

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Escola De Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas

Sílvia de Castro Martins

**GEOMETALURGIA APLICADA AO PLANEJAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DE
SEQUENCIAMENTO DIRETO DE BLOCOS EM DEPÓSITOS DE COBRE E OURO**

Belo Horizonte
2024

Sílvia de Castro Martins

GEOMETALURGIA APLICADA AO PLANEJAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DE SEQUENCIAMENTO DIRETO DE BLOCOS EM DEPÓSITOS DE COBRE E OURO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial à obtenção do título de Doutora em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas

Área de concentração: Tecnologia Mineral

Linha de pesquisa: Geometalurgia

Orientador: Prof. Douglas Batista Mazzinghy

Belo Horizonte
2024

M386g	<p>Martins, Sílvia de Castro. Geometalurgia aplicada ao planejamento de lavra através de sequenciamento direto de blocos em depósitos de cobre e ouro [recurso eletrônico] / Sílvia de Castro Martins. - 2024. 1 recurso online (101 f. : il., color.) : pdf.</p> <p>Orientador: Douglas Batista Mazzinghy.</p> <p>Tese (doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.</p> <p>Bibliografia: f. 214-220.</p> <p>1. Engenharia de minas - Teses. 2. Tecnologia mineral - Teses. 3. Sequenciamento direto de blocos - Teses. 4. Geometalurgia - Teses. I. Mazzinghy, Douglas Batista. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.</p> <p>CDU: 622(043)</p>
-------	---



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Metalúrgica, Materiais e de Minas



A tese intitulada "**Geometurgia Aplicada ao Planejamento de Lavra através de Sequenciamento Direto de Blocos em Depósitos de Cobre e Ouro**", área de concentração: Tecnologia Mineral, apresentada pela candidata **Sílvia de Castro Martins**, para obtenção do grau de Doutora em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas, foi aprovada pela comissão examinadora constituída pelos seguintes membros:

Dr. Douglas Batista Mazzinghy
Orientador (UFMG)

Dr. Edmo da Cunha Rodovalho
(UNIFAL)

Dr. Alizeibek Saleimen Nader (UFMG)

Dr. Carlos Enrique Arroyo Ortiz (UFOP)

Dr. Giorgio Francesco Cesare de Tomi (USP)

Prof. Eduardo H. M. Nunes
Escola de Engenharia da UFMG
Depto de Engenharia Metalúrgica e de Materiais

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Metalúrgica, Materiais e de Minas/UFMG

Belo Horizonte, 26 de junho de 2024

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao professor Douglas Mazinghy pela excepcional orientação me dada nesses quatro anos e pelas ótimas aulas que pude ter com ele. Agradeço ao meu marido por sempre me motivar ao longo do meu doutorado. Agradeço aos meus pais, à minha irmã e aos meus amigos por torcerem por mim ao longo desse processo. Agradeço a mineradora que forneceu o banco de dados e possibilitou o desenvolvimento dessa pesquisa. Agradeço a Capes pela bolsa de doutorado fornecida. Agradeço a MiningMath pelo fornecimento de licença de *software* utilizado na pesquisa.

RESUMO

O planejamento de lavra é uma etapa crítica na mineração e tem como objetivo gerar cenários de produção visando o uso econômico e sustentável dos recursos minerais. A geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar que visa conectar diferentes áreas da cadeia de valor mineral buscando maior precisão no processo de tomada de decisão, já que pode indicar possíveis gargalos ao longo da vida da mina, reduzindo os riscos do negócio. Apesar disso, a inclusão das variáveis geometalúrgicas no modelo de blocos ainda é incipiente na mineração. O objetivo desse trabalho foi mostrar a importância e os impactos da geometalurgia no planejamento de lavra, empregando-se uma metodologia fácil, rápida e de baixo custo que vai desde a obtenção dos índices de cominuição até o sequenciamento de lavra. O primeiro estudo utilizou um modelo de blocos sintético e público (Marvin) para comparar o sequenciamento de lavra com e sem as variáveis geometalúrgicas. Os resultados indicaram que no cenário com as variáveis geometalúrgicas o retorno econômico foi menor que no cenário sem as variáveis geometalúrgicas, indicando um possível otimismo nas premissas adotadas no cenário convencional. O segundo estudo foi realizado com um banco de dados de uma mina real que possui grande quantidade de ensaios de cominuição obtidos através do HIT (*Hardness Index Tester*). O HIT fornece como resultado os índices de cominuição A^*b e BWI, que são considerados variáveis não-aditivas. Foram gerados dois modelos de blocos geometalúrgicos, um com a interpolação espacial dos índices de cominuição A^*b e BWI e outro com a interpolação espacial da energia específica. Foram gerados planos de produção através de sequenciamento direto de blocos para os dois modelos de blocos geometalúrgicos e os resultados mostraram diferença não significativa (0,54%) no Valor Presente Líquido (VPL), apesar de haver diferenças no sequenciamento dos blocos em cada cenário. Pode-se concluir que o método de interpolação espacial não influenciou o resultado econômico final para a mina estudada. A pesquisa desenvolvida mostra como obter os índices de cominuição e como utilizar os mesmos no sequenciamento geometalúrgico de lavra. Espera-se que outras minas utilizem a metodologia apresentada para redução dos riscos em relação as estimativas de produtividade (t/h).

Palavras-chave: planejamento de mina; sequenciamento direto de blocos; variáveis geometalúrgicas; energia específica.

ABSTRACT

Mine planning is a critical step in mining and aims to generate production scenarios focused on the economic and sustainable use of mineral resources. Geometallurgy is a multidisciplinary approach that purposes to connect different areas of the mineral value chain, seeking greater precision in the decision-making process, since it can indicate possible bottlenecks throughout the life of the mine, reducing business risks. Despite this, the inclusion of geometallurgical variables in the block model is still incipient in mining. The objective of this study was to show the importance and impacts of geometallurgy in mine planning, using an easy, fast and low-cost methodology that ranges from obtaining comminution indices to mining scheduling. The first study used a synthetic and public block model (Marvin) to compare mining scheduling with and without geometallurgical variables. The results indicated that in the scenario with geometallurgical variables, the economic return was lower than in the scenario without geometallurgical variables, indicating a possible optimism in the assumptions adopted in the conventional scenario. The second study was carried out with a database of a real mine that has a large number of comminution tests obtained through the HIT (Hardness Index Tester). The HIT provides the comminution indices A^*b and BWI, which are considered non-additive variables. Two geometallurgical block models were generated, one considering the spatial interpolation of the comminution indices A^*b and BWI and the other considering the spatial interpolation of the specific energy. Production plans were generated through direct block scheduling for the two geometallurgical block models and the results showed a non-significant difference (0.54%) in the Net Present Value (NPV), despite there being differences in the scheduling of the blocks in each scenario. It can be concluded that the spatial interpolation method did not influence the final economic result for the studied mine. The research developed shows how to obtain comminution indexes and how to use them in the geometallurgical scheduling of mining. It is expected that other mines will use the presented methodology to reduce risks in relation to productivity estimates (t/h).

Keywords: mine planning; direct block scheduling; geometallurgical variables; specific energy.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-1: Modelo de blocos com informações geometalúrgicas	21
Figura 1-2: Comparativo entre LG e SDB.....	22
Figura 3-1: Capacidade de influenciar nos custos de um projeto mineral.....	26
Figura 3-2: Discretização do domínio em blocos	28
Figura 3-3: Representação de um modelo de blocos	30
Figura 3-4: Multidisciplinaridade da geometalurgia.	32
Figura 3-5: Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas	34
Figura 3-6: Comparação entre o modelo de blocos clássico e o MBG	35
Figura 3-7: Equipamento utilizado no ensaio de DWT.	41
Figura 3-8: Representação da relação entre fragmentação e energia específica.	42
Figura 3-9: Relação entre A^*b e Mia	47
Figura 3-10: Relação entre A^*b e Mic	47
Figura 3-11: Relação entre A^*b e Mih	48
Figura 3-12: Relação entre o BWI e o Mib em função do P100 da amostra.....	48
Figura 3-13: Protótipo de 2ª geração utilizado na realização do teste HIT.	49
Figura 3-14: Correlação entre A^*b obtidos em ensaios SMC e HIT.....	50
Figura 3-15: Correlação entre A^*b obtidos em ensaios SMC e DWT e HIT. (a) 16×13.2 mm, (b) 22.4×19 mm.	51
Figura 3-16: Comparação entre o ensaio de BWI e a estimativa do BWI a partir do HIT.....	51
Figura 3-17: Exemplo mostrando a mistura de dois blocos com variável aditiva (densidade) e variável não aditiva (BWI).	52
Figura 3-18: Diferenças de como aplicar a curva de regressão para prever a recuperação de cobre	53
Figura 3-19: Diferentes misturas produzem diferentes recuperações globais de metais	54
Figura 3-20: Valores de BWI obtidos experimentalmente e teóricos.....	55
Figura 3-21: Relação entre geologia e processos nas abordagens geometalúrgicas.....	57
Figura 3-22: Abordagem determinística do SDB	61
Figura 3-23: Blocos sequenciados por ano no <i>Doppler</i>	62
Figura 3-24: Seção S-N obtida pela sequenciamento de lavra obtido no algoritmo de SDB...	63
Figura 3-25: Blocos extraídos no período 10 empregando-se o SDB	63
Figura 3-26: Cava final operacionalizada.....	71

Figura 3-27: Região a ser lavrada nos primeiros 5 anos proveniente do <i>Whittle</i>	71
Figura 3-28: Região a ser lavrada nos primeiros 5 anos proveniente do <i>Doppler</i>	72
Figura 3-29: Gráfico das movimentações mássicas de sulfetos para as simulações das duas metodologias.....	73
Figura 3-30: Gráfico das movimentações mássicas de estéril para as simulações das duas metodologias.....	74
Figura 3-31: Fluxo de caixa descontados obtidos em ambas as metodologias.....	75
Figura 3-32: Evolução dos movimentos de massa globais durante a LOM.	76
Figura 3-33: Otimização determinística	79
Figura 3-34: Otimização estocástica.....	79
Figura 3-35: Diferença entre o VPL obtido no modelo determinístico e no modelo estocástico.	80
Figura 3-36: Modelagem geometalúrgica na otimização estocástica	81
Figura 3-37: Teor médio e VPL para os cenários simulados e o <i>E-type</i>	83
Figura 3-38: Análise de sensibilidade dos parâmetros econômicos preço de venda, custos operacionais, recuperação de ouro, e teor de ouro.....	84
Figura 4-1: Distribuição das recuperações metalúrgicas de cobre e ouro em função do teor de cobre.	89
Figura 4-2: Histograma da energia específica dos blocos mineralizados.....	89
Figura 4-3: Custo de processamento em função da energia específica do bloco.	90
Figura 4-4: Distribuição da energia específica dos blocos mineralizados.....	94
Figura 4-5: Litologias. Em verde, Gnd e em vermelho, QzP	94
Figura 4-6: (a) Recuperação metalúrgica de Cu em função do teor de Cu. (b) Recuperação metalúrgica de Au em função do grau de Au.	96
Figura 4-7: Histograma do teor de cobre.....	99
Figura 4-8: Histograma do teor de ouro	99
Figura 4-9: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.	101
Figura 4-10: Relação entre M_{ia} e A_{xb} (Doll, 2024).....	101
Figura 4-11: Relação entre M_{ib} e BWI (Doll, 2022).....	102
Figura 4-12: Diagrama das etapas realizadas. (a) Primeira abordagem. (b) Segunda abordagem.	104
Figura 4-13: Histograma dos teores de cobre.	106
Figura 4-14: Histograma dos teores de ouro.....	107

Figura 4-15: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.	108
Figura 4-16: Relação entre A_{xb} e M_{ia} (Doll, 2024).	108
Figura 4-17: Relação entre M_{ib} e B_{WI} (Doll, 2022).	109
Figura 4-18: Diagrama da metodologia.	112
Figura 5-1: Representação do modelo de blocos.	115
Figura 5-2: Modelo de blocos com informações de teor, liberação, granulometria, moagem (Wi de Bond e SPI) [3].	116
Figura 5-3: Comparação entre o planejamento de lavra empregando-se LG e SDB [7].	117
Figura 5-4: Fluxograma da hierarquia das restrições da maior para a menor [8].	118
Figura 5-5: Distribuição das recuperações metalúrgicas de cobre e ouro em função do teor de cobre.	120
Figura 5-6: Histograma da energia específica dos blocos mineralizados.	121
Figura 5-7: Custo de processamento em função da energia específica do bloco.	122
Figura 5-8: Teores de cobre distribuídos no modelo Marvin.	125
Figura 5-9: Teor máximo de cobre em cada nível da mina.	126
Figura 5-10: Histograma dos teores de cobre e ouro no modelo Marvin.	127
Figura 5-11: Exemplos de cavas geradas no SDB para os cenários 1 e 2.	128
Figura 5-12: Massas enviadas para a usina nos cenários 1 e 2.	129
Figura 5-13: Massas enviadas para a pilha de estéril nos cenários 1 e 2.	130
Figura 5-14: Pilha de estoque do cenário 1.	130
Figura 5-15: Teores médios de cobre e ouro que alimentam a usina no cenário 1.	132
Figura 5-16: Pilha de estoque do cenário 2.	132
Figura 5-17: Teores médios de cobre e ouro que alimenta a usina no cenário 2.	134
Figura 5-18: Horas de processamento anuais em cada cenário.	134
Figura 5-19: Massas movimentadas e produzidas nos cenários 1 e 2.	135
Figura 5-20: VPL acumulado para os cenários 1 e 2.	135
Figura 5-21: Produção acumulada de cobre ao longo da vida da mina nos cenários 1 e 2.	136
Figura 5-22: Produção acumulada de ouro ao longo da vida da mina nos cenários 1 e 2.	136
Figura 6-1: Comparação entre dois modelos de blocos, com e sem variáveis geometalúrgicas.	142
Figura 6-2: Distribuição da energia específica dos blocos mineralizados.	147
Figura 6-3: Litologias. Em verde, Gnd e em vermelho, QzP.	148

Figura 6-4: (a) Recuperação metalúrgica de Cu em função do teor de Cu. (b) Recuperação metalúrgica de Au em função do grau de Au.	149
Figura 6-5: Distribuição dos teores de Cu por bloco.....	152
Figura 6-6: Teor máximo de cobre em cada nível.	153
Figura 6-7: Distribuição dos teores de Cu e Au nos blocos mineralizados.	153
Figura 6-8: Resultados da otimização. (a) Sequência de extração. (b) Cava final.	154
Figura 6-9: Tonelagem movimentada na usina e na mina.	155
Figura 6-10: Tempo de processamento anual da usina.....	156
Figura 6-11: Teores médios de ouro e cobre na usina	157
Figura 6-12: Produção metálica.	158
Figura 6-13: VPL acumulado.	158
Figura 7-1: Exemplo mostrando a mistura de dois blocos com variável aditiva (densidade) e variável não aditiva (BWI).	165
(b) Figura 7-2: (a) Modelo de blocos tridimensional. (b) Seção retirada do modelo tridimensional.	166
Figura 7-3: Histograma do teor de cobre.....	167
Figura 7-4: Histograma do teor de ouro	168
Figura 7-5: Curvas de recuperação de ouro em função da litologia.	169
Figura 7-6: Relação entre Mia e Axb [29].	170
Figura 7-7: Relação entre Mib e BWI [30].	170
Figura 7-8: Diagrama das etapas realizadas. (a) Primeira abordagem. (b) Segunda abordagem.	172
Figura 7-9: Histograma da energia específica dos blocos na primeira abordagem.	175
Figura 7-10: Histograma da energia específica dos blocos na segunda abordagem.....	175
Figura 7-11: Extração período a período e todos.....	177
Figura 7-12: Tempo anual de processamento para extração de ambos os modelos de blocos seguindo o sequenciamento da primeira abordagem mostrada na figura 7-13.....	177
Figura 7-13: Resultados do SDB. (a) Massas anuais enviadas para a usina em ambas as abordagens. (b) Tempo de processamento anual da usina em ambas as abordagens.	179
Figura 7-14: Movimentação total da mina período a período em ambas as abordagens.....	179
Figura 7-15: (a) Teores de Cu em ambas as abordagens. (b) Teores de Au em ambas as abordagens.....	180

Figura 7-16: (a) Produção de Cu em ambas as abordagens. (b) Produção de Au em ambas as abordagens.	180
Figura 7-17: VPL acumulado período a período.	181
Figura 8-1: (a) Modelo de blocos sem variáveis geometalúrgicas; (b) Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas (GBM).....	189
Figura 8-2: Histograma dos teores de cobre.	194
Figura 8-3: Histograma dos teores de ouro.....	194
Figura 8-4: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.	195
Figura 8-5: Relação entre Axb e Mia (Doll, 2024).	196
Figura 8-6: Relação entre Mib e BWI (Doll, 2022).	197
Figura 8-7: Diagrama da metodologia.	200
Figura 8-8: Sequenciamento de blocos de 20 anos.....	200
Figura 8-9: Sequenciamento de blocos de 20 anos.....	201
Figura 8-10: Tonelagem enviada para processamento e tonelagem total durante a mina de 20 anos.	202
Figura 8-11: Tempo de processamento anual da usina.....	202
Figura 8-12: Teores médios de cobre e ouro que alimentaram a usina.	203
Figura 8-13: Produção de cobre e ouro por período.	203
Figura 8-14: VPL acumulado	204

LISTA DE TABELAS

Tabela 3-1: Cálculos da massa de cobre produzida, da taxa de alimentação e das horas de processamento.....	35
Tabela 3-2: Distribuição da carga moedora no ensaio de Bond.....	38
Tabela 3-3: Classificação dos valores de BWI.....	39
Tabela 3-4: Distribuição de partículas e energias utilizadas no ensaio de DWT.	40
Tabela 3-5: Classificação dos valores de A*b.....	43
Tabela 3-6: Profundidade de aplicação dos programas geometalúrgicos.....	58
Tabela 3-7: Níveis de uso dos dados geometalúrgicos.	59
Tabela 3-8: Resultados obtidos nas otimizações	69
Tabela 3-9: Resultados obtidos no planejamento de longo prazo	72
Tabela 3-10: Número de períodos obtidos a partir do sequenciamento em cada simulação. ...	74
Tabela 4-1: Densidades médias aplicadas aos blocos com base no teor de cobre.....	87
Tabela 4-2: Cenários analisados na otimização.	91
Tabela 4-3: Parâmetros comuns aos dois cenários utilizados para o cálculo da função benefício	92
Tabela 4-4: Dados de entrada no software	92
Tabela 4-5: Variação da energia específica para cada litologia.	94
Tabela 4-6: Recuperações metalúrgicas	95
Tabela 4-7: Parâmetros econômicos	98
Tabela 4-8: Parâmetros de entrada da otimização	98
Tabela 4-9: Equação para a recuperação de cobre.....	100
Tabela 4-10: Equação da recuperação de ouro	100
Tabela 4-11: Parâmetros econômicos	105
Tabela 4-12: Parâmetros de entrada da otimização	105
Tabela 4-13: Equação para a recuperação de cobre.....	107
Tabela 4-14: Equação da recuperação de ouro	107
Tabela 4-15: Parâmetros econômicos.....	111
Tabela 4-16: Parâmetros de entrada para otimização DBS.	111
Tabela 5-1: Densidades médias aplicadas aos blocos com base no teor de cobre.....	119
Tabela 5-2: Cenários analisadoS.	122

Tabela 5-3: Parâmetros comuns aos dois cenários utilizados para o cálculo da função benefício	123
Tabela 5-4: Dados de entrada na otimização	124
Tabela 5-5: Dados estatísticos do modelo Marvin	127
Tabela 5-6: VPLA dos cenários 1 e 2	135
Tabela 6-1: Cálculos de massa de cobre produzida, taxa de alimentação da planta e horas de processamento.....	143
Tabela 6-2: Variação da energia específica para cada litologia.	147
Tabela 6-3: Recuperações metalúrgicas	148
Tabela 6-4: Parâmetros econômicos	151
Tabela 6-5: Parâmetros de entrada da otimização	151
Tabela 6-6: Estatística do Modelo <i>Marvin</i>	154
Tabela 7-1: Equação para a recuperação de cobre.....	168
Tabela 7-2: Equação da recuperação de ouro.	169
Tabela 7-3: Parâmetros econômicos	173
Tabela 7-4: Parâmetros de entrada da otimização	174
Tabela 8-1: Equação da recuperação de cobre.	195
Tabela 8-2: Equação da recuperação de ouro	195
Tabela 8-3: Parâmetros econômicos.	199

LISTAS DE ABREVIACOES E SIGLAS

BWI – Bond work index

DWT - *Drop Weight Test*

HIT – *Hardness Index Tester*

LG – *Lerchs and Grossmann*

LOM – *Life of mine*

MBG – Modelo de blocos geometalúrgico

P80 – Tamanho da malha que 80% do produto passa

PLIM – Programação linear inteira mista

REM – Relação estéril-minério

ROM – *Run-of-mine*

SDB – Sequenciamento direto de blocos

SPI - SAG Power Index

SMC - *Steve Morell Comminution*

VEB – Valor econômico dos blocos

VPL – Valor presente líquido

VPLA – Valor presente líquido anualizado

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	20
2	OBJETIVOS.....	24
3	REVISÃO DA LITERATURA.....	25
3.1	Viabilidade econômica do empreendimento mineral	25
3.2	Planejamento de lavra.....	26
3.3	Modelo de blocos.....	28
3.4	Geometalurgia.....	31
3.4.1	Modelo de blocos geometalúrgico (MBG).....	33
3.4.2	Variáveis geometalúrgicas	36
3.4.2.1	Ensaios para estimar a energia específica de moinhos	37
3.4.2.1.1	<i>Ball Mill Work Index (BWI)</i>	38
3.4.2.1.2	<i>Drop Weigh Test (DWT)</i>	39
3.4.2.1.3	<i>Steve Morrell Comminution (SMC)</i>	43
3.4.2.1.4	<i>Hardness Index Tester (HIT)</i>	49
3.4.2.2	Não aditividade das variáveis geometalúrgicas	51
3.4.3	Projeto geometalúrgico	56
3.5	Planejamento de lavra de longo prazo tradicional.....	59
3.6	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	60
3.6.1	Modelamento matemático no SDB.....	63
3.6.2	Implementações do SDB	66
3.6.2.1	<i>MININGMATH</i>	66
3.6.2.2	<i>Doppler</i>	68
3.6.2.3	<i>Deswik.Go</i>	68
3.6.2.4	<i>KPI COSMO</i>	69
3.6.2.5	Uso dos <i>softwares</i> que empregam o algoritmo de SDB	69

