B	40	AM I	amostr.	0,229	-0,062	
418	2624B	40	AM II	amostr.	0,291		
419	2624B	41	AM I	amostr.	0,227	-0,166	
420	2624B	41	AM II	amostr.	0,393		
421	2624B	49	AM I	amostr.	0,209	0,011	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
422	2624B	49	AM II	amostr.	0,198		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
423	2624B	50	AM I	amostr.	0,554	-0,104	
424	2624B	50	AM II	amostr.	0,657		
425	2624B	51	AM I	amostr.	0,940	-0,307	
426	2624B	51	AM II	amostr.	1,247		
427	2624B	52	AM I	amostr.	1,247	0,975	
428	2624B	52	AM II	amostr.	0,272		
429	2624B	53	AM I	amostr.	0,228	-0,089	
430	2624B	53	AM II	amostr.	0,317		
431	2624B	54	AM I	amostr.	0,567	0,067	
432	2624B	54	AM II	amostr.	0,500		
433	2624B	62	AM I	amostr.	0,191	-0,018	pouca amostra (pequena profundidade do furo)
434	2624B	62	AM II	amostr.	0,210		pouca amostra (pequena profundidade do furo)
435	2624B	63	AM I	amostr.	0,211	-0,022	
436	2624B	63	AM II	amostr.	0,233		
437	2624B	64	AM I	amostr.	0,249	-0,025	
438	2624B	64	AM II	amostr.	0,274		
439	2624B	65	AM I	amostr.	0,327	-0,179	
440	2624B	65	AM II	amostr.	0,505		
441	2624B	66	AM I	amostr.	0,263	-0,011	
442	2624B	66	AM II	amostr.	0,274		
443	2624B	67	AM I	amostr.	0,562	0,155	
444	2624B	67	AM II	amostr.	0,407		
445	2624B	75	AM I	amostr.	1,572	-1,359	pouca amostra (furou o 74 em vez do 75)
446	2624B	75	AM II	amostr.	2,932		pouca amostra (furou o 74 em vez do 75)
447	2624B	76	AM I	amostr.	0,280	-0,086	
448	2624B	76	AM II	amostr.	0,366		
449	2624B	77	AM I	amostr.	0,380	0,168	
450	2624B	77	AM II	amostr.	0,212		
451	2624B	78	AM I	amostr.	0,358	0,118	
452	2624B	78	AM II	amostr.	0,241		

#	bloco	furo	amostra	origem dados	teor Au (g/t)	erro (AMI-AMII)	problemas encontrados na amostragem
453	2624B	79	AM I	amostr.	0,307	-0,066	
454	2624B	79	AM II	amostr.	0,373		
455	2624B	80	AM I	amostr.	0,404	-0,177	
456	2624B	80	AM II	amostr.	0,581		
457	2624B	1	01h00	britagem	0,550		
458	2624B	2	01h30	britagem	0,249		material do sub-bloco 2624C misturado
459	2624B	3	01h59	britagem	0,177		material do sub-bloco 2624C misturado
460	2624B	4	02h59	britagem	0,474		
461	2624B	5	03h30	britagem	0,265		
462	2624B	6	04h00	britagem	0,532		
463	2624B	7	04h28	britagem	0,244		
464	2624B	8	04h59	britagem	0,271		
465	2624B	9	05h30	britagem	0,296		
466	2624B	10	06h00	britagem	0,297		
467	2624B	11	06h32	britagem	0,281		
468	2624B	12	06h58	britagem	0,232		
469	2624B	13	07h30	britagem	0,343		
470	2624B	14	08h29	britagem	0,248		
471	2624B	15	08h55	britagem	0,324		
472	2624B	16	09h43	britagem	0,365		
473	2624B	17	10h32	britagem	0,483		
474	2624B	18	11h04	britagem	0,471		
475	2624B	19	11h31	britagem	0,285		
476	2624B	20	12h34	britagem	0,206		
477	2624B	21	13h10	britagem	0,241		
478	2624B	22	13h34	britagem	0,457		
479	2624B	23	14h00	britagem	0,459		
480	2624B	24	14h30	britagem	0,657		