3.7	Planejamento estocástico de lavra	77
3.7.1	Formulação matemática do SDB estocástico	81
3.7.2	Aplicação do Planejamento Estocástico de Lavra.....	83
4	METODOLOGIA.....	86
4.1	Metodologia 1º artigo	87
4.1.1	Banco de dados.....	87
4.1.2	Cenários analisados	88
4.1.3	Função benéfico.....	91
4.1.4	Parâmetros de entrada da otimização	92
4.1.5	Valor presente líquido anualizado (VPLA).....	93
4.2	Metodologia 2º artigo	93
4.2.1	Banco de dados.....	93
4.2.2	Variáveis e custos geometalúrgicos	94
4.2.3	Valor econômico do bloco (VEB).....	97
4.2.4	Parâmetros da otimização	98
	Tabela 4-8: Parâmetros de entrada da otimização	98
4.3	Metodologia 3º artigo	98
4.3.1	Banco de dados.....	98
4.3.2	Cálculos de recuperação metalúrgica	100
4.3.3	Cálculo da energia específica	101
4.3.4	Etapas utilizadas em cada abordagem	103
4.3.5	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	104
4.4	Metodologia 4º artigo	106
4.4.1	Base de dados	106
4.4.2	Cálculos de recuperação metalúrgica	107
4.4.3	Cálculos de energia específicos do bloco	108

4.4.4	Cálculo de custos de processamento e de mina	110
4.4.5	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	111
4.4.6	Diagrama de metodologia.....	112
5	ADIÇÃO DE VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS NO PLANEJAMENTO DE LAVRA COM SEQUENCIAMENTO DIRETO DE BLOCOS.....	113
5.1	Introdução.....	114
5.1.1	Modelo de blocos.....	114
5.1.2	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	116
5.2	Metodologia.....	119
5.2.1	Banco de dados.....	119
5.2.2	Cenários analisados	119
5.2.3	Função benefício.....	123
5.2.4	Parâmetros de entrada da otimização	124
5.2.5	Valor presente líquido anualizado (VPLA).....	124
5.3	Resultados e discussões	125
5.3.1	Modelo <i>Marvin</i>	125
5.3.2	Visualização do modelo de blocos	127
5.3.3	Massas e teores movimentados.....	128
5.3.4	VPL e VPLA.....	135
5.4	Conclusão	136
6	COMO USAR VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS PARA OBTER PLANOS DE MINA CONFIÁVEIS POR OTIMIZAÇÃO GLOBAL.....	139
6.1	Introdução.....	140
6.1.1	Abordagem geometalúrgica	140
6.1.2	Custos de mineração e processamento	143
6.1.3	Sequenciamento Direto de Blocos (SDB)	143
6.2	Objetivo e contribuições do trabalho	146

6.3	Materiais e métodos.....	146
6.3.1	Banco de dados.....	146
6.3.2	Variáveis e custos geometalúrgicos.....	148
6.3.3	Valor econômico do bloco (VEB).....	150
6.3.4	Parâmetros de entrada da otimização	151
6.4	Resultados e Discussões	152
6.4.1	Modelo <i>Marvin</i>	152
6.4.2	Cava.....	154
6.5	Conclusões.....	159
7	A INTERPOLAÇÃO ESPACIAL DOS ÍNDICES DE COMINUIÇÃO AXB E BWI FORNECE UM PLANO DE LAVRA SIMILAR A INTERPOLAÇÃO DA ENERGIA ESPECÍFICA? – ESTUDO DE CASO DE UMA MINA DE COBRE	163
7.1	Introdução.....	164
7.2	Materiais e métodos.....	167
7.2.1	Banco de dados.....	167
7.2.2	Cálculos de recuperação metalúrgica	168
7.2.3	Cálculos da energia específica.....	169
7.2.4	Etapas utilizadas em cada abordagem	171
7.2.5	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	172
7.3	Resultados e discussões	174
7.3.1	Análise estatística	174
7.3.2	3.2. SDB.....	175
7.4	Conclusões.....	181
8	USO DA GEOMETALURGIA NO SEQUENCIAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DA OTIMIZAÇÃO GLOBAL.....	187
8.1	Introdução.....	188
8.1.1	Custos de mina e usina	191

8.1.2	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	192
8.2	Objetivo e Contribuições deste trabalho	193
8.3	Materiais e métodos	193
8.3.1	Base de dados	193
8.3.2	Cálculos de recuperação metalúrgica	194
8.3.3	Cálculos de energia específicos do bloco	196
8.3.4	Cálculo de custos de processamento.....	198
8.3.5	Sequenciamento direto de blocos (SDB).....	199
8.3.6	Diagrama de metodologia.....	200
8.4	Resultados e discussões	200
8.5	Conclusões	204
9	DISCUSSÃO FINAL	209
10	CONCLUSÕES	212
11	REFERÊNCIAS	214

1 INTRODUÇÃO

O planejamento estratégico de lavra é a etapa responsável por determinar as metodologias mais eficazes para o sequenciamento de lavra, visando a eficiência no aproveitamento dos recursos minerais. Tem como principal função garantir que a produção adequada seja alcançada conforme determina o cronograma de produção da mina, obedecendo as restrições técnicas, operacionais, ambientais e de segurança (HISTRULID & KUCHTA, 2006).

O planejamento de lavra deve garantir a quantidade e qualidade do *Run-of-mine* (ROM) necessária para alimentar a usina de processamento mineral, executando as operações unitárias em conformidade com o porte dos equipamentos e mantendo os custos de extração e transporte de minério e estéril dentro de limites aceitáveis (HISTRULID & KUCHTA, 2006). Esse é um trabalho cada vez mais desafiador, visto que depósitos minerais mais acessíveis, com minérios de alto teor e com distribuição uniforme são cada vez mais escassos, obrigando a indústria de mineração a trabalhar com reservas de baixos teores e com maior complexidade para a sua extração e beneficiamento (JEREZ; FEATHERSTONE E SCHEEPERS, 2003).

É nesse contexto de depósitos minerais cada vez mais complexos, com alta variabilidade, ou com diferentes litologias sendo processados em conjunto, que a geometurgia se destaca (SGS, 2003). A geometurgia é uma atividade multidisciplinar que envolve geologia, mina processo, economia e meio ambiente capaz de otimizar o planejamento de lavra, fornecer resultados mais confiáveis do valor presente líquido (VPL), reduzindo o risco e gerando resiliência para o projeto de mineração (MISHRA, 2021). Para isso, a geometurgia agrega informações pertinentes ao modelo de blocos da mina. No modelo de blocos tradicional, cada bloco recebe informações de localização, litologia, teor, densidade, custos operacionais, entre outros. Conforme é mostrado na Figura 1.1, na abordagem geometúrgica, outras informações pertinentes podem ser agregadas, como recuperação metalúrgica, resistência a cominuição (*Bond Ball mil work index - BWi*, *Drop weight test - DWT*, *SAG Power Index - SPI*, etc), *P80*, liberação, entre outros. Com isso, pode-se prever com mais segurança a capacidade de produção de concentrado relativa a cada bloco (LISHCHUK e PETTERSSON, 2021).

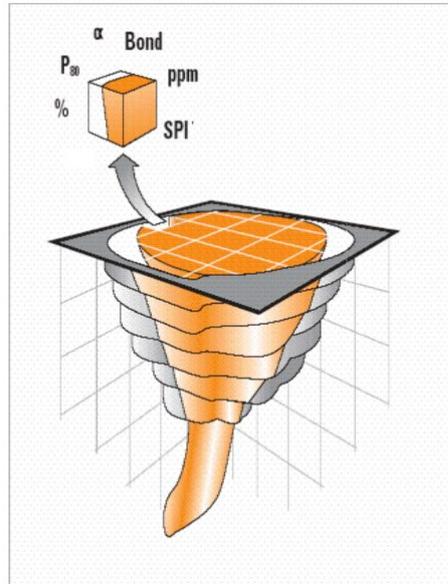


Figura 1-1: Modelo de blocos com informações geometalúrgicas

Fonte: (SGS, 2003).

A partir do modelo de blocos que representa o depósito mineral, pode-se executar o planejamento de lavra. A abordagem tradicional envolve a definição da cava final, seguida da divisão da cava final em fases (*pushbacks*) e, por fim, o sequenciamento da lavra levando em consideração as capacidades de lavra, processo e mercado. No entanto, essa sequência de etapas bem executadas não garante um resultado final com valor econômico ótimo (GUIMARÃES e MARINHO, 2014). Uns dos algoritmos mais utilizados para otimização de cava a céu aberto é o de Lerchs e Grossmann (LG) de 1965 (LERCHS e GROSSMANN, 1965). Nesse algoritmo, para se determinar o limite da cava final, considera-se que todos os blocos serão lavrados instantaneamente. Portanto, não há aplicação de uma taxa de desconto para os blocos que serão lavrados em períodos posteriores, havendo uma superestimação da receita gerada por esses blocos, podendo ocorrer a seleção para a cava final de blocos que não são economicamente viáveis (SOUZA, 2018).

Já no Sequenciamento direto de blocos (SDB), proposto por Johnson (1968), é possível solucionar esse problema, já que ele permite a aplicação da taxa de desconto na geração dos planos de produção. Além disso, nessa metodologia os blocos não possuem destinos pré-definidos como na abordagem clássica e o sistema é capaz de definir quais os blocos serão lavrados, quando serão lavrados e qual será o destino de cada bloco. A Figura 1.2 (CAMPOS,

2017) apresenta uma comparação entre a metodologia tradicional, empregando LG, e a metodologia do SDB.



Figura 1-2: Comparativo entre LG e SDB

Fonte: (adaptado de MORALES *et al*, 2005 apud: CAMPOS, 2017)

Essa pesquisa irá abordar o uso de variáveis geometalúrgicas na otimização global por SDB.

Relevância do tema e motivação

Apesar das vantagens associadas ao uso da geometalurgia, a implementação de um programa geometalúrgico encontra resistência em muitos empreendimentos minerários. Isso porque um programa geometalúrgico requer uma quantidade considerável de ensaios para mensurar as variáveis geometalúrgicas e esses ensaios, na maioria das vezes, demandam grandes massas de minério, custos elevados com laboratórios, além de tempo para serem realizados. Com isso, muitas empresas enxergam a geometalurgia como um gasto ao invés de um investimento e optam por não a utilizar. Além do mais, a maneira ideal de se empregar as variáveis geometalúrgicas (energia específica e recuperação metalúrgica) para gerar o modelo de blocos geometalúrgico ainda é uma dúvida, já que elas são consideradas variáveis não-aditivas, ou seja, não é recomendado fazer médias ponderadas ou utilizar métodos geoestatísticos convencionais (lineares) como Krigagem para a interpolação espacial.

Além de demonstrar a relevância da geometalurgia no planejamento de lavra e os possíveis impactos causados por interpolar índices de cominuição ou interpolar energia específica, a motivação principal desse trabalho foi o de abordar uma metodologia atrativa para obtenção e aplicação das variáveis geometalúrgicas no desenvolvimento de um modelo de blocos geometalúrgico. A abordagem que será mostrada aqui é de baixo custo, fácil aplicação e reprodução em outros depósitos.

Além disso, ao longo do trabalho será abordado como inserir custos variáveis bloco a bloco no planejamento de lavra por SDB. Essa ferramenta foi escolhida para a otimização por não possuir as limitações do planejamento de lavra tradicional que divide o problema em subproblemas, apresentando dificuldade para ajustar restrições de lavra nos diversos períodos do sequenciamento, predefinição do teor de corte, da produção da lavra e do destino dos blocos, não considerar taxa de desconto para os blocos que serão lavrados em períodos posteriores, etc. Com isso, a metodologia por SDB agrega maior confiabilidade no VPL definido pelo algoritmo, o que justifica o uso dessa ferramenta.

Por fim, vale ressaltar que são insuficientes na literatura os trabalhos que agreguem os três temas, geometalurgia com custos variáveis bloco a bloco no planejamento de lavra por SDB, a fim de se obter um planejamento de lavra mais responsivo à realidade do empreendimento mineral, portanto, tema relevante de ser abordado.

2 OBJETIVOS

O objetivo principal da pesquisa é mostrar que é possível empregar a geometurgia no planejamento de lavra de depósitos de cobre e ouro a partir de uma metodologia simples, com baixo custo e de fácil aplicação e reprodutibilidade em outros depósitos.

Como objetivos secundários destacam-se:

- Abordar de maneira ampla como o uso da geometurgia é capaz de agregar maior confiança e resiliência ao projeto de mineração;
- Avaliar as diferenças na otimização global de um depósito ao inserir as variáveis geometúrgicas de recuperação metálica e energia específica ao modelo de blocos;
- Demonstrar a metodologia passo a passo para utilizar variáveis geometúrgicas e custos variáveis bloco a bloco no planejamento de lavra por SDB;
- Avaliar as diferenças nos resultados da otimização global entre um modelo de blocos com índices de cominuição interpolados versus um modelo de blocos com a energia específica interpolada.

3 REVISÃO DA LITERATURA

3.1 Viabilidade econômica do empreendimento mineral

A mineração consiste no aproveitamento econômico de recursos minerais que se concentram naturalmente no subsolo. Como qualquer outra atividade industrial, visa maximizar o lucro ao longo da vida útil da mina. No entanto, ao contrário de outros setores industriais, a mineração vem cercada de grandes desafios devido as incertezas associadas as características mineralógicas, geológicas e mercadológicas dos bens minerais, além do alto custo de investimento (HISTRULID e KUCHTA, 2006). Com isso, a avaliação econômica bem executada do possível empreendimento é a base para o sucesso de toda empresa de mineração. Hustrulid e Kuchta (2006) citam três etapas para se determinar a viabilidade econômica do empreendimento mineral.

O estudo conceitual envolve a estimativa de custos de capital e operacional, a partir de casos comparáveis. Nessa etapa é tolerável erro da ordem de 30% e representa de 0,1 a 0,3% do custo de investimento do projeto (HISTRULID e KUCHTA, 2006).

O estudo preliminar antecede o estudo de viabilidade e tem como função definir se algum aspecto no projeto justifica uma investigação mais detalhada. Deve conter a estimativa da reserva provável e a recuperação da jazida, a identificação das técnicas e da taxa de produção, o levantamento da infraestrutura, a estimativa do custo de capital e operacional, o potencial de mercado do produto e as necessidades para continuar a avaliação. O erro tolerável nessa etapa é em torno de 20% e apresenta custo intermediário variável entre 0,2 e 0,8% do custo de investimento do projeto (HISTRULID e KUCHTA, 2006).

Por fim, o estudo de viabilidade fornece a base definitiva para a tomada de decisão do investimento do ponto de vista técnico, ambiental e mercadológico. Tem por objetivo estimar a reserva provada e provável dentro dos recursos medidos, indicados e inferidos, provar a viabilidade técnica do método proposto, definir e dimensionar a infraestrutura necessária, estimar o capital e o custo operacional para toda a vida econômica da mina, estabelecer o mercado consumidor do produto e definir a matriz de investimentos para o projeto. É aceitável

um erro de cerca de 10% e o custo dessa etapa varia entre 0,5 e 1,5% do custo total do investimento (HUSTRULID e KUCHTA, 2006).

Segundo Hustrulid e Kuchta (2006), é na fase do planejamento que melhor consegue-se reduzir custos e aumentar a operacionalidade e lucratividade do empreendimento, conforme é visto na Figura 3-1. No entanto, essa fase é também a mais propícia a ocorrer um desastre técnico ou financeiro. Portanto, os estudos que fundamentam o relatório de viabilidade devem ser conduzidos com muito critério por uma equipe multidisciplinar qualificada, a fim de garantir o sucesso econômico do empreendimento.

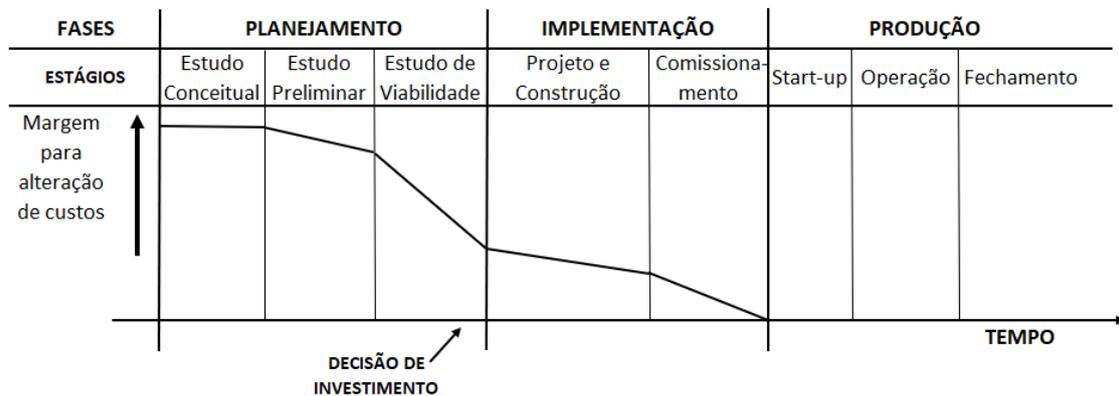


Figura 3-1: Capacidade de influenciar nos custos de um projeto mineral

Fonte: (adaptado de HUSTRULID e KUCHTA, 2006).

Caso seja confirmada a viabilidade econômica do empreendimento, segue-se para as fases seguintes da mineração, desenvolvimento, lavra, processamento mineral e fechamento de mina.

3.2 Planejamento de lavra

O planejamento de lavra é o processo que determina o projeto e o sequenciamento de lavra que garanta o melhor aproveitamento dos recursos minerais. Deve atender as metas estabelecidas de produção, obedecendo as restrições técnicas, operacionais, ambientais e de segurança (HUSTRULID e KUCHTA, 2006).

Ao fazer o planejamento de lavra deve-se levar em consideração as características naturais e geológicas do depósito, assim como fatores econômicos, legais e tecnológicos. Portanto, o

planejamento é uma construção dinâmica, devendo ser atualizado ao longo da vida da mina à medida que novas circunstâncias vão surgindo, como flutuações econômicas, condições do mercado, novas informações relacionadas ao corpo mineralizado, surgimento de novas tecnologias, alterações na legislação vigente, dentre outras (CURI, 2014).

O planejamento de lavra é dividido em três categorias em função do tempo, em planejamento de longo prazo, médio prazo e curto prazo.

O planejamento de longo prazo engloba toda a vida útil do empreendimento, desde sua abertura até o fechamento e visa atingir os objetivos do projeto determinados pela alta administração. Nele é determinado como será o aproveitamento econômico da mina ao longo de sua vida (CURI, 2014).

No planejamento de longo prazo ocorre a definição da cava final, assim como o devido planejamento do local das instalações, como pilhas de estéril, pilha de estoque, planta de processamento mineral, oficinas de manutenção, barragem de rejeito e de captação de água, escritórios administrativos entre outros (JOHNSON, 1968). Além disso, é nessa categoria que ocorre o dimensionamento de equipamentos, definição da Relação Estéril-Minério (REM), estimativa de custos associados a lavra e ao processamento mineral (CURI, 2014).

Como o planejamento de longo prazo trabalha em um período de tempo muito amplo e com informações que englobam toda a vida da mina, assume também um maior risco do que os outros tipos de planejamento. Além de sofrer constantes atualizações à medida que novas informações surgem ou são alteradas, as análises de sensibilidade e de risco dos principais fatores que afetam o projeto devem ser realizadas como forma de antecipação das possíveis mudanças das condições internas e externas, como variações nos custos e no preço das commodities, variações na quantificação dos teores e reservas, variações geomecânicas, variações metalúrgicas, etc (POTVIN, 2006).

O planejamento de médio prazo tem como função detalhar o planejamento de longo prazo para certificar que os objetivos intermediários sejam cumpridos e viáveis operacionalmente. Nele, as atividades da mina são implementadas buscando atender a produção e mantendo a

viabilidade operacional. Por atuar em períodos menores de tempo, geralmente de 1 a 5 anos, possui menores riscos associado que o planejamento de longo prazo (PINTO e DUTRA, 2008).

Já o planejamento de curto prazo refere-se aos aspectos operacionais da lavra, como a produtividade nas diversas frentes de lavra, a alocação de equipamentos de carregamento e transporte, a mistura de materiais para alimentar a usina, atualizações da topografia, etc (PINTO e MERSCHMANN, 2001). Esse planejamento compreende um período de no máximo 1 ano com um nível maior de discriminação das atividades, com isso, os riscos e incertezas associadas a ele são reduzidos e administrados com maior facilidade (THORLEY, 2012).

3.3 Modelo de blocos

O modelo de blocos é uma das possíveis representações do sólido geológico e se tornou ferramenta indispensável para o planejamento de lavra, devido as similaridades com o padrão retangular da operação de desmonte e carregamento (JOHNSON, 1968). É uma ferramenta primordial para a aplicação de técnicas computadorizadas no planejamento de lavra, como a determinação da cava final e o sequenciamento de lavra (HUSTRULID e KUCHTA, 2006).

A modelagem do corpo geológico por blocos consiste em um bloco retangular capaz de englobar todo o depósito mineral. Esse bloco é então dividido em outros blocos menores, normalmente de tamanhos regulares, de forma a discretizar o domínio trabalhado, conforme Figura 3-2 (WRIGHT, 1990).

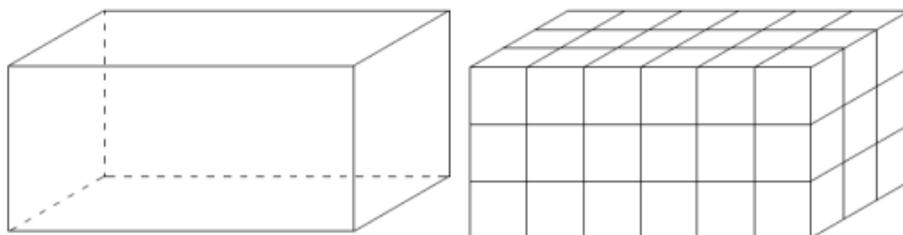


Figura 3-2: Discretização do domínio em blocos

Fonte: (WRIGHT, 1990)

Cada bloco é definido pelas coordenadas do seu centróide e por suas dimensões no espaço (WHRIGHT, 1990). As informações provenientes de furos de sondagens, como teor, densidade, tipo litológico, comportamento mecânico, etc, são colocadas nos blocos que possuem a mesma localização espacial do furo de sondagem. Os blocos que possuem posição distinta de um furo de sondagem podem receber essas informações através de técnicas de interpolação, como krigagem, inverso da distância elevado a uma potência, ou pelo método dos polígonos (PINTO e DUTRA, 2008).

A dimensão do bloco é função da quantidade de informação disponível durante a exploração da área, ou seja, amostras colhidas por sondagem, poços, etc. De um modo geral, para uma determinada quantidade de informações (por exemplo, amostras de sondagem), quanto menor for o tamanho do bloco, maior será o erro na estimativa e menor será a confiabilidade do modelo (IBRAM, 2000 apud SOUZA, 2012). Além disso, blocos muito pequenos aumentam o tamanho do modelo e, conseqüentemente o tempo computacional e espaço de armazenamento (HARTMAN, 1992). Já blocos com dimensões muito grandes reduzem o tempo computacional requerido, mas apresentam como desvantagem a perda da definição geológica e teor do corpo mineral (DOWD, 1994).

Hartman (1992) afirma que o tamanho do bloco é de normalmente metade a um quarto do intervalo médio dos furos de sondagem, devendo ser pelo menos metade do tamanho da menor estrutura geológica que será modelada. Já a altura do bloco é normalmente a altura da bancada a ser lavrada ou um múltiplo dela. Por fim, Hartman (1992) afirma que cada caso deve ser analisado com as suas particularidades para o correto dimensionamento do tamanho dos blocos. A Figura 3-3 apresenta um modelo de blocos.

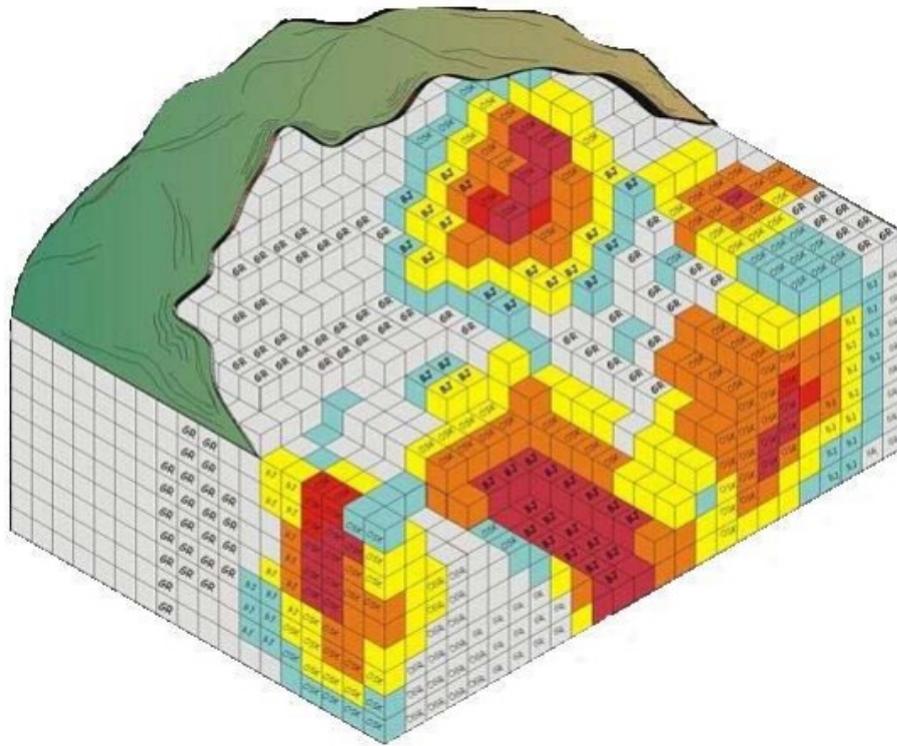


Figura 3-3: Representação de um modelo de blocos

Fonte: (RECMIN, 2022)

Com as informações de cada bloco pode-se calcular o valor econômico de cada bloco. O valor econômico do bloco (VEB) envolve a receita gerada pela venda do bloco excluído os custos diretos para extração (REVUELTA e JIMENO, 1997). As Equações 1 e 2 apresentam o cálculo do VEB para minério e estéril, respectivamente.

$$VEB_{min} = [M_B \cdot g_{metal} \cdot R_{metal} \cdot (P_{metal} - C_{S_{metal}})] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (1)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (2)$$

Sendo que,

VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{metal} : teor do metal (%); R_{metal} : recuperação do metal (%); P_{metal} : preço de venda do metal (\$/t); C_S : custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de transporte (\$/t).

Considerando que estéril não é vendido, os blocos constituídos de estéril irão apresentar VEB negativo. Blocos de minério ou blocos mistos podem apresentar VEB negativo, positivo ou nulo, dependendo da quantidade e da qualidade do minério contido no bloco (WRIGHT, 1990).

É importante ressaltar que preços e especificações do produto para a venda são afetados pela macroeconomia nacional e internacional, sendo de difícil previsão e normalmente estimadas a partir de informações históricas associadas a cenários futuros. Portanto, esses valores irão sofrer variações significativas ao longo da vida da mina, necessitando de planos flexíveis que facilite a adaptação do empreendimento às condições que lhe são impostas (CARMO, 2001).

Os custos de mineração são baseados na soma dos custos das operações unitárias, como perfuração, desmonte, carregamento e transporte. Dentre as variáveis que influenciam os custos de mineração, o custo de transporte é normalmente uma variável de grande impacto, sendo o caminhão o meio de transporte mais utilizado em minas a céu aberto no mundo (SOUZA et al., 2019).

O custo de processamento envolve os custos individuais de cada operação, como cominuição, separação de tamanhos e concentração (SOUZA et al., 2019). O principal custo de processamento é atribuído a moagem, mas é impossível dizer um valor padrão para os custos envolvendo moagem, pois variam muito de mina para mina, dependendo dos custos locais de energia, mão de obra e abastecimento de água. A etapa de cominuição pode consumir 50% do custo operacional da planta (WILLS e NAPIER-MUNN, 2016). Essa etapa é uma das mais críticas em uma usina de beneficiamento, pois é responsável por consumir de 30 a 50% da energia gasta na usina, podendo esse valor chegar a 70% para minérios com maior resistência a quebra (JKMRC, 2016).

3.4 Geometalurgia

De maneira geral, a geometalurgia pode ser entendida como uma técnica multidisciplinar que combina informações geológicas e mineralógicas ao processamento mineral, sendo capaz de prever a resposta metalúrgica de diferentes litologias do minério. Dessa forma, a geometalurgia

consegue otimizar o planejamento de lavra, fornecendo valores mais confiáveis do valor presente líquido (VPL) de uma jazida mineral e ainda reduzindo os riscos inerentes ao projeto de mineração (MISHRA, 2021; SOLA e HARBORT, 2012; LISHCHUK *et al.*, 2015; PARIAN *et al.*, 2015). A Figura 3-4 mostra as diversas disciplinas que compõe a geometalurgia.

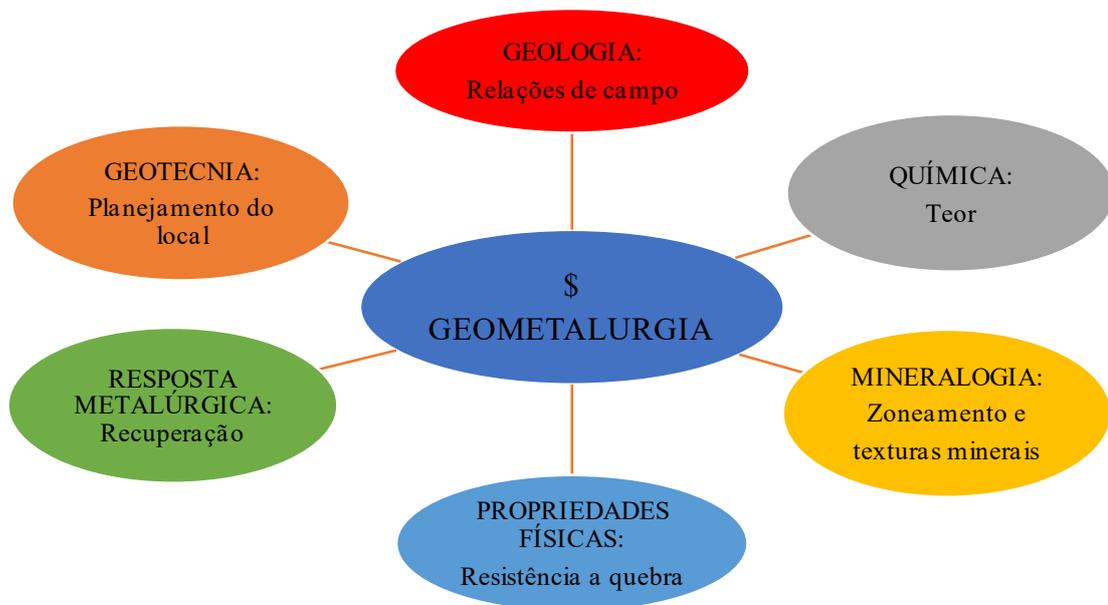


Figura 3-4: Multidisciplinaridade da geometalurgia.

Fonte: (adaptado de WILLIAMS e RICHARDSON, 2004)

Uma vez que a geometalurgia tem a função de caracterizar a variabilidade do minério, sua aplicação principal está em depósitos minerais com alta variabilidade, assim como em depósitos que ocorrem próximos uns dos outros e que serão processados em conjunto (SGS, 2013). Os principais resultados obtidos num projeto de geometalurgia incluem:

- Relação entre geologia, mineralogia e desempenho metalúrgico,
- Capacidade de processamento de cada variação do minério,
- Dimensionamento otimizado dos equipamentos da planta,
- Modelamento do desempenho da planta podendo prever recuperação, teor, P_{80} , entre outros,
- Possibilidade de prever a produção na usina,
- Capacidade de relacionar a etapa de planejamento de lavra com o desempenho esperado na planta a fim de refinar o teor de corte e otimizar a produção da mina.

Apesar das vantagens associadas ao uso da geometurgia, ela ainda é uma metodologia pouco utilizada nos empreendimentos minerários. No entanto, o modelamento geometúrgico é fundamental para se ter uma utilização mais eficaz dos recursos minerais (LAMBERG e LUND, 2014).

3.4.1 Modelo de blocos geometúrgico (MBG)

Conforme visto anteriormente, uma abordagem clássica para modelar um depósito envolve a construção de um modelo de blocos 3D que inclui informações de posição e tamanho dos blocos, além de características geológicas e químicas inerentes a cada litologia. No entanto, a complexidade dos depósitos minerais vem aumentando à medida que os mais simples são exauridos, com isso aumenta-se a necessidade de modelos mais elaborados (LISHCHUK *et al.*, 2015).

Na abordagem geometúrgica, outras informações pertinentes podem ser adicionadas ao modelo de bloco, como por exemplo resistência a cominuição, liberação das fases minerais, P_{80} , recuperação metalúrgica provável, etc. Apesar de tornar o modelo de blocos mais complexo, as informações adicionais fornecem estimativas mais acuradas relativas à recuperação esperada do processo de concentração. Com isso, pode-se prever, com mais segurança, a capacidade de produção de concentrado relativa a cada bloco (SCHNEIDER, 2014). Esse modelo de blocos com variáveis geometúrgicas é comumente denominado modelo de blocos geometúrgico (MBG) (GARRIDO *et al.*, 2018). A Figura 3-5 apresenta um modelo de blocos com as possíveis variáveis geometúrgicas.

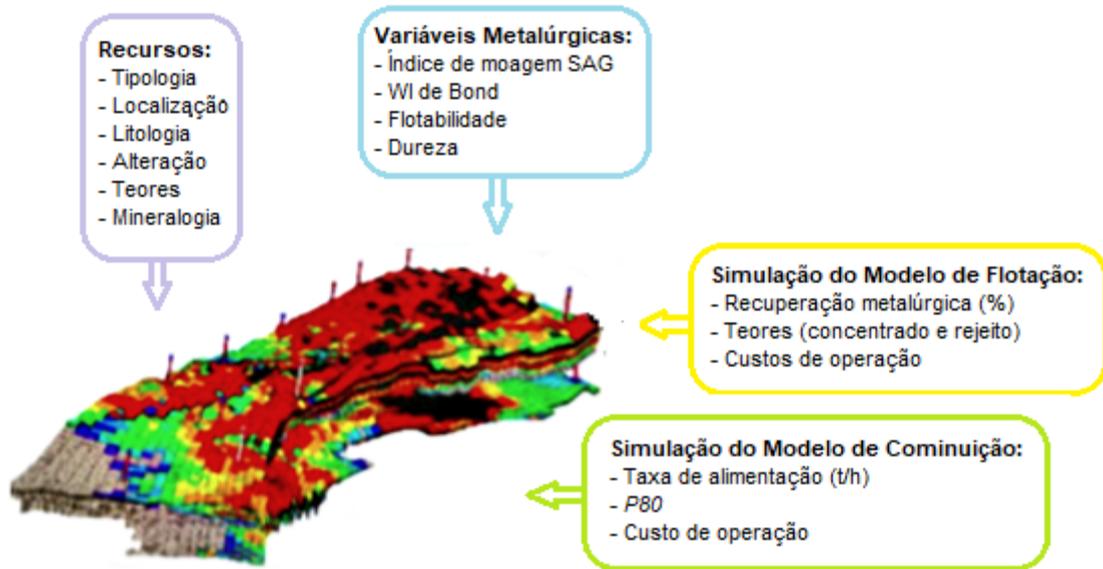


Figura 3-5: Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas

Fonte: (adaptado de LAMBERG, 2011)

A Figura 3-6 mostra uma parte de um depósito modelado em blocos com duas abordagens diferentes. A primeira apresenta informações sobre tamanho, localização, litologia (cores), densidade (ρ) e teor de cobre (g_{Cu}). Neste modelo de blocos, a recuperação de cobre (r_{Cu}) para todos os blocos foi considerada 81,6% e a energia específica (SE) 11,8 kWh/t. Na segunda, além das variáveis primárias, cada bloco recebeu informações de sua recuperação metalúrgica (Rec) e energia específica (SE). Em ambos os modelos a potência instalada da moagem (P) foi de 20 MW.

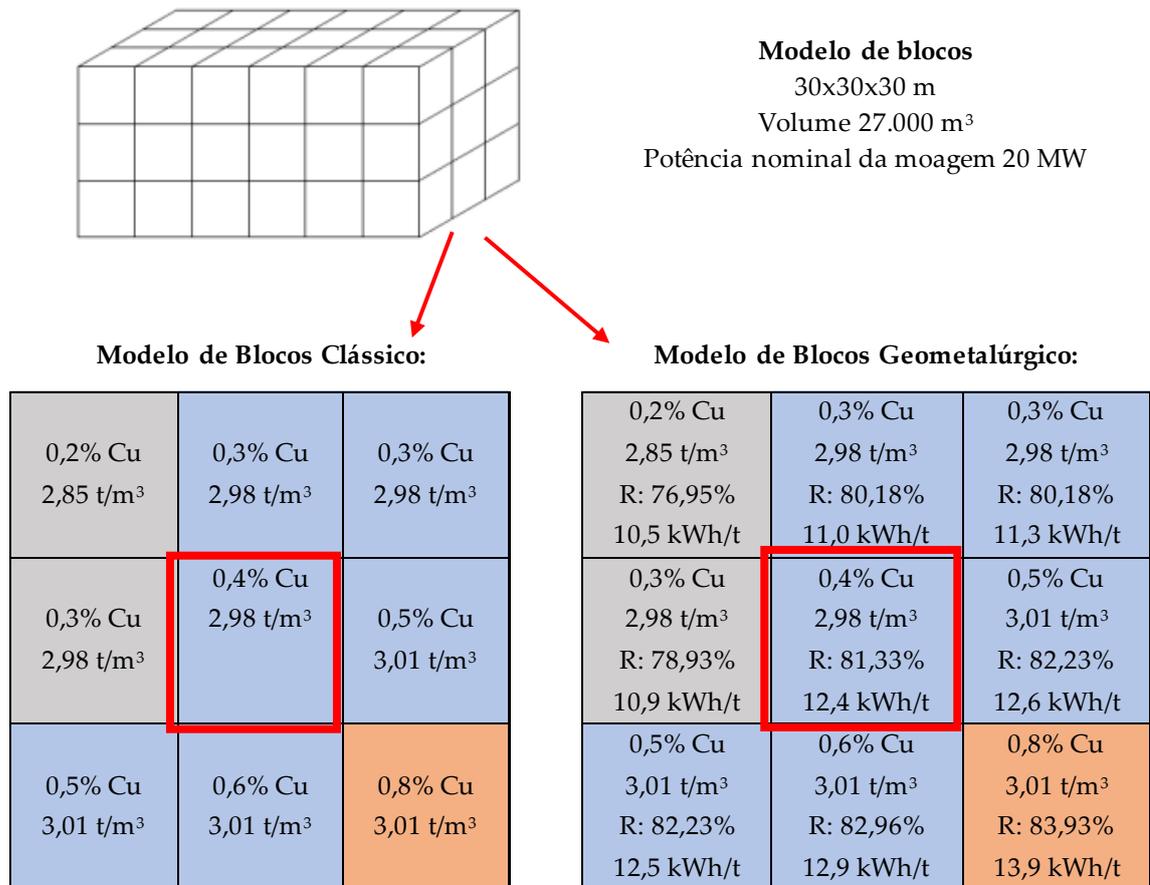


Figura 3-6: Comparação entre o modelo de blocos clássico e o MBG

No exemplo apresentado na figura 3-6, a massa do bloco; a massa de cobre produzida, taxa de alimentação da planta e horas de processamento para o bloco de destaque em cada modelo (bloco delineado em vermelho) foram calculadas de acordo com as Equações 3, 4, 5 e 6, respectivamente, e são mostrados na Tabela 3-1.

Tabela 3-1: Cálculos da massa de cobre produzida, da taxa de alimentação e das horas de processamento.

Parâmetros	Equação	Clássico	MBG
Massa do bloco (t)	$M_B = V_B \cdot \rho$ (3)	80.460,00	80.460,00
Cu produzido (t)	$M_{Cu} = M_B \cdot g_{Cu} \cdot r_{Cu}$ (4)	262,62	261,75
Taxa de alimentação (t/h)	$TPH = P / SE$ (5)	1.694,92	1.612,90
Horas de processamento (h)	$P_h = M_B / TPH$ (6)	47,47	49,89

Em que,

M_B : massa do bloco, em t; V_B : volume do bloco, em m³; ρ : massa específica do bloco, em t/m³; M_{Cu} : massa de cobre produzida, em t; g_{Cu} : teor de cobre; r_{Cu} : recuperação de cobre; TPH : taxa de alimentação da usina, em t/h; P : potência instalada da usina, em W; SE : energia específica, em kWh/t; P_h : tempo de processamento do bloco, em horas.

Com isso, o processamento desse bloco parece mais atrativo utilizando o modelo de blocos clássico, pois conseguiria produzir mais cobre em menos tempo. No entanto, é possível notar que esses valores foram superestimados no modelo de blocos clássico, não condizendo as reais produtividade e tonelagem de cobre produzidas na planta.

3.4.2 Variáveis geometalúrgicas

As variáveis geometalúrgicas são classificadas entre primárias e respostas (COWARD et al., 2009). As variáveis primárias são inerentes às propriedades do minério, por exemplo, densidade in situ, dureza, teores, etc., e podem ser medidas diretamente na rocha. As variáveis de resposta correspondem aos atributos do minério que descrevem as respostas metalúrgicas durante o processamento, como a recuperação na flotação ou o desempenho do minério na cominuição. Para medi-las, é necessário realizar testes em escala de bancada de flotação ou lixiviação no caso de recuperação metalúrgica, e testes de cominuição como *Bond Work Index* (BWI), *SAG Power Index* (SPI), *Drop Weight Test* (DWT), *Steve Morrell Comminution* (SMC), por exemplo (WILLIAMS e RICHARDSON, 2004).

Entre as principais variáveis geometalúrgicas a serem adicionadas ao modelo de blocos destacam-se a recuperação metalúrgica e a resistência a moagem, uma vez que são elas os parâmetros que afetam diretamente o rendimento da usina (MORALES et al., 2019).

A recuperação metalúrgica, no caso da concentração de minério metálico, corresponde ao percentual do metal total no minério que foi direcionado ao concentrado (WILLS e NAPIER-MUNN, 2006). Na abordagem tradicional de planejamento estratégico de lavra, é comum que todos os blocos recebem o mesmo valor de recuperação metalúrgica, sendo que a recuperação metalúrgica pode variar dependendo da litologia da rocha, dos teores, além de outros fatores. Ao fazer essa consideração, a tonelagem de metal obtida na usina será diferente da tonelagem

prevista pelo planejamento de lavra, o que impactará diretamente no cronograma de produção dos blocos e no VPL do projeto. Ao incluir a variável de recuperação metalúrgica no modelo de blocos é possível, por exemplo, realizar mistura de litologias como forma de mitigar os impactos negativos que uma mudança brusca de recuperação metalúrgica traria na produção da usina.

O desempenho na etapa de cominuição diz respeito principalmente ao rendimento do circuito de moagem e, conseqüentemente, ao tempo que o bloco leva para ser processado. Por exemplo, um bloco com maior resistência a cominuição, se comparado a um bloco menos resistente, gastará mais tempo durante a cominuição para alcançar o mesmo $P80$, o que implicará em menor produtividade horária e maior custo de processamento, se ambos produzirem a mesma quantidade de metal. Já na aboagem geometalúrgica, em que cada bloco possui essas informações, esse evento pode ser previsto e gerenciado durante o planejamento, podendo ser realizado, por exemplo, uma blendagem de litologias ou uma capacidade extra projetada (DOMINY *et al.*, 2018). Considerando que a moagem é um processo ineficiente, que consome muita energia e é um dos principais fatores limitantes da capacidade de uma usina, os circuitos de moagem são geralmente um componente muito significativo tanto no capital quanto nos custos operacionais. Portanto, quantificar a variação do minério ao longo do depósito no que diz respeito à resistência à cominuição é de extrema relevância, impactando diretamente nos custos e na capacidade de uma usina (WILLIAMS e RICHARDSON, 2004; MWANGA, 2016).

Dessa forma, o estudo geometalúrgico é fundamental para obter e/ou modelar esses parâmetros de desempenho e, posteriormente, inseri-los no modelo de blocos (DUNHAM e VANN, 2007; ARROYO, 2014). Com isso, será possível fazer o mapeamento geometalúrgico do corpo de minério, documentando a variabilidade deste e quantificando o impacto de muitos fatores, como geologia de rochas hospedeiras, alteração, estrutura, mineralogia na moagem e resposta metalúrgica (WILLIAMS e RICHARDSON, 2004).

3.4.2.1 Ensaios para estimar a energia específica de moinhos

Os ensaios de cominuição visam obter índices que são utilizados em modelos para estimar a energia específica dos minérios. Entre os principais modelos estão o de *Bond*, o *Drop Weight*

Test (DWT) e o *Steve Morrell Comminution* (SMC). Abaixo são descritos os ensaios para obtenção dos índices de cominuição envolvidos na etapa de moagem.

3.4.2.1.1 *Ball Mill Work Index* (BWI)

O BWI, também conhecido como índice de trabalho de Bond, corresponde numericamente ao trabalho, expresso em kWh, necessário para reduzir uma tonelada de minério, desde um tamanho teoricamente infinito, até 80% da massa passante em 0,150mm (BOND, 1961).

Esse ensaio utiliza um moinho padrão desenvolvido por Bond, com dimensões de 12” x 12”, com extremidades arredondadas, revestimento liso, contador de giros e comando automático de parada. A velocidade de rotação do moinho correspondendo a 91,4% da sua velocidade crítica, equivalendo a 70 rpm. A carga de bolas é padronizada e segue a distribuição mostrada na Tabela 3-2 (ABNT, 1990).

Tabela 3-2: Distribuição da carga moedora no ensaio de Bond.

Número de bolas	Diâmetro (mm)
43	36,5
67	30,2
10	25,4
71	19,1
94	15,9

Fonte: ABNT (1990)

O ensaio é realizado em circuito fechado e a realização do teste demanda a preparação de uma amostra de massa igual a 20 kg e granulometria 100 % abaixo de 3,35 mm. Esta amostra comporá a alimentação padrão do moinho e deve ser preparada a seco.

Após determinado tempo de moagem, a massa é retirada, peneirada e a fração passante na peneira substituída por igual massa de alimentação nova. Apesar de Bond ter desenvolvido seu teste utilizando a malha de controle de 150 µm, esse valor pode ser variado para se adaptar ao P80 requerido nos circuitos industriais.

O ensaio se repete até atingir o equilíbrio do processo, em que a moabilidade, valor de gramas líquida por revolução do moinho, entre em equilíbrio. Isso ocorre quando a média aritmética dos últimos três valores de moabilidade apresentam uma variação máxima de 3%.

Terminado o ensaio, o BWI pode ser calculado pela equação 7:

$$BWI = \frac{49}{Am^{0.23} Mob^{0.82} \left(\frac{10}{\sqrt{P_{80}}} - \frac{10}{\sqrt{F_{80}}} \right)} \quad (7)$$

Em que,

BWI: índice de trabalho para moagem em moinho de bolas (kWh/t); *Am*: abertura (µm) da malha de peneiramento do ensaio; *P₈₀*: abertura (µm) da peneira pela qual passam 80% da massa do produto; *F₈₀*: abertura (µm) da peneira pela qual passam 80% da massa da alimentação e *Mob*: média dos três últimos valores do índice de moabilidade no estado de equilíbrio (g/rev).

Com o valor do BWI estimado para determinada malha de corte, pode-se então calcular a energia específica (E) do moinho, conforme a Equação 8 do Modelo de Bond.

$$E = BWI \left(\frac{10}{\sqrt{P_{80}}} - \frac{10}{\sqrt{F_{80}}} \right) \quad (8)$$

A tabela 3-3 relaciona os valores de BWI em relação à resistência à moagem.

Tabela 3-3: Classificação dos valores de BWI

Valor de BWI (kWh/t)	Resistência à moagem
7 - 9	Baixa
9 - 14	Média
14 - 20	Alta
>20	Muito alta

Fonte: Napier-Munn et. all (1999)

3.4.2.1.2 Drop Weigh Test (DWT)

O ensaio DWT foi desenvolvido no *Julius Kruttschnitt Mineral Research Centre* (JKMRC) na década de 1990 (NAPIER-MUNN et al., 1996), resultando na energia gasta para a quebra de partículas em diferentes dispositivos, como moinhos de barras ou bolas; moinhos AG / SAG; britadores cônicos e HPGR. É um teste de custo elevado, sendo necessários cerca de 50 kg de amostras que serão destruídas no teste. Essas amostras são divididas em três lotes, cada lote contendo uma energia de quebra estipulada, conforme a Tabela 3-4.

Tabela 3-4: Distribuição de partículas e energias utilizadas no ensaio de DWT.

Faixa de tamanho (mm)	Energia Específica (kWh/t)	Número de fragmentos
-63,0 +53,0	0,40	10
	0,25	10
	0,10	10
-45,0 +37,5	1,00	15
	0,25	15
	0,10	15
-31,5 +26,5	2,50	30
	1,00	30
	0,25	30
-22,4 +19,0	2,50	30
	1,00	30
	0,25	30
-16,0 +13,2	2,50	30
	1,00	30
	0,25	30

As partículas de cada lote são colocadas, uma a uma, sobre uma estrutura metálica que possui barras de aço verticais e paralelas, ao longo das quais corre uma estrutura que abriga um disco de chumbo. Esse disco de chumbo é erguido a uma determinada altura inicial e solto sobre a partícula, que é impactada pela queda do peso. Após a quebra das partículas de cada lote, é realizada a análise granulométrica dos fragmentos gerados (SAMPAIO; DELBONI JUNIOR, 2018). O equipamento utilizado no ensaio de DWT é mostrado na Figura 3-7.

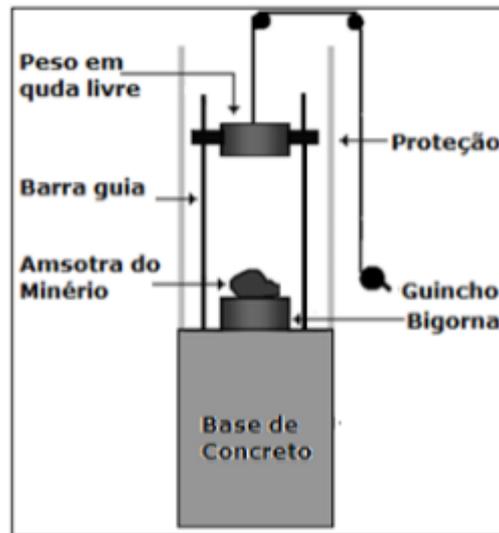


Figura 3-7: Equipamento utilizado no ensaio de DWT.

Fonte: Sampaio e Delboni Junior (2018)

A energia aplicada na quebra da partícula é calculada conforme a equação 9.

$$E_i = Mg(h - x_M) \quad (9)$$

Em que,

E_i : energia utilizada para quebra; M : massa do peso cadente; g : constante gravitacional; h : altura inicial do peso acima da base metálica; x_M : altura final do peso acima da base metálica.

Determina-se, então, os parâmetros t_{10} e E_{cs} , que representam o percentual passante em um décimo do tamanho original médio das partículas de cada lote e a energia específica de cominuição, respectivamente (LUZ, FRANÇA e BRAGA, 2018). Plota-se um gráfico relacionando estes dois parâmetros, resultando em uma curva caracterizada por uma equação exponencial contendo dois novos parâmetros, A e b , conforme Figura 3-8 e Equação 10.

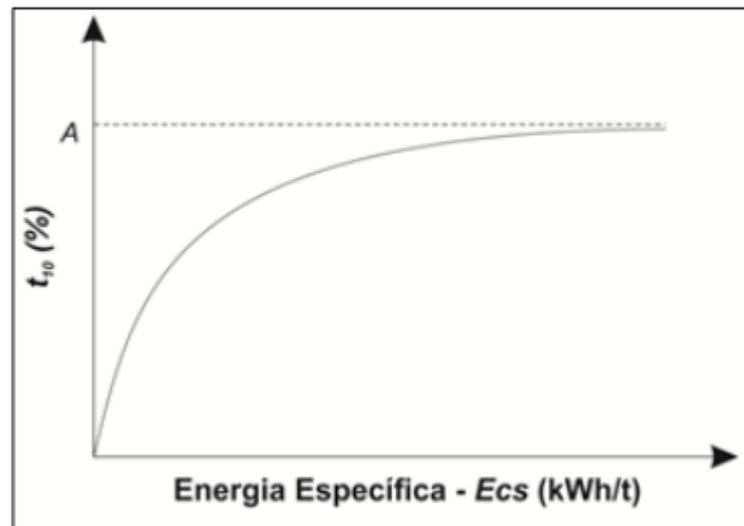


Figura 3-8: Representação da relação entre fragmentação e energia específica.

Fonte: Sampaio e Delboni Junior (2018)

$$t_{10} = A[1 - e^{-b \cdot E_{cs}}] \quad (10)$$

Em que:

t_{10} : percentual passante em um décimo do tamanho da partícula original; E_{cs} : energia específica de cominuição.

O produto dos parâmetros $A \cdot b$ está inversamente relacionado a resistência ao impacto em equipamentos de cominuição, conforme apresentado pela Tabela 3-5.

Tabela 3-5: Classificação dos valores de A*b.

Valor de A*b	Resistência ao impacto
0 – 9,9	Excepcionalmente alta
10 – 19,9	Extremamente alta
20 – 29,9	Muito alta
30 – 39,9	Alta
40 – 49,9	Moderadamente alta
50 – 59,9	Média
60 – 69,9	Moderadamente baixa
70 – 89,9	Baixa
90 – 149,9	Muito baixa
>150	Extremamente baixa

Fonte: Delboni Júnior (2003)

3.4.2.1.3 *Steve Morrell Comminution (SMC)*

O teste SMC foi desenvolvido por Steve Morrell em 2004 e pode ser utilizada para estimar a energia específica de circuitos de cominuição compostos por: moinhos autógenos (AG) ou semi-autógenos (SAG), moinhos de bolas, moinhos de barras, britadores e prensa de rolos de alta pressão (HPGR) (GMG, 2021).

O teste proposto por Steve Morrell é uma simplificação do ensaio DWT. Nele, utiliza-se somente 1 faixa de tamanho (-31,5+26,5 mm, -22,4+19 mm, -16+13,2 mm), sendo a faixa -31,5+26,5 mm a mais utilizada. São cinco conjuntos com 20 partículas cada e 5 níveis de altura são utilizados no ensaio. Com isso, a massa da amostra para a realização do ensaio é menor, variando de 15 a 20 kg (GMG, 2021).

O teste SMC possui marca registrada comercial, ou seja, só pode ser efetuado por laboratórios licenciados. O resultado do teste é dado pelo *Drop Weight Index (DWI)*, em kWh/m³. Com esse valor é possível estimar os parâmetros *Mia*, *Mib*, *Mic* e *Mih* (GMG, 2021).

Para moinhos tubulares, os índices *Mia* e *Mib* descrevem a propriedade de quebra do minério grosso e fino, respectivamente. "Grosso" neste caso é definido como a faixa de tamanho com

um $P80$ maior que $750 \mu\text{m}$. “Fino” cobre a faixa de tamanho de um $P80$ menor que $750 \mu\text{m}$ (GMG, 2021).

Para moinhos tubulares, as equações de Morrell definem a energia específica de moagem pela soma da energia específica de moagem para a fração grossa do minério, ou W_a , com a energia específica de moagem para a fração fina, ou W_b . As equações 11 e 12 descrevem W_a e W_b , respectivamente (GMG, 2021).

$$W_a = K_1 M_{ia} 4(x_2^{f(x_2)} - x_1^{f(x_1)}) \quad (11)$$

Em que:

K_1 : fator de eficiência do moinho de *pebbles*, sendo 0,95 quando há recirculação de *pebbles* e 1 quando não há recirculação de *pebbles*; M_{ia} : índice de trabalho da fração grossa de minério, fornecido pelo teste SMC, em kWh/t; x_2 : $750 \mu\text{m}$ (valor de corte entre a fração grossa e fina); x_1 : $F80$ do circuito de moagem, em μm .

$$W_b = M_{ib} 4(x_3^{f(x_3)} - x_2^{f(x_2)}) \quad (12)$$

Em que:

M_{ib} : índice de trabalho da fração fina de minério, calculado a partir dos resultados do teste BWI conforme Equação 13, em kWh/t; x_3 : $P80$ do circuito de moagem, em μm ; x_2 : $750 \mu\text{m}$ (valor de corte entre a fração grossa e fina).

$$M_{ib} = \frac{18.18}{P100^{0.295} * Gpb_{estimado} * [P80^{f(P80)} - F80^{f(F80)}]} \quad (13)$$

Em que:

$P100$: malha da peneira em que 100% do produto da moagem passa, em μm ; $Gpb_{estimado}$: índice de moabilidade no estado de equilíbrio, em g/rev.; $P80$: malha da peneira em que 80% do produto da moagem passa, em μm ; $F80$: malha da peneira em que 80% da alimentação da moagem passa, em μm .

Nos casos do ensaio de BWI ter sido realizado em uma malha de teste diferente da praticada na mina, pode-se aplicar a Equação 14.

$$M_{ibt\text{target}} = M_{ib\text{ref}} * \left(\frac{P80_{ref}}{P80_{target}} \right)^{0.24} \quad (14)$$

Em que,

$M_{ibt\text{target}}$: Mib no cálculo que se deseja realizar; $M_{ib\text{ref}}$: Mib calculado usando os dados de BWI do laboratório; $P80_{target}$: $P80$ no cálculo que se deseja realizar, em μm ; $P80_{ref}$: $P80$ obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em μm .

O parâmetro Mic é utilizado para o cálculo da energia em britadores convencionais, conforme é mostrado na Equação 15 (GMG, 2021).

$$W_c = S_c K_2 M_{ic} 4 (x_2^{f(x_2)} - x_1^{f(x_1)}) \quad (15)$$

Em que:

S_c : parâmetro de competência para o minério grosseiro na britagem; K_2 : assume o valor de 1 para circuitos de britagem fechados e 1,19 para circuitos abertos; M_{ic} : índice de trabalho para a britagem, fornecido pelo teste SMC , em kWh/t ; x_2 : $P80$ do circuito de britagem, em μm ; x_1 é o $F80$ do circuito de britagem, em μm .

Por fim, o parâmetro Wh é utilizado para calcular a energia específica das prensas de rolos de alta pressão, ou HPGR, conforme Equação 16 (GMG, 2021).

$$W_h = S_h K_3 K_4 M_{ih} 4 (x_2^{f(x_2)} - x_1^{f(x_1)}) \quad (16)$$

Em que:

S_h : parâmetro de dureza para o minério grosseiro na moagem com HPGR; K_3 : assume o valor de 1 para circuitos de HPGR fechados e 1,19 para circuitos abertos; K_4 : está relacionado com a força específica de moagem aplicada, e está descrito na Equação 17; M_{ih} : índice de trabalho para a moagem HPGR, fornecido pelo teste SMC , em kWh/t ; x_2 é o $P80$ do circuito de moagem HPGR, em μm ; x_1 é o $F80$ do circuito de moagem HPGR, em μm .

$$K_4 = \frac{0,71e^{(0,28SF)}}{M_{ih}^{0,23}} \quad (17)$$

Em que SF é a força específica de moagem aplicada em N/mm².

O parâmetro S que descreve o parâmetro de competência para o minério grosseiro utilizado nas equações que definem W_c e W_h está descrito na Equação 18.

$$S = K_s(x_1x_2)^{-0,2} \quad (18)$$

Em que:

K_s : assume o valor de 55 para o cálculo de W_c e K_4 para o cálculo de W_h ; x_2 : P80 do circuito, em μm ; x_1 : F80 do circuito, em μm .

A função $f(x)$ presente nas equações de Morrell é mostrada na Equação 19 (GMG, 2021)..

$$f(x_j) = -\left(0,295 + \frac{x_j}{1.000.000}\right) \quad (19)$$

Em que x_j é a granulometria, em μm .

Os parâmetros Mia , Mib , Mic e Mih são calculados a partir de uma extensa base de dados fechada, retroalimentada pelas amostras enviadas aos laboratórios licenciados. Os procedimentos de cálculo para obtenção desses parâmetros são sigilosos, o que impede a reprodução exata dos mesmos (GMG, 2021). Apesar disso, existem equações que tendem a estimar esses parâmetros.

Os parâmetros Mia , Mic e Mih foram estimados a partir do valor de $A*b$ utilizando-se um banco de dados público para interpolação dos gráficos mostrados nas figuras 3-9, 3-10 e 3-11, respectivamente (DOLL, 2024).

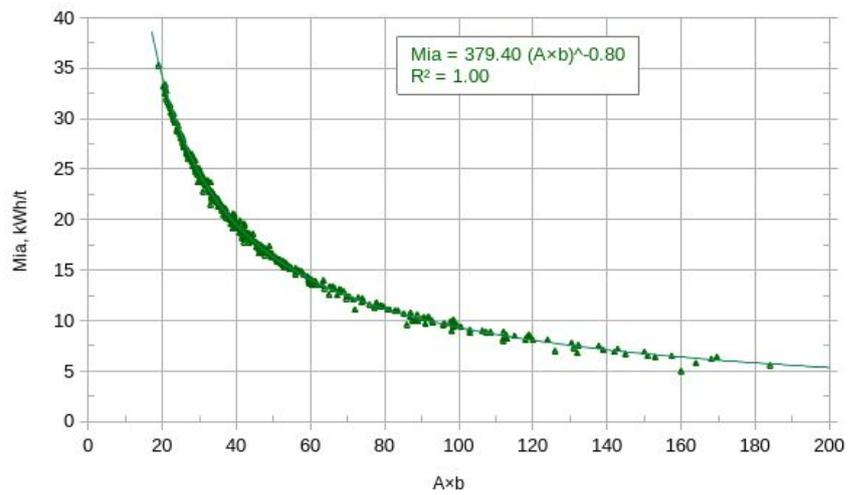


Figura 3-9: Relação entre $A*b$ e Mia .

Fonte (DOLL, 2024)

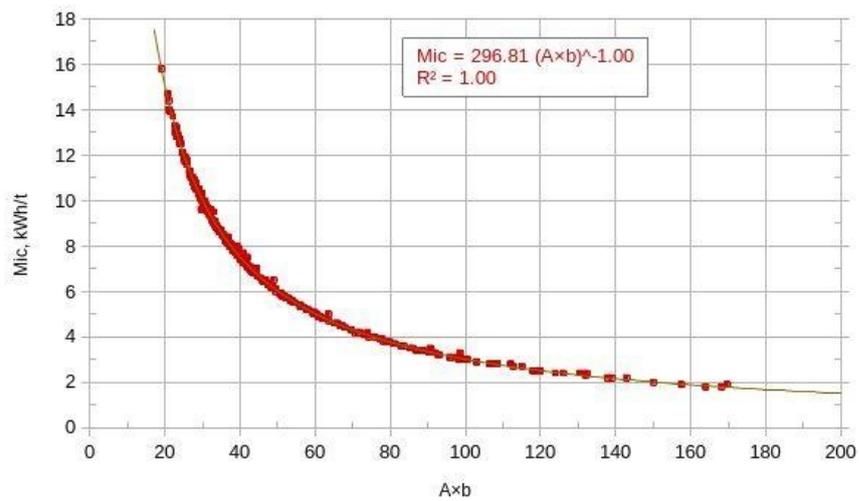


Figura 3-10: Relação entre $A*b$ e Mic .

Fonte (DOLL, 2024)

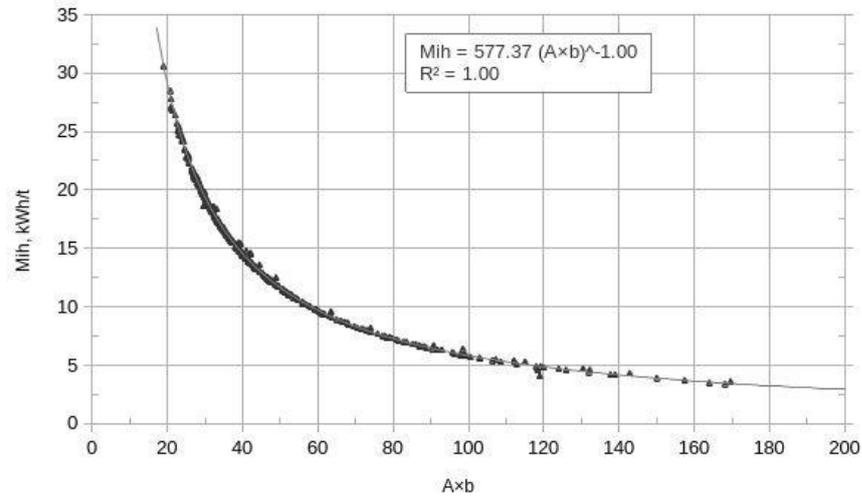


Figura 3-11: Relação entre $A*b$ e Mih .

Fonte (DOLL, 2024)

O parâmetro Mib pode ser estimado a partir do valor de $A*b$, conforme Figura 3-12 (DOLL, 2024).

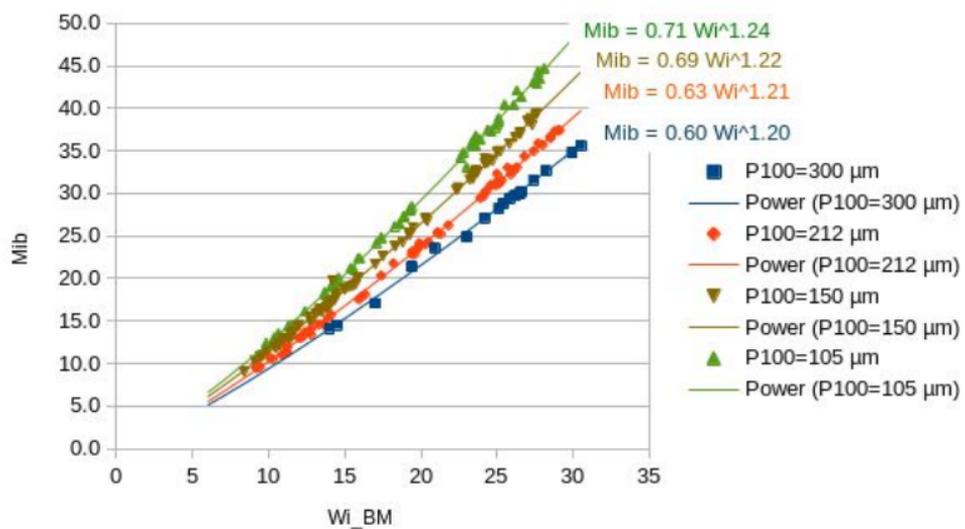


Figura 3-12: Relação entre o BWI e o Mib em função do P100 da amostra.

Fonte: Doll (2022).

A energia total do circuito de cominuição é dada pela soma de Wa , Wb , Wc e Wh .

3.4.2.1.4 *Hardness Index Tester (HIT)*

O *Hardness Index Tester (HIT)* foi desenvolvido pela SimSAGe Pty Ltd em 2013 para determinação da resistência à cominuição das rochas. Com design semelhante ao equipamento utilizado no ensaio de DWT, o HIT consegue estimar de maneira rápida e barata os parâmetros $A*b$ e BWI . O ensaio é feito com o uso de poucas amostras de fragmentos na faixa de tamanho de 15 a 20 mm, podendo ser realizado na própria mina, sem a necessidade de envio de amostras para um laboratório. Os índices de cominuição são calculados em um *software online* (KOJOVIC, BERGERON e LEETMAA, 2019).

A figura 3-13 apresenta o protótipo de 2ª geração utilizado nos ensaios HIT.

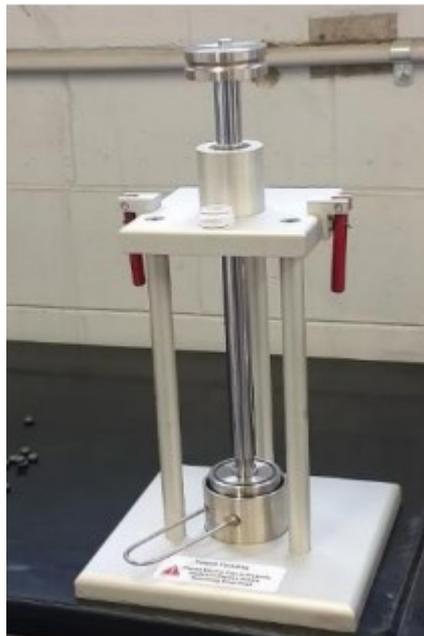


Figura 3-13: Protótipo de 2ª geração utilizado na realização do teste HIT.

Fonte: Kojovic, Bergeron e Leetmaa (2019)

Os resultados de vários testes industriais confirmaram que o HIT gerou resultados de $A*b$ similares aos encontrados em ensaios DWT ou SMC, desde que os mesmos fragmentos fossem usados em ambas as metodologias, incluindo a seleção inicial do fragmento e protocolo de dimensionamento do produto. A figura 3-14 mostra a correlação entre os resultados obtidos no HIT e os obtidos no SMC, utilizando 62 amostras provenientes de testemunhos de sondagem de um depósito de cobre no Canadá (KOJOVIC, BERGERON e LEETMAA, 2019). Já a figura

3-15, resultados obtidos para o depósito AEML, mostrando a correlação entre o A^*b obtido no HIT e em ensaios SMC e DWT em duas faixas granulométricas de operação (BERGERON et. al., 2017).

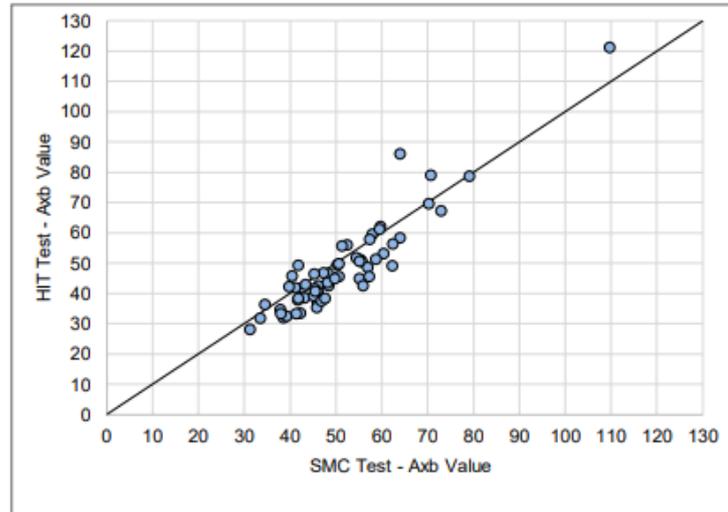
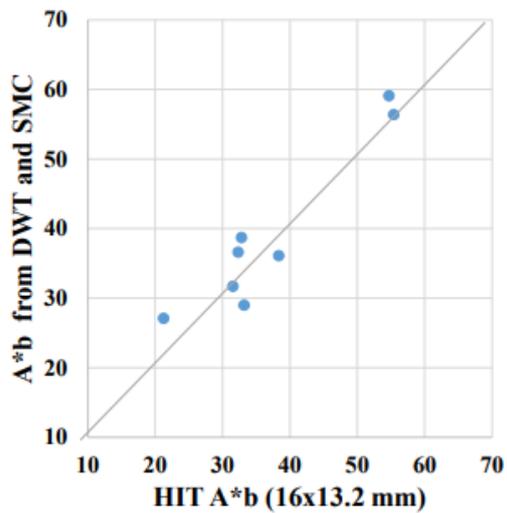
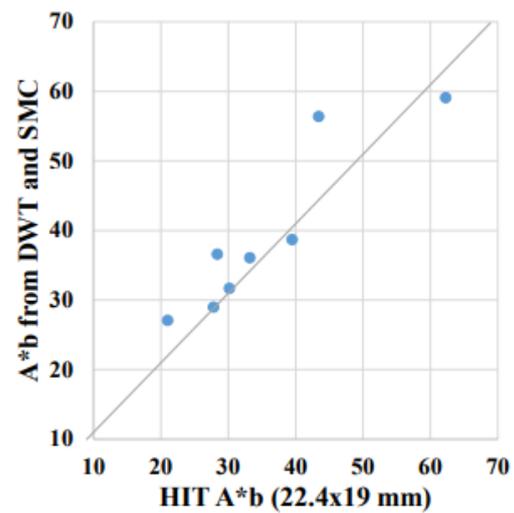


Figura 3-14: Correlação entre A^*b obtidos em ensaios SMC e HIT.

Fonte: Bergeron et. al. (2017).



(a)



(b)

Figura 3-15: Correlação entre A*b obtidos em ensaios SMC e DWT e HIT. (a) 16×13.2 mm,
(b) 22.4×19 mm.

Fonte: Kojovic, Bergeron e Leetmaa (2019)

Os testes industriais também demonstraram a possibilidade de usar o HIT para estimativa do BWI por meio de uma calibração entre a resposta à ruptura em altas energias específicas e os resultados completos reais do ensaio de BWI no mesmo minério. A figura 3-16 apresenta resultados de calibração para o mesmo depósito mostrado na figura 16 (KOJOVIC, BERGERON e LEETMAA, 2019).

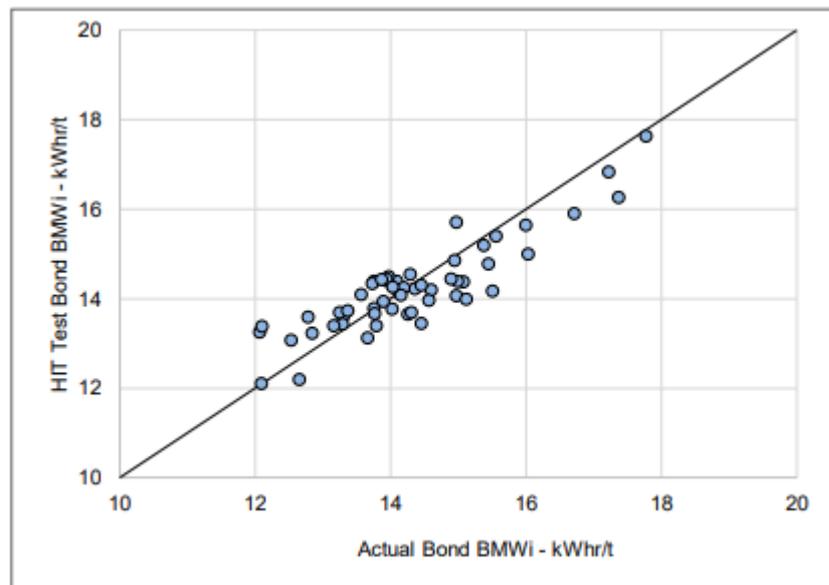


Figura 3-16: Comparação entre o ensaio de BWI e a estimativa do BWI a partir do HIT.

Fonte: Kojovic, Bergeron e Leetmaa (2019)

Os resultados de testes industriais com mais de 100 amostras cobrindo oito depósitos de minério sugerem que esta abordagem pode ser usada para estimar o BWI dentro de uma incerteza aceitável para aplicações geometalúrgicas (KOJOVIC, BERGERON e LEETMAA, 2019).

3.4.2.2 Não aditividade das variáveis geometalúrgicas

Um projeto geometalúrgico aumenta consideravelmente a complexidade do planejamento de lavra, visto que envolve um grande número de variáveis, muitas delas não aditivas (VEIRA & COSTA, 2016). Uma variável é aditiva quando há uma correlação linear de valores, ou seja,

combinações entre amostras produzem resultados consistentes com a média ponderada. Uma variável é não aditiva quando não há correlação direta entre duas características iguais (CAMPOS et al., 2021).

A Figura 3-17 mostra um exemplo de dois blocos com os mesmos volumes e densidades e *Bond Work Index* (BWI) diferentes. A mistura desses blocos resultará em uma amostra com densidade média ponderada pelo volume, porém, o valor de BWI não necessariamente corresponderá à média, uma vez que o BWI é uma variável não aditiva. Assim, será necessário realizar um teste de BWI da amostra composta pelos blocos 1 e 2 para determinar o BWI correspondente.

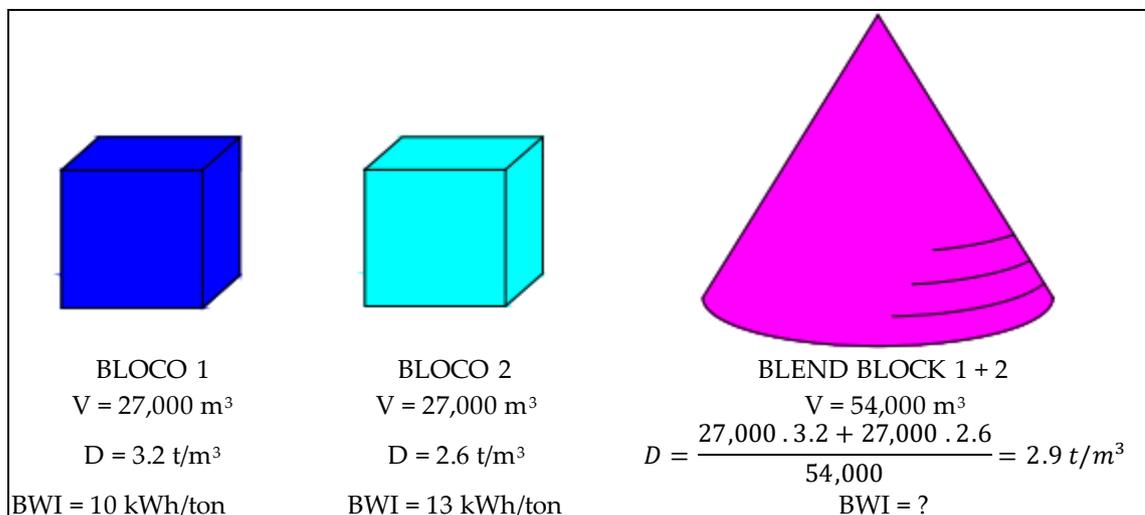


Figura 3-17: Exemplo mostrando a mistura de dois blocos com variável aditiva (densidade) e variável não aditiva (BWI).

Campos et al. (2021) estudaram como a não aditividade da variável recuperação metalúrgica pode afetar os resultados esperados na usina. Num exemplo de uma mina real de cobre no Brasil, *Wheaton Precious Metals*, os autores demonstraram como a blendagem de blocos, utilizando o volume do bloco como suporte, leva a resultados incorretos da recuperação metalúrgica global. Considere que os 4 blocos mostrados na figura 3-18 serão blendados e alimentados numa usina simultaneamente. Cada bloco tem massa de 0,25 t, totalizando 1 t a ser processada.

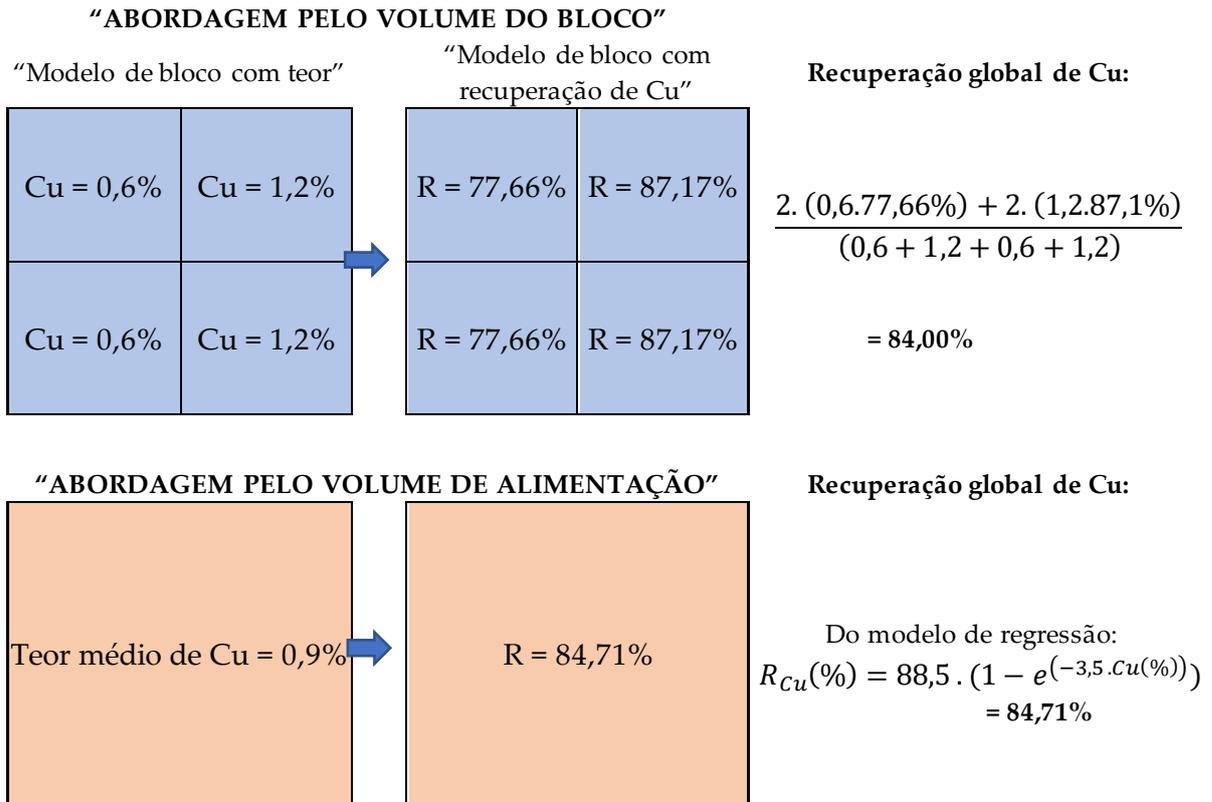


Figura 3-18: Diferenças de como aplicar a curva de regressão para prever a recuperação de cobre

Fonte: (adaptado de CAMPOS et al., 2021).

A aplicação tradicional, considera o suporte como sendo o volume do bloco. Então, calcula-se a recuperação de cada bloco, para em seguida calcular a recuperação média de cobre da mistura. Já a abordagem considerando como suporte o volume alimentado na usina, encontra primeiro o teor médio da mistura, que é uma variável aditiva. E então aplica a equação de regressão ao volume total da mistura. A recuperação de cobre foi 0,71% menor na abordagem tradicional, ou seja, há uma imprecisão da recuperação metalúrgica global em 0,71% e do valor econômico previsto com a prática atual da mina.

Em outro exemplo, Campos et al. (2021) demonstram como a sequência de mistura dos blocos que alimenta a usina pode interferir na recuperação global da planta, conforme figura 3-19.

	Sequenciamento tradicional "otimização do VPL"				Sequenciamento "alternativo"			
Teores dos blocos	(A) 0,4% Cu	(B) 0,5% Cu	(C) 0,4% Cu	(D) 0,5% Cu	(A) 0,4% Cu	(B) 0,5% Cu	(C) 0,4% Cu	(D) 0,5% Cu
	(E) 0,6% Cu	(F) 1,2% Cu	(G) 0,6% Cu	(H) 1,2% Cu	(E) 0,6% Cu	(F) 1,2% Cu	(G) 0,6% Cu	(H) 1,2% Cu
"Volume alimentado" teores e recuperações metálicas	(ABCD) 0,45% Cu R = 70,18%				(ABEF) 0,67% Cu R = 80,16%		(CDGH) 0,67% Cu R = 80,16%	
	(EFGH) 0,9% Cu R = 84,71%							
Recuperação global Cu =	$\frac{(0,45 \cdot 70,18\% + 0,9 \cdot 84,71\%)}{(0,45 + 0,9)} = 79,86\%$				$\frac{(0,67 \cdot 80,16\% + 0,67 \cdot 80,16\%)}{(0,67 + 0,67)} = 80,16\%$			

Figura 3-19: Diferentes misturas produzem diferentes recuperações globais de metais

Fonte: (adaptado de CAMPOS et al., 2021).

No sequenciamento tradicional, utiliza-se a maximização do VPL como critério para a seleção dos blocos que irão alimentar a planta. Dessa forma, os blocos E, F, G e H seriam alimentados antes dos blocos A, B, C e D, uma vez que possuem teores mais elevados. Nesse caso, o conjunto (EFGH) teria um teor médio de 0,9% com recuperação de 84,71%, enquanto o conjunto (ABCD) teria um teor de 0,45% com recuperação de 70,18%. A recuperação global do processo seria de 79,86%.

Um sequenciamento "alternativo", seria alimentar o conjunto de blocos (ABEF) primeiro e, na sequência, o conjunto (CDGH). Dessa forma, os teores alimentados na usina seriam constantes em 0,67%, assim como as recuperações de cada conjunto, de 80,16%. Como resultado, a recuperação global desse sequenciamento seria de 80,16%, que é superior ao sequenciamento que otimiza o VPL. Sendo assim, o cronograma "alternativo" maximiza a recuperação global do cobre, mesmo não priorizando blocos de alto teor. Como conclusão do exemplo, os autores sugeriram que o sequenciamento "alternativo" é mais adequado ao planejamento de curto prazo, que busca a melhor eficiência operacional.

Assim como a recuperação metalúrgica, o BWI caracteriza-se por ser uma variável não-aditiva, não sendo possível estimar o valor do BWI de uma mistura através da média ponderada dos valores de BWI das amostras que compõe a mistura (EIVAZY et al., 2016; LEAL et al., 2016).

Campos et al. (2019) verificaram o caráter não-aditivo do BWI em misturas de dois minérios com competências distintas. Para isso, realizou blends de diferentes proporções em massa das amostras, seguido dos ensaios de BWI. A Figura 3-20 apresenta os resultados do ensaio de BWI obtido pelos autores.

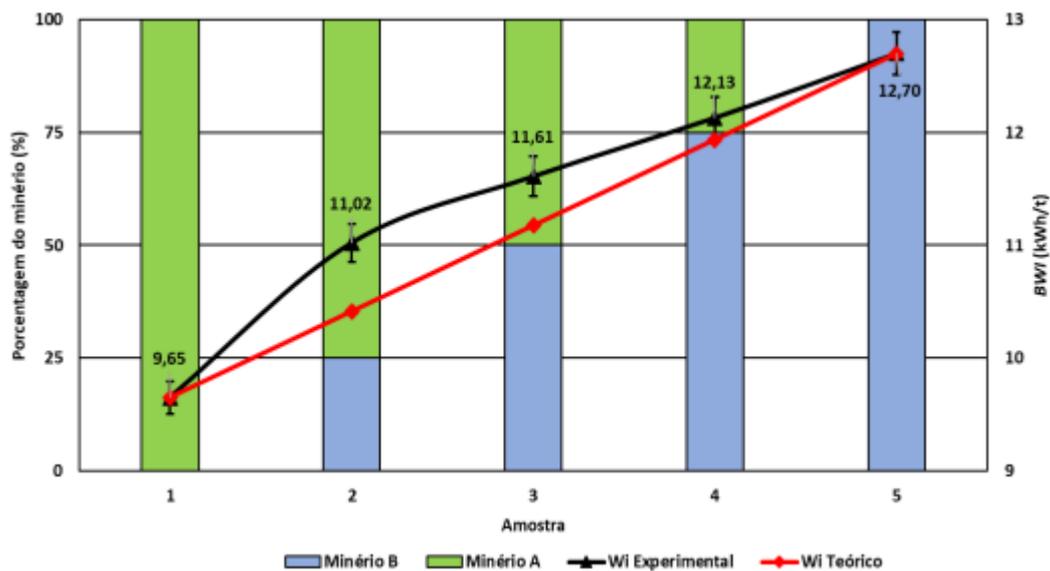


Figura 3-20: Valores de BWI obtidos experimentalmente e teóricos

Fonte: (CAMPOS et al., 2019).

Os resultados mostrados na figura 3-20 evidenciam o caráter não-aditivo do BWI, uma vez que o BWI das misturas (amostras 2, 3 e 4), não correspondem aos valores de BWIs calculados pela média ponderada dos valores de BWI dos minérios A e B (Wi Teórico).

A justificativa para a não-aditividade do BWI encontra-se no fato da litologia mais resistente à quebra presente numa mistura tender a se acumular no interior do moinho durante o teste BWI na forma de carga circulante. Isso faz com que o BWI da mistura tenha maior influência da litologia mais competente. (EIVAZY et al., 2016; LEAL et al., 2016).

Dunham e Vann (2007) destacam que as variáveis geometalúrgicas são responsáveis por direcionar os custos e receitas de uma mina, já que permitem a aplicação direta de ações no planejamento de lavra e no processamento mineral. Portanto, é necessário um controle minucioso ao se realizar a estimativa por interpolação geoestatística dessas variáveis, devido ao caráter não aditivo de muitas delas.

3.4.3 Projeto geometalúrgico

Lamberg (2011) apud Gonçalves (2017), subdivide o Modelo Geometalúrgico em três componentes:

- 1- O modelo geológico fornece uma boa caracterização do minério e dados mineralógicos quantitativos, como composição, textura, liberação das partículas e distribuição dos grãos.
- 2- O modelo de processamento mineral recebe a informação do modelo geológico e adiciona os dados referentes ao desempenho metalúrgico dos minerais, possibilitando o estudo da resposta metalúrgica dos diferentes blocos de minério do modelo.
- 3- O modelo de produção/planejamento combina os dois modelos anteriores e tem função de gerenciamento da produção, incluindo o planejamento de curto/longo prazo e um prognóstico econômico dos custos e variações de mercado.

A resposta metalúrgica do bloco na planta, utilizada para alimentar o modelo de blocos na abordagem geometalúrgica, pode ser obtida por três maneiras distintas, segundo Lishchuk (2016):

- Na abordagem tradicional, que requer um menor nível de avanço tecnológico, essa resposta é estimada a partir de ensaios químicos de rotina, usando funções denominadas de Funções de Recuperação. Para obtê-las, testes de variabilidade e análise estatística são utilizados, definindo assim a correlação entre a resposta metalúrgica e a composição química do minério.
- Na abordagem *Proxy*, são realizados diversos ensaios de processamento em escala de bancada para diversas amostras obtidas da etapa de sondagem. Os resultados desses

ensaios são convertidos, a partir de um fator de correção, em respostas esperadas na escala industrial.

- Na abordagem mineralógica, que apresenta maior nível de avanço tecnológico, acontece a obtenção contínua e metódica de informações mineralógicas quantitativas, aliando-se tais informações aos dados relativos à composição química e os ensaios de processo em laboratório.

A figura 3-21 apresenta os tipos de abordagem e a relação entre geologia e o processo de cada abordagem.

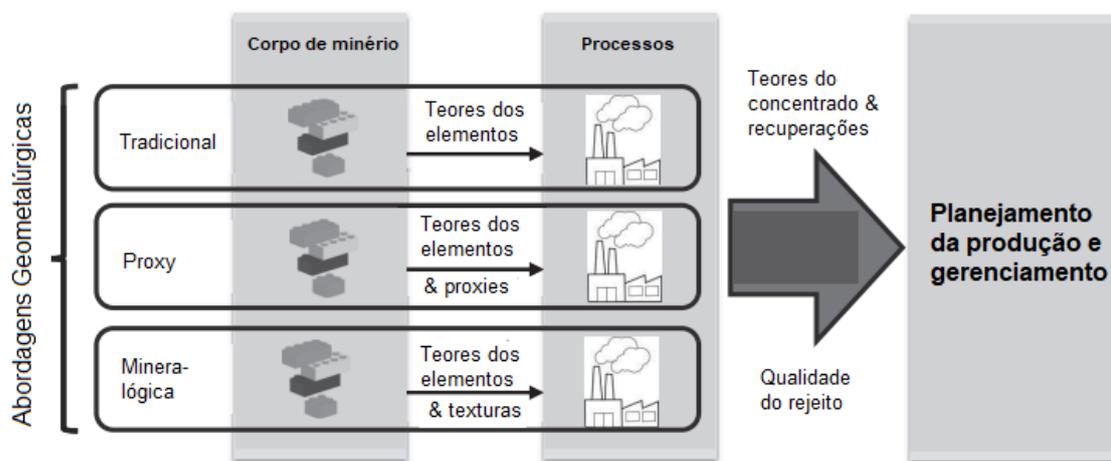


Figura 3-21: Relação entre geologia e processos nas abordagens geometalúrgicas

Fonte: (adaptado de LISHCHUK, 2016)

O programa geometalúrgico pode ser classificado em 3 categorias diferentes de acordo com o nível de interferência que podem ter nas operações (LISHCHUK, 2016), conforme tabela 3-6:

Tabela 3-6: Profundidade de aplicação dos programas geometalúrgicos

PROFUNDIDADE DE APLICAÇÃO DO PROGRAMA GEOMETACÚRGICO	Uso passivo:
	<ul style="list-style-type: none"> ● Nenhuma aplicação da geometalurgia <ul style="list-style-type: none"> ● Coleta de dados ● Visualização de dados ● Predição de variáveis
	Uso intermediário:
	<ul style="list-style-type: none"> ● Possibilidade de modificação nos processos de beneficiamento
	Uso ativo:
	<ul style="list-style-type: none"> ● Identificação das restrições ● Planejamento da produção ● Gerenciamento de cenários

Fonte: (adaptado de LISHCHUK, 2016)

Além disso, Lishchuk (2016) classificou em oito níveis o uso de dados geometalúrgicos numa mina, conforme Tabela 3-7:

Tabela 3-7: Níveis de uso dos dados geometalúrgicos.

NÍVEL	ATIVIDADES DESENVOLVIDAS
0	Não há coleta de dados geometalúrgicos
1	Coleta-se dados geometalúrgicos
2	Os dados geometalúrgicos são visualizados no corpo de minério
3	Previsão da produção sem nenhuma ação ativa na produção
4	As informações geometalúrgicas são utilizadas apenas em ações corretivas
5	Os dados geometalúrgicos são usados para definir restrições de qualidade da alimentação e as limitações de produção no processo
6	Ocorre o planejamento efetivo da produção embasado em dados geometalúrgicos
7	Dados geometalúrgicos são usados para gerenciar cenários atuais e futuros de produção

Fonte: (adaptado de LISHCHUK, 2016)

3.5 Planejamento de lavra de longo prazo tradicional

O planejamento de longo prazo diz respeito às decisões tomadas ao longo da vida da mina. No caso de minas a céu aberto, este tem início com o modelo de blocos que representa o depósito mineral. A partir deste, deve-se definir quais os blocos serão lavrados, quando serão lavrados e qual o destino do bloco (pilha de estéril, pilha de estoque ou usina). Tudo isso considerando a sequência de extração que irá maximizar o retorno financeiro do projeto (DAGDELEN, 2001).

A abordagem tradicional do planejamento de lavra envolve a definição da cava final, seguido da divisão da cava final em *pushbacks* com o auxílio da geração de cavas aninhadas e, por fim, o sequenciamento da lavra levando em consideração as capacidades de lavra, processo e mercado (HUSTRULID e KUCHTA, 2006). Está abordagem é classificada como de agregação. Segundo Guimarães e Marinho (2014) essa metodologia, ainda que bem executada, não garante um valor ótimo.

Entre as principais limitações destacam-se (GOODFELLOW e KIMITRAKOPOULOS, 2013 apud SOUZA, 2018):

- a dificuldade para ajustar parâmetros de lavra diferentes aos períodos de produção no sequenciamento;
- predefinição de uma taxa de lavra e do teor de corte incorreto;
- aplicação da mesma taxa de desconto para todos os blocos, independente do período de lavra;
- utilização de modelos determinísticos;
- predefinição de destino dos blocos e
- incapacidade de incorporação de restrições aditivas.

Para obtenção da cava ótima, o algoritmo proposto por Lerchs e Grossmann (1965) é o método mais utilizado em todo o mundo. (HUSTRULID E KUČHTA, 2006).

3.6 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

Outra abordagem para o planejamento estratégico de lavra é chamada de Sequenciamento Direto de blocos (SDB). Baseado em algoritmos de Programação Inteira Mista (PIM), o SDB é capaz de resolver todas as etapas do planejamento tradicional ao mesmo tempo, além de incorporar as incertezas geológicas nos resultados em um único processo, permitindo que modelos simulados sejam utilizados na geração dos planos de produção (OTA e MARTINEZ, 2017). Então, o SDB é capaz de decidir em uma única etapa quais os blocos do depósito devem ser extraídos; qual destino será dado aos blocos extraídos; e em que períodos tais blocos serão extraídos (CAMPOS et al., 2018; MORALES et al., 2015).

O SDB é capaz de gerar a cava final e o sequenciamento da produção ótimos a partir de uma única etapa de otimização. Essa única etapa determina o melhor período de extração do bloco, seguindo restrições pré-determinadas, como capacidade de lavra e de usina, geometrias da cava, entre outras. A Figura 3-22 descreve brevemente a metodologia SDB.

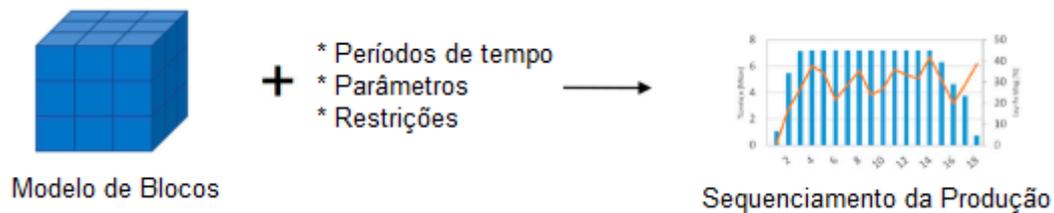


Figura 3-22: Abordagem determinística do SDB

Fonte: (adaptado de MORALES et al., 2019)

Essa metodologia foi desenvolvida por Johnson em 1968 (JOHNSON, 1968), porém, devido às limitações computacionais da época, não pode ser utilizada para realizar a otimização global de projetos de mineração. Com o advento dos computadores de 64 *bits* surgiram os *softwares* de planejamento de lavra utilizando SDB, *software MiningMath*, *software Doppler*, *software Deswik Go* e *software KPI Cosmos*.

Nos *softwares* que empregam SDB não é necessário determinar previamente o destino do bloco, então são calculados dois valores econômicos para cada bloco, um considerando que o bloco é de minério e outro considerando que o bloco é de estéril, conforme foi mostrado nas equações 3.1 e 3.2. Dessa forma, vários destinos diferentes podem ser criados, e o algoritmo é responsável por definir os melhores destinos para os blocos com base na viabilidade de mineração e suas contribuições econômicas, representadas pelo valor econômico do bloco descontado ao longo do tempo.

Entre as principais vantagens encontradas no SDB frente ao planejamento de lavra tradicional, pode-se destacar (OTA e MARTINEZ, 2017):

- Taxa de desconto aplicada aos blocos de acordo com o período de extração;
- O destino do bloco não é definido a partir da suposição do teor de corte, mas através do valor econômico associado a ele no período de extração;
- Unificação das etapas do planejamento de lavra tradicional em uma única etapa;
- Considera as restrições operacionais durante a otimização, como geometria da cava, capacidade de mineração e de processamento, etc.
- O SDB é baseado em modelos estocásticos, permitindo a introdução das incertezas geológicas à jazida mineral.

No entanto, diversos autores mostraram a limitação dos algoritmos de SDB em gerar planos de extração com viabilidade operacional. Devido a sua característica de otimização do VPL, o algoritmo tende a lavrar os blocos mais lucrativos da mina no menor período. Com isso, tende a gerar cavas pouco operacionais, com blocos muito espalhados nas cavas geradas ano a ano, o que requer ajustes posteriores da equipe de produção. Essa característica tem o nome de avidez por blocos.

Campos (2017) mostrou essa desvantagem do algoritmo SDB ao realizar o planejamento de longo prazo no *software Doppler*. Ele destacou a dispersão dos blocos dentro de determinados períodos de lavra, o que tornaria impossível a lavra por questões operacionais. A figura 3-23 apresenta os períodos 11 e 15 dos resultados da otimização apresentada pelo *Doppler*. Na imagem é possível perceber vários blocos dispersos no ano 11 e no ano 15 uma certa aglomeração de bloco.

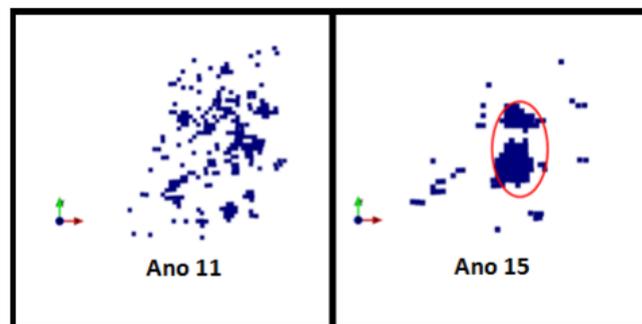


Figura 3-23: Blocos sequenciados por ano no *Doppler*

Fonte: (CAMPOS, 2017).

Morales et al. (2019) reforçaram essa ideia em seu trabalho, dizendo que é comum que os planos obtidos no SDB não atendam a questões operacionais como espaços mínimos para alocar equipamentos ou extração constante de estéril por períodos. A figura 3-24, apresenta uma seção S-N obtida do sequenciamento de lavra realizado pelos autores. Nela é possível notar diversas pequenas cavas sendo geradas em determinados períodos, o que dificultaria a operacionalização da lavra.

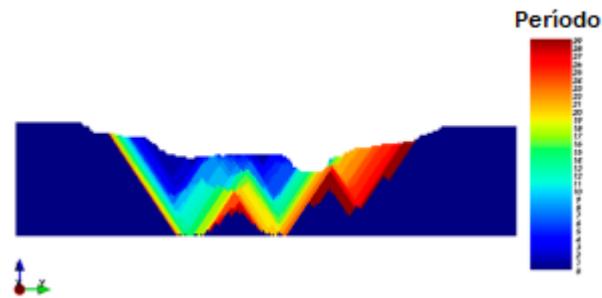


Figura 3-24: Seção S-N obtida pela sequenciamento de lavra obtido no algoritmo de SDB
 Fonte: (adaptado de MORALES et al., 2019)

Martins, Mata e Mazzinghy (2021) realizaram o sequenciamento direto de blocos no *software MiningMath* e também ressaltaram a baixa operacionalização das cavas geradas ano a ano pelo algoritmo. A Figura 3-25 mostra os blocos extraídos no décimo período da mina, sendo possível observar pequenos conjuntos de blocos, assim como blocos sozinhos dentro da cava.

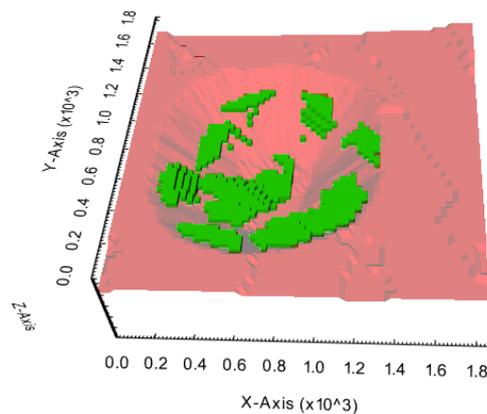


Figura 3-25: Blocos extraídos no período 10 empregando-se o SDB
 Fonte: (MARTINS, MATA e MAZZINGHY, 2021).

3.6.1 Modelamento matemático no SDB

As equações de 20 a 26 apresentam a formulação proposta por Johnson (1968) e descritas por Osanloo et al. (2018). Na equação 20, o objetivo é maximizar o lucro proveniente da extração dos blocos.

$$\sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N C_i^{tm} T B_i x_i^{tm} \quad (20)$$

Sendo,

T : número máximo de períodos de tempo; N : número total de blocos a ser agendado; i : índice do bloco ($i= 1, 2, \dots, N$); C_i^{tm} : VPL resultante por unidade de massa, em extrair o bloco i no período t e processado como m ; x_i^{tm} : a proporção do bloco i a ser extraído no tempo t e processado como m ; $T B_i$: tonelagem total do bloco i ; m : material ou tipo de processamento (ex. minério=1, estéril =2, ... M).

A equação 21 representa os teores mínimo e máximo permitidos do material a ser enviado ao processo m no tempo t , sendo g_i o teor médio do bloco i ; G_{min}^{tm} e G_{max}^{tm} o teor mínimo e máximo do material m enviado ao processamento no período t .

$$G_{min}^{tm} \leq (\sum_{i=1}^N g_i T B_i x_i^{tm} / \sum_{i=1}^N T B_i x_i^{tm}) \leq G_{max}^{tm} \quad \forall t, \forall m \quad (21)$$

As equações 22 e 23 dizem respeito às capacidades mínima e máxima de processamento e lavra, respectivamente. Sendo PC_{min}^{tm} e PC_{max}^{tm} a capacidade mínima e máxima de processamento do material m em qualquer período e MC_{min}^t e MC_{max}^t a capacidade mínima e máxima de lavra em qualquer período.

$$PC_{min}^{tm} \leq (\sum_{i=1}^N T B_i x_i^{tm}) \leq PC_{max}^{tm} \quad \forall t, \forall m \quad (22)$$

$$MC_{min}^t \leq (\sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M T B_i x_i^{tm}) \leq MC_{max}^t \quad \forall t \quad (23)$$

A equação 24 garante que o material lavrado seja agendado apenas uma vez.

$$\sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M x_i^{tm} = 1 \quad \forall i \quad (24)$$

A restrição apresenta na equação 25 diz respeito a precedência geométrica: para se extrair o bloco b no tempo t , deve-se extrair os blocos l precedentes a ele no tempo t ou antes. Sendo que Γb consiste nos índices de todos os blocos que precisam ser removidos antes da extração do bloco b , devido ao ângulo máximo de inclinação da cava.

$$\sum_{m=1}^M x_b^{tm} - \sum_{r=1}^t \sum_{m=1}^M x_l^{rm} \leq 0 \quad \forall t, \forall b, \forall l \in \Gamma b \quad (25)$$

Por fim, a equação 26 apresenta a restrição que garante que a parcela do bloco será extraída uma única vez, caso venha a ocorrer a extração.

$$0 \leq x_i^{tm} \leq 1 \quad \forall t, \forall b, \forall m \quad (26)$$

Apesar de apresentar algumas falhas na extração dos blocos, como não considerar a precedência dos blocos, o modelo proposto por Johnson trouxe grandes avanços na programação da lavra ao integrar ao modelo os elementos de tempo e destino dos blocos (OSANLOO, GHOLAMNEJAD e KARIMI, 2008). Vários pesquisadores (RAMAZAN e DIMITRAKOPOULOS, 2018; ARAS, DAGDELEN e JOHNSON, 2019; RAMAZAN, DAGDELEN e JOHNSON, 2013; CHICOISNE et al., 2012) estudaram o SDB ao longo dos anos e deram suas contribuições para o desenvolvimento da metodologia proposta por Johnson a partir da resolução de equações matemáticas usando programação linear inteira mista (PLIM).

As equações 27 a 33 apresentam a modificação do modelo de Johnson proposto por Chicoisne (2012). Neste modelo, o objetivo é maximizar o lucro da extração dos blocos, conforme equação 27.

$$\sum_{b \in B} \sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^T p_{bdt} (x_{bdt} - x_{b,d,t-1}) \quad (27)$$

Sendo,

b : índice do bloco pertencente ao conjunto de blocos B ; D : conjunto de possíveis alvos de processamento; T : número de períodos de tempo; x_{bdt} : fração do bloco b enviada ao destino d no tempo t ou antes; p_{bdt} : lucro obtido por unidade do bloco b enviado ao destino d no tempo t .

A equação 28 garante que as restrições de capacidade sejam respeitadas.

$$\sum_{d=1}^D \sum_{b \in B} a_{bdr} (x_{bdt} - x_{b,d,t-1}) \leq c_{rt} \quad \forall r \in R, \forall t \quad (28)$$

Sendo,

a_{bdr} : quantidade de recurso r consumida no tempo t por unidade do bloco b enviada ao destino d ; c_{rt} : quantidade de recurso r disponível no tempo t .

A equação 29 garante que o material lavrado seja agendado apenas uma vez.

$$\sum_{t=1}^T \sum_{d=1}^D (x_{bdt} - x_{bdt-1}) \leq 1 \quad \forall b \in B \quad (29)$$

A equação 30 é a restrição de precedência, em que o conjunto A é o conjunto de arcos tal que a fração do bloco b só pode ser extraída após a fração do bloco a .

$$x_{bdt} \leq x_{adt} \quad \forall (a, b) \in A, \forall t, \forall d \quad (30)$$

A equação 31 garante que, por serem variáveis cumulativas, x_{bdt} é maior que x_{bdt-1} .

$$x_{bdt-1} \leq x_{bdt} \quad \forall b \in B, \forall t, \forall d \quad (31)$$

A equação 32 garante que nenhum material foi extraído no tempo $t = 0$.

$$x_{bd0} = 0 \quad \forall b \in B, \forall d \quad (32)$$

E a equação 33 representa a possibilidade da parcela ser extraída ou não.

$$0 \leq x_{bdt} \leq 1 \quad \forall b \in B, \forall d \quad (33)$$

3.6.2 Implementações do SDB

3.6.2.1 MININGMATH

O *software* comercial *MiningMath*, antigo *SimSched*, utiliza o algoritmo de SDB, buscando otimizar a lavra e maximizar o valor presente líquido (VPL) do projeto. É um *software* de

otimização de cava baseado em técnicas de Programação linear inteira mista (PLIM) e métodos de linearização, além de contar com o *Branch & Cut*, um algoritmo próprio do *software* que oferece mais eficiência do que os otimizadores PLIM padrão. (MININGMATH, 2024).

Ao contrário do que acontece nos *softwares* baseados em heurísticas, o *MiningMath* não realiza a otimização a partir da precedência de blocos, mas sim com base nas superfícies. Dessa forma é capaz de fornecer resultados mais fidedignos para o problema proposto se comparado a otimização baseada em precedência de blocos, que tende a ser mais otimista que a realidade (MININGMATH, 2024).

A otimização é dividida em três etapas. Na primeira etapa ocorre uma avaliação inicial, em que áreas que não possuem valor para o projeto são retiradas considerando as restrições de ângulos de inclinação. Fica-se então com uma superfície inicial.

Na segunda etapa acontece a linearização e otimização. Nessa etapa o problema inteiro não linear é aproximado para um problema inteiro, linear baseado em superfícies. O problema é otimizado pelo algoritmo, com base no valor dos blocos e nas restrições. Os tipos de restrições inseridas podem ser diversas, entre elas estão capacidades de mina e usina, teores médios de alimentação da usina, restrições geométricas (largura e comprimento de lavra, largura de fundo de cava, taxa vertical de avanço), superfícies de restrição da lavra em determinadas regiões ou superfícies onde a lavra é forçada em determinadas regiões, além de outras.

Na última etapa o algoritmo *Branch & Cut* converte a solução linear obtida na etapa anterior em uma solução inteira e não linear. Feito isso, ocorre a avaliação do resultado, que pode considerar a otimização realizada como uma solução final ou levar a um novo processo de otimização.

Um novo processo de otimização irá ocorrer, no caso de as restrições serem violadas devido à transformação de solução linear para inteira, solução não linear ou devido à inviabilidade do problema. Nesse caso, o algoritmo retornará à segunda etapa com o objetivo de melhorar a viabilidade da otimização.

Outra situação que pode levar a um novo processo de otimização é quando a avaliação da solução não linear inteira transformada mostra que as restrições definidas na segunda etapa não afetam o problema. Então, o objetivo será permitir que a otimização se concentre nos gargalos do problema e melhore o VPL atual.

3.6.2.2 *Doppler*

O *Doppler* é um *software* de planejamento de mina a céu aberto que fornece ferramentas para o planejamento de lavra com o objetivo de maximizar o valor do empreendimento mineral, delimitando e sequenciando a extração mineral (DOPPLER, 2024). Foi desenvolvido pelo Laboratório DELPHOS da Universidade do Chile.

Ele é capaz de realizar o planejamento de maneira tradicional (com otimização da cava final, determinação dos *pushbacks*, e o sequenciamento de lavra) e o planejamento por SDB (MOREIRA, 2019; DOPPLER, 2021). O *BOS2M (Blending Optimization Sequencing and Scheduling Multi-destination)* é a ferramenta presente no *Doppler* que executa o sequenciamento direto de blocos (CAMPOS, 2017).

Entre as considerações contempladas no SDB pelo *Doppler* estão as restrições de talude, restrições de capacidade para cada componente do sistema, restrições de blendagem, multi-destinos e pilhas de estoque (CAMPOS, 2017).

3.6.2.3 *Deswik.Go*

A *Deswik* é uma multinacional com produtos direcionados ao planejamento de minas a céu aberto e subterrânea. Os seus *softwares* são utilizados em mais de 50 países (DESWIK, 2024)

O *Deswik.Go* é o *software* da empresa em parceria com a Alicanto Labs da Universidade Adolfo Ibañez, do Chile, que utiliza a otimização global por SDB. Entre suas funcionalidades estão a otimização de sequenciamentos e destinos, a otimização multimina e a análise econômica usando os relatórios gerados pelo *software* (DESWIK, 2024)

O *Deswik.Go* utiliza PLIM para maximizar o VPL, atendendo as restrições operacionais, de processamento e de capital inseridas pelo usuário (DESWIK, 2024).

3.6.2.4 KPI COSMO

O *KPI-COSMO*, *software* lançado recentemente pela empresa KPI MINING SOLUTIONS, utiliza o SDB na otimização do planejamento de mina. A empresa possui parceria com o COSMO Stochastic Mine Planning Laboratory da Universidade McGill, no Canadá, desenvolvendo diversos produtos para a solução de problemas que envolvem a mineração (KPI COSMO, 2024).

O *KPI-COSMO* realiza o planejamento de lavra estocástico, ou seja, utiliza simulações na otimização global ao invés de modelos determinísticos. Ele permite gerenciar riscos técnicos que afetam a operação da cadeia de valor mineral, integrando simulações simultâneas de teores, tipos de materiais, propriedades geometalúrgicas, preços de metais, recuperações, rendimentos, desempenho de equipamentos, etc (KPI-COSMO, 2024).

3.6.2.5 Uso dos *softwares* que empregam o algoritmo de SDB

Aqui serão apresentados alguns trabalhos realizados nos últimos anos que utilizaram *softwares* que utilizam o algoritmo de SDB na otimização.

Morales et al. (2015), compararam dois *softwares* de SDB, *MiningMath* e *Doppler*, com o *software* que emprega a metodologia tradicional, *Whittle*. Para isso, eles utilizaram 3 bancos de dados diferentes, *Marvin*, *KD* e *McLaughlin*. Os resultados de VPL e tempo de vida são apresentados na tabela 3-8.

Tabela 3-8: Resultados obtidos nas otimizações

	<i>MiningMath</i>		<i>Doppler</i>		<i>Whittle</i>	
	VPL	Períodos	VPL	Períodos	VPL	Períodos
<i>Marvin</i>	921.3	14	905.8	14	886.3	14
<i>KD</i>	406.6	12	409.7	10	407.0	10
<i>McLaughlin</i>	1493	16	1510.0	16	1492.0	16

Fonte: (adaptado de MORALES et al., 2015)

Esses resultados demonstram que, em quase todos os casos, os *softwares* de SDB trouxeram resultados ligeiramente melhor de VPL, com destaque para o *Doppler*, que obteve VPL superior ao *Whittle*, com tempos de vida similar nos 3 modelos de blocos otimizados. Os autores destacaram as diferenças no tempo computacional gasto pelos *softwares*. Para otimizar o modelo de blocos *McLaughlin*, enquanto o *MiningMath* e o *Doppler* gastaram 1,0 e 1,5 horas, respectivamente, o *Whittle* gastou 15 horas.

Leite (2017), comparou os *softwares* *MiningMath* (SDB) e *Micromine* (LG). A otimização envolvendo o *software* que emprega o SDB retornou VPL total 0,48% superior, em um período de tempo menor, 19 anos contra 25. Isso equivaleu a um Valor presente líquido anualizado (VPLA) de 1347,76 milhões de dólares no *MiningMath* contra 1235,99 milhões de dólares no *Micromine*. Dessa forma, o retorno financeiro em menor período de tempo justificaria o uso do SDB ao invés da metodologia tradicional.

Campos (2017) comparou os *softwares* *Doppler* (SDB) e *Whittle* (LG), além de realizar a operacionalização da cava. O melhor resultado obtido no *Doppler* retornou VPL de 3,7 bilhões de dólares em 47 anos contra 3,50 bilhões de dólares em 49 anos do *Whittle*. Esses resultados reafirmam as vantagens econômicas do SDB frente ao algoritmo utilizando a metodologia tradicional, indicando um VPLA de aproximadamente 374 milhões de dólares no *Doppler* contra cerca de 353 milhões dólares no *Whittle*.

No entanto, Campos (2017) destacou a dificuldade em se operacionalizar o plano de produção no *software* *Doppler*. O autor exportou as cavas finais ótimas geradas pelo *Whittle* e pelo *Doppler* para o *software* de desenho *Deswik* e foram realizadas algumas operacionalizações de acordo com parâmetros pré-determinados, sendo que aquelas que apresentassem maior aderência às cavas matemáticas seriam selecionadas para a realização de um planejamento de médio prazo. A aderência da cava do *Whittle* foi de 95,4% e a do *Doppler* foi de 97,7% e são mostradas na figura 3-26:

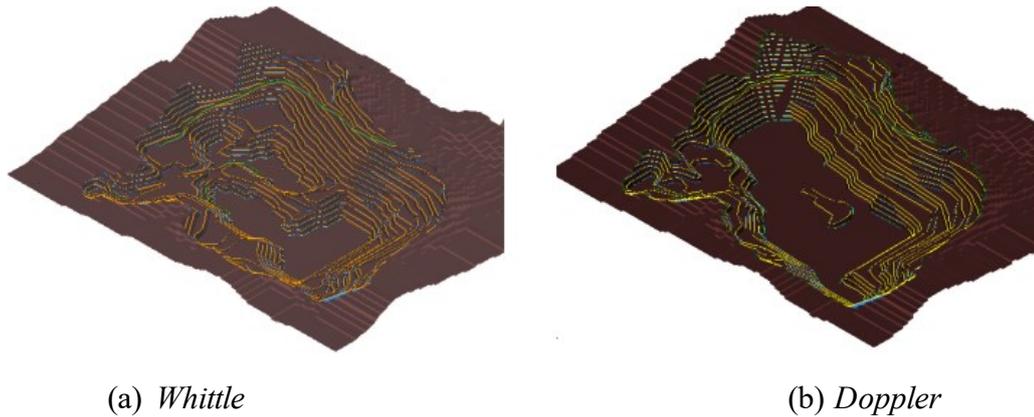


Figura 3-26: Cava final operacionalizada
 Fonte: (CAMPOS, 2017).

O planejamento de médio prazo foi realizado nos 5 primeiros anos de cada cava selecionada utilizando-se o software *Deswik*. Campos (2017) afirmou que a operacionalização da lavra dos 5 primeiros anos do *Whittle* ocorreu de forma natural, devido a característica do algoritmo, que se baseia em cavas aninhadas. Isso fez com que os blocos extraídos nos 5 primeiros anos estivessem contidos todos numa mesma região, conforme figura 3-27.

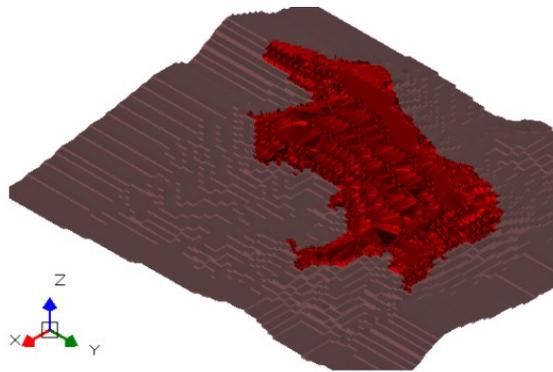


Figura 3-27: Região a ser lavrada nos primeiros 5 anos proveniente do *Whittle*
 Fonte: (CAMPOS, 2017).

Já a operacionalização e sequenciamento dos blocos extraídos nos 5 primeiros anos da otimização do *Doppler* apresentou blocos dispersos pela cava, conforme figura 3-28. O autor afirmou que isso ocorreu devido a ausência de restrições operacionais durante a otimização, que não impediu que blocos muito distantes fossem lavrados no mesmo período. Isso demandou maior tempo de dedicação do autor, obtendo resultados de aderência de apenas 83,66%.

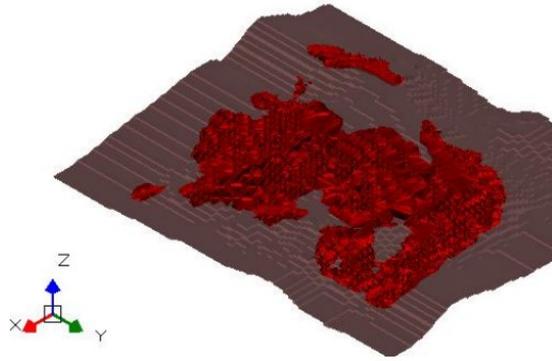


Figura 3-28: Região a ser lavrada nos primeiros 5 anos proveniente do *Doppler*

Fonte: (CAMPOS, 2017).

Campos, Arroyo e Morales (2018) compararam o sequenciamento de lavra pelas vias tradicionais com o sequenciamento de lavra realizado no *Doppler*, *software* que emprega o SDB. O primeiro resultado obtido indicou um ganho de 10,57% do VPL utilizando o SDB, no entanto, os autores afirmaram que o sequenciamento gerado nesse caso é operacionalmente inviável. O segundo resultado, dessa vez possível operacionalmente, apontou um ganho real de VPL de 0,43% empregando-se o SDB.

Souza (2019) comparou os *softwares* *NPV scheduler* (LG) e *MiningMath* (SDB). A autora utilizou 3 cenários, que diferiam entre si na quantidade de restrições impostas. Em todos os 3 cenários, a otimização por SDB concluiu a lavra do depósito num menor número de períodos. Quanto ao VPL, à medida que se aumentou a quantidade de restrições impostas aos cenários, o VPL diminuiu em ambos os *softwares*. Os resultados são mostrados na tabela 3-9.

Tabela 3-9: Resultados obtidos no planejamento de longo prazo

Variáveis	Cenário 1		Cenário 2		Cenário 3	
	SDB	LG	SDB	LG	SDB	LG
Períodos	9	13	12	14	13	14
VPL acum. (M\$)	822.70	785.13	780.40	776.80	702.00	775.00
VPLA (M\$)	142.85	110.53	114.53	105.45	98.83	105.20

Fonte: Souza (2019)

Com exceção do cenário 3, o SDB obteve resultados financeiros mais atrativos que o LG. Para explicar esse fato, a autora justificou que no cenário 3 o LG quebrou 4 das restrições impostas, enquanto o SDB cumpriu todas.

Castanheira (2021), utilizou um modelo de blocos sintético de cobre para comparar os resultados do planejamento de lavra por *Pseudoflow* com os resultados do planejamento de lavra por SDB. Nesse estudo ele utilizou os módulos da *Deswik*, *Deswik.Cad* em conjunto com o *Deswik.Blend* para efetuar a otimização clássica e o *Deswik.Go* para a otimização por SDB.

Ele realizou 10 simulações para cada abordagem, com variações entre elas do teor de corte de 0,05%, iniciando em 0,05 e chegando ao valor de 0,50% de Cu. Todas as restrições foram iguais nas duas abordagens. Para a comparação entre os dois métodos, o autor analisou massas movimentadas, LOM e VPL.

Os resultados mostraram que a movimentação de sulfetos foi maior em todas as simulações que empregaram o SDB, enquanto a movimentação de estéril passou a ser expressivamente maior a partir do teor de corte de 0,25% de Cu, conforme é mostrado nas figuras 3-29 e 3-30, respectivamente.

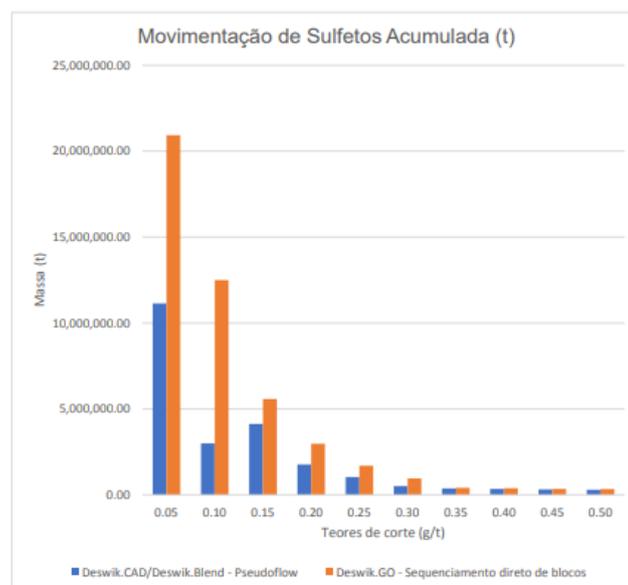


Figura 3-29: Gráfico das movimentações mássicas de sulfetos para as simulações das duas metodologias

Fonte: (CASTANHEIRA, 2021).

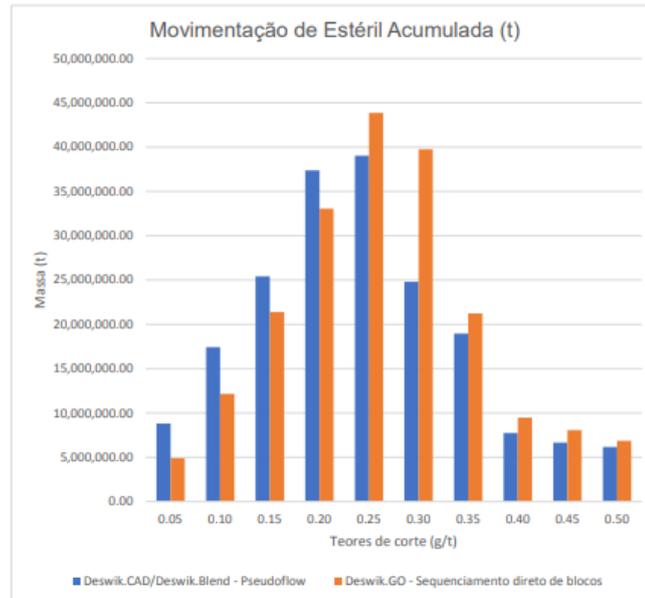


Figura 3-30: Gráfico das movimentações mássicas de estéril para as simulações das duas metodologias

Fonte: (CASTANHEIRA, 2021).

Em todas as simulações, o tempo de vida da mina foi superior na otimização por SDB, conforme Tabela 3-10.

Tabela 3-10: Número de períodos obtidos a partir do sequenciamento em cada simulação.

<i>Pseudoflow</i>	Teor de corte	Sequenciamento direto de blocos
Períodos		Períodos
25	0.05	25
25	0.10	25
25	0.15	25
25	0.20	25
23	0.25	25
14	0.30	21
10	0.35	11
4	0.40	5
4	0.45	4
3	0.50	4

Fonte: (CASTANHEIRA, 2021)

O fluxo de caixa descontado apresentou valores superiores na abordagem por SDB a partir do teor de corte de 0,10% de Cu, conforme figura 3-31.

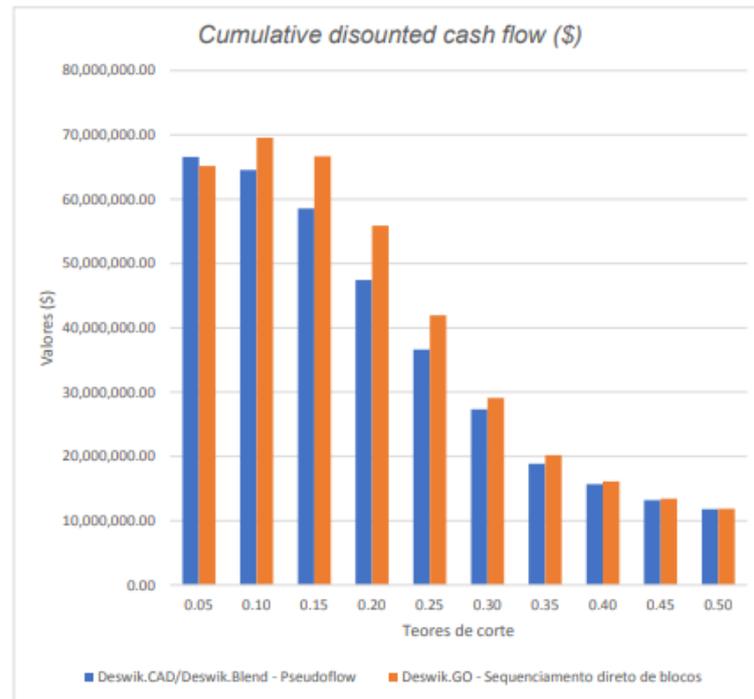


Figura 3-31: Fluxo de caixa descontados obtidos em ambas as metodologias

Fonte: (CASTANHEIRA, 2021).

Hole (2022), verificou se o uso do algoritmo de SDB baseado na maximização do VPL seria adequado na aplicação da lavra de uma pedra de cal em Tromsdalen, Noruega, em que a maximização da utilização dos recursos e da sustentabilidade é o mais importante.

Para isso, primeiramente construiu um modelo de blocos que representasse a mina, com base nos dados fornecidos pela empresa. Em seguida, encontrou todas as limitações impostas pelo plano regulamentar de Tromsdalen, para implementá-las de forma eficaz no planejamento de longo prazo. Por fim utilizou o *software MiningMath* para realizar a otimização por SDB.

O autor concluiu que apesar das inúmeras possibilidades de inserção de restrições no *software*, o uso delas levou a resultados inviáveis, o que dificultaria a implementação das restrições necessárias para um plano realista. Logo, não seria apropriado utilizar o algoritmo de SDB na mina em questão.

Mata, Nader e Mazzinghy (2022a), realizaram a otimização global por SDB com a inserção da variável geometalúrgica energia específica no modelo de blocos Marvin. A energia específica

foi inserida em função da profundidade da mina, variando de 10 kWh/t para o nível mais superficial do depósito até o valor de 17 kWh/t para o nível mais profundo.

Esse modelo de blocos foi otimizado no *software MiningMath* através de dois cenários, GeoMet1 e GeoMet2. No GeoMet2, a maioria dos parâmetros utilizados no GeoMet1 foram mantidos, variando-se somente as faixas de movimentação máxima da mina e adicionando uma pilha de estoque.

Ambas as cavas tiveram 20 anos de LOM. A inserção da pilha de estoque juntamente com o *ramp-up* de massas movimentadas, permitiu uma estabilização das massas totais movimentadas ao longa da vida da mina no GeoMet2, com o remanejamento acontecendo de forma bem distribuída, conforme figura 3-32. Já o VPL acumulado foi 9,66% maior no GeoMet2.

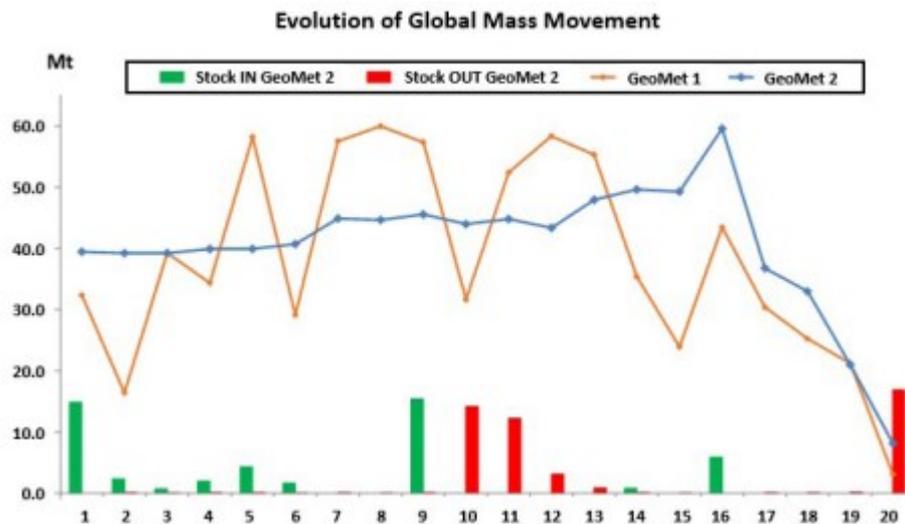


Figura 3-32: Evolução dos movimentos de massa globais durante a LOM.

Fonte: (MATA, NADER E MAZZINGHY, 2022).

Mata, Nader e Mazzinghy (2022b), utilizaram o modelo de blocos Marvin com a inserção da energia específica em função da profundidade dos blocos, para realizar a otimização por SDB. Os autores, a partir da energia específica inserida no modelo de blocos, calcularam a taxa de alimentação seguido do tempo de cominuição de cada bloco. Esse valor inserido em função do nível do bloco, aumenta o tempo de cominuição em função da profundidade.

3.7 Planejamento estocástico de lavra

O planejamento de mina tem como objetivo maximizar o VPL de um projeto mineral, utilizando de forma racional os recursos minerais. Estimar o lucro potencial de um projeto de mineração vem recebendo cada vez mais atenção por parte dos investidores, visto que a mineração é um empreendimento que demanda considerável montante de capital. Portanto, uma estimativa superficial do retorno financeiro do projeto pode acarretar grande perda financeira (MOHNOT, SINGH e DUBE, 2001). Com isso, estimar os riscos e incertezas num projeto de mineração é uma demanda crescente na indústria mineral, levando a considerações de lavra mais realísticas.

Tradicionalmente são empregadas na avaliação do projeto de mineração modelos determinísticos. Essas técnicas consideram um único cenário geológico para o planejamento de longo prazo, sem medir a incerteza associada às variações na geologia regional. Nesse modelo, a determinação da distribuição espacial de teores no modelo de blocos é baseada em técnicas geoestatísticas, normalmente a krigagem ordinária (GAMBIN, 2003 apud SILVA, 2008). A krigagem ordinária realiza a melhor estimativa dos teores, não tendenciosa e com variância de erro minimizada, a partir das amostras disponíveis. No entanto, essa ferramenta não é capaz de reproduzir a incerteza associada à estimativa, levando a planos de lavra pouco realísticos (DIMITRAKOPOULOS et al., 2002). Os modelos de simulação geoestatística podem quantificar melhor as incertezas, porque são gerados n modelos de blocos equiprováveis, o que possibilita produzir um planejamento estocástico de lavra.

Considerando que é impossível representar o corpo mineralizado de maneira exata, uma vez que os dados utilizados na modelagem não são exatos devido à amostragem finita (restrita pelos custos de exploração), o planejamento e o sequenciamento de lavra não serão perfeitos (SILVA, 2008). Ou seja, o depósito só pode ser estimado com certa precisão, isso devido ao número, localização e qualidade das amostras coletadas; ao tipo de depósito e ao método utilizado para gerar as estimativas (DOWD, 1994 apud MORALES et al., 2019).

Freitas (2015) afirma que enquanto os problemas reais envolvem parâmetros que não são conhecidos, a otimização determinística realiza a modelagem do corpo mineral considerando que esses parâmetros são conhecidos.

A capacidade de avaliar os riscos e incertezas associadas ao projeto está diretamente ligada ao seu valor econômico. Num projeto de mineração as incertezas mais importantes são as relacionadas a geologia, como geometria do corpo mineral e as relacionadas a distribuição espacial dos teores na jazida (FREITAS, 2015). Ao contrário do planejamento determinístico, o planejamento estocástico de lavra permite a incorporação dessas incertezas no processo de otimização da lavra, incorporando as incertezas intrínsecas a cada variável no processo.

A definição da cava final e o sequenciamento da lavra é um problema de programação estocástico devido à incerteza associada aos teores dos blocos. Na abordagem determinística, a cava final e o sequenciamento são realizados utilizando-se um valor médio de teor para cada bloco e obtendo-se um único resultado. No planejamento estocástico é produzido um conjunto de modelos de blocos equiprováveis do depósito mineral, que representam um intervalo de possíveis valores da variável teor. O modelo estocástico considera o conjunto de todos os cenários simultaneamente, cada um com uma probabilidade de ocorrência associada. Com os resultados provenientes de múltiplos cenários equiprováveis é possível avaliar a sensibilidade da otimização associada a incerteza da variável de estudo (FREITAS, 2015). Além disso, resultados baseados em diversos cenários retornam planos de produção mais flexíveis, permitindo a tomada de decisões de curto prazo, à medida que informações mais detalhadas se tornam disponíveis (NAVARRA; GRAMMATIKOPOULOS e WATERS, 2017).

As figuras 3-33 e 3-34 representam as diferenças entre as abordagens determinísticas e estocásticas, respectivamente. Na figura 3-33 é aplicada a krigagem no modelo contendo os furos de sondagem, gerando um único modelo geológico para produzir o planejamento de longo prazo. Já na figura 3-34 é realizada uma simulação condicional no arquivo contendo os furos de sondagem, criando múltiplos cenários equiprováveis que descrevem as incertezas geológicas e variabilidade de teores. A simulação estocástica é realizada gerando um único design responsável por gerenciar as incertezas geológicas. Segundo Goodfellow e Dimitrakopoulos

(2016) apud Navarra; Grammatikopoulos e Waters 2017 a simulação estocástica gera planos de mina mais adaptáveis, aumentando a expectativa do VPL em mais de 20%.

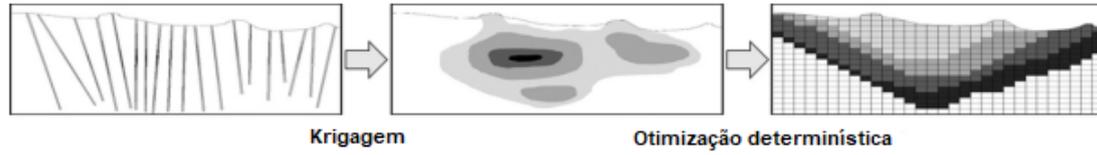


Figura 3-33: Otimização determinística

Fonte: (adaptado de NAVARRA; GRAMMATIKOPOULOS & WATERS, 2017).

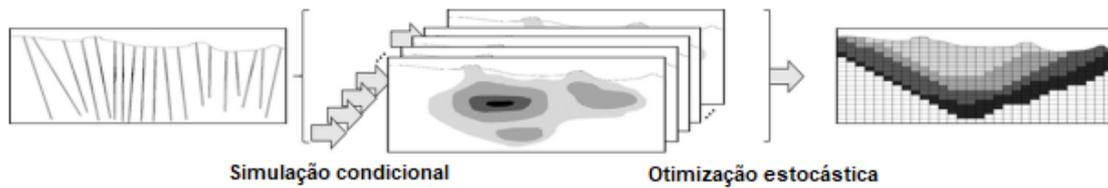


Figura 3-34: Otimização estocástica

Fonte: (adaptado de NAVARRA; GRAMMATIKOPOULOS & WATERS, 2017).

A figura 3-35 apresenta a diferença nos resultados obtidos para o VPL no modelo determinístico e no modelo estocástico. Enquanto no modelo determinístico é obtido um único resultado de VPL, no modelo estocástico há uma distribuição de VPL que corresponde as incertezas associadas as variáveis estocásticas.

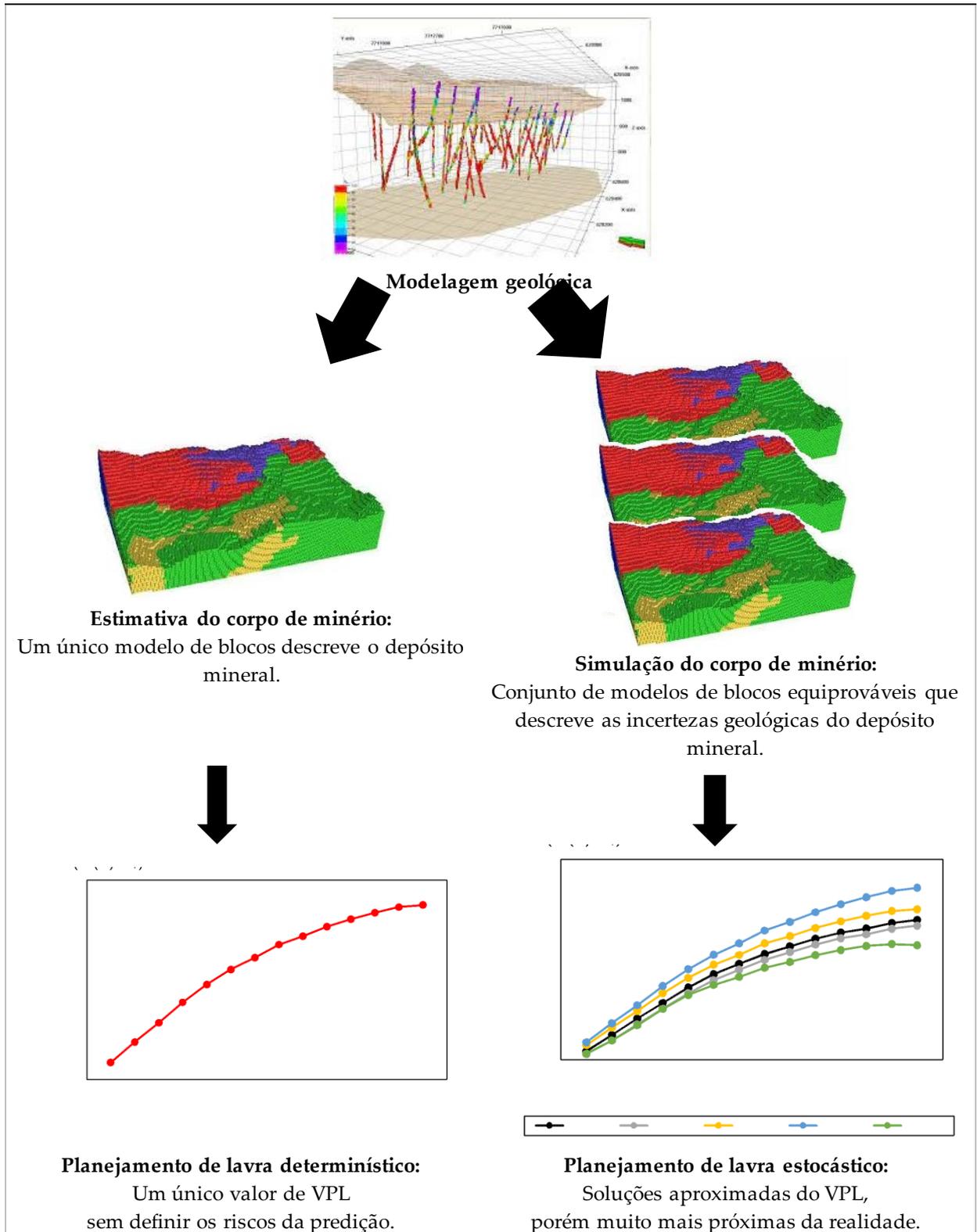


Figura 3-35: Diferença entre o VPL obtido no modelo determinístico e no modelo estocástico.

A figura 3-36 apresenta uma extensão da figura 3-34. Nela é incorporada a modelagem geometalúrgica na simulação estocástica para o planejamento de mina de longo prazo. Essa modelagem irá agrupar em unidades geometalúrgicas os blocos que possuem modo operacional semelhante durante a concentração. Essa abordagem exige maior capacidade de processamento, portanto, maior gasto de capital, e o seu uso é justificado quando trouxer um aumento estatisticamente significativo do VPL que compense a despesa de capital adicional (NAVARRA; GRAMMATIKOPOULOS & WATERS, 2017).

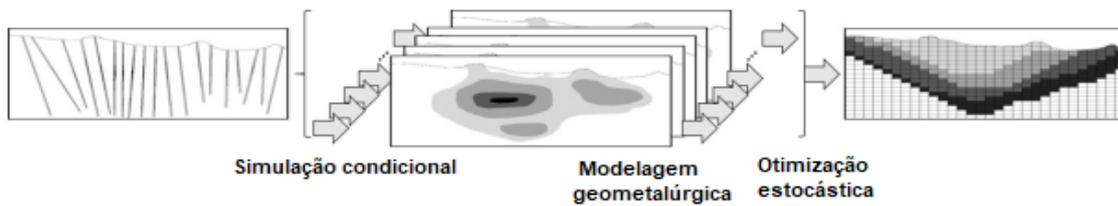


Figura 3-36: Modelagem geometalúrgica na otimização estocástica

Fonte: (adaptado de NAVARRA; GRAMMATIKOPOULOS & WATERS, 2017).

3.7.1 Formulação matemática do SDB estocástico

Segundo Morales *et al.* (2019), a Função Objetivo apresentada na equação 34, inclui duas partes: maximizar o lucro total descontado esperado dos blocos programados ao longo do horizonte $T = \{1, 2, \dots, t\}$ e minimizar o custo descontado esperado associado ao desvio dos objetivos de produção, usando uma taxa de desconto d .

$$\max \frac{1}{R} \left(\sum_{\substack{b \in B \\ t \in T \\ r \in R}} \frac{1}{(1+d)^t} \cdot v_{brs} \cdot (x_{bt} - x_{b,t-1}) - \sum_{\substack{t \in T \\ r \in R}} cp_{rt}^+ \cdot u_{rt}^+ + cp_{rt}^- \cdot u_{rt}^- \right) \quad (34)$$

Em que,

x_{bt} : variável binária igual a 1 se o bloco b for extraído nos períodos $1, \dots, t$ e 0 caso contrário;
 u_{rt}^+, u_{rt}^- : variáveis contínuas que representam os desvios em toneladas (excedente e escassez, respectivamente) dos objetivos de produção; cp_{rt}^+, cp_{rt}^- : representam os custos unitários (excedente e escassez, respectivamente), para cada cenário e período de tempo.

A equação 35 apresenta a restrição que garante que, para extrair um bloco b , o conjunto de blocos de precedência $PREC(b)$ deve ter sido extraído antes.

$$x_{bt} \leq x_{b't} \quad \forall b \in B, b' \in PREC(b), t \in T \quad (35)$$

A equação 36 apresenta a restrição que garante que cada bloco não pode ser extraído mais de uma vez.

$$x_{b,t-1} \leq x_{bt} \quad \forall b \in B, b' \in PREC(b), t \in T \quad (36)$$

A equação 37 apresenta a restrição que exige que as tonelagens extraídas mínimas M_t^- e máximas M_t^+ sejam satisfeitas a cada período t .

$$M_t^- \leq \sum_{b \in B} TON_b \cdot (x_{bt} - x_{b,t-1}) \leq M_t^+ \quad \forall t \in T \quad (37)$$

As restrições mostradas nas equações 38 e 39 limitam o consumo mínimo de recursos de processamento P_t^- e máximo P_t^+ dado por um atributo geral de acordo com esquema de programação por período e cenário, por exemplo, capacidade em toneladas na minério na usina ou TPH (taxa de alimentação horária da usina).

$$\sum_{b \in B} attribute_{br} \cdot (x_{bt} - x_{b,t-1}) - u_{rt}^+ \geq P_t^- \quad \forall r \in R, t \in T \quad (38)$$

$$\sum_{b \in B} attribute_{br} \cdot (x_{bt} - x_{b,t-1}) - u_{rt}^+ \leq P_t^+ \quad \forall r \in R, t \in T \quad (39)$$

Por fim, as restrições mostradas nas equações 40 e 41 definem a natureza das variáveis.

$$x_{bt} \in \{0,1\} \quad \forall b \in B, t \in T \quad (40)$$

$$u_{rt}^+, u_{rt}^- \geq 0 \quad \forall r \in R, t \in T \quad (41)$$

3.7.2 Aplicação do Planejamento Estocástico de Lavra

Peroni, Costa e Koppe (2012), utilizaram a simulação estocástica para mostrar o impacto que a variação dos teores no modelo de blocos pode ter na análise econômica do planejamento de lavra de longo prazo.

Para isso, os autores geraram 50 realizações de um subdomínio geológico de um depósito de ouro e também criaram um cenário *E-type* (esperança matemática das realizações simuladas) com base nessas 50 realizações, que foi considerado o cenário de referência. As 50 realizações foram classificadas por ordem crescente de teor médio e 7 delas foram selecionadas para o estudo, sendo cada uma delas considerada um provável cenário do depósito e todas dentro da faixa de variação +/-15%. Após a valorização dos blocos em cada cenário com valores econômicos constantes, realizou-se a otimização da cava em algoritmo de LG seguida do sequenciamento de lavra. O resultado gráfico para a avaliação das incertezas é mostrado na figura 3-37.

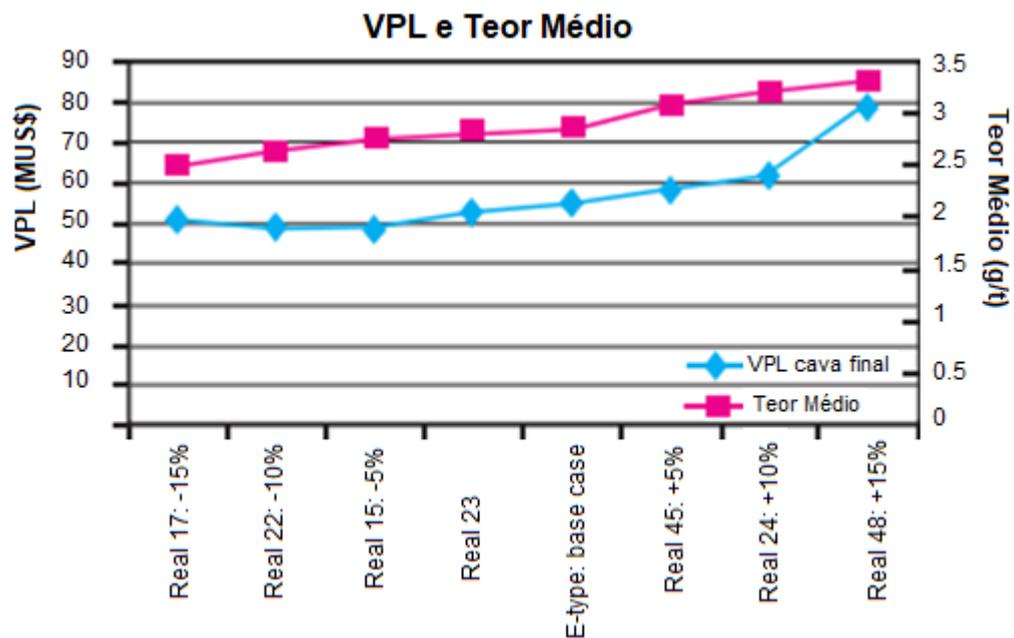


Figura 3-37: Teor médio e VPL para os cenários simulados e o *E-type*

Fonte: (PERONI, COSTA e KOPPE, 2012)

Sabendo que todas as realizações mostradas acima são cenários com igual probabilidade de acontecer no depósito em estudo, o VPL do projeto pode sofrer variação da ordem de 30 milhões de dólares. Portanto, utilizando a simulação estocástica, pode-se dizer que o VPL do projeto estaria na faixa dos 50 a 80 milhões de dólares. Já na abordagem determinística, em que grande parte das empresas do setor mineral utilizam o cenário *E-type* para realizar a avaliação econômica do projeto, o VPL teria um valor engessado na ordem de 55 milhões de dólares.

Além disso, os autores avaliaram o impacto da variação dos teores com o impacto causado por variações do preço de venda, dos custos operacionais e da recuperação metalúrgica numa análise de sensibilidade, mostrada na figura 3-38. Com os resultados, concluiu-se que a incerteza a respeito dos teores possui impacto da mesma ordem de grandeza dos outros parâmetros analisados, não devendo ser desconsiderada essa análise nos projetos de mineração.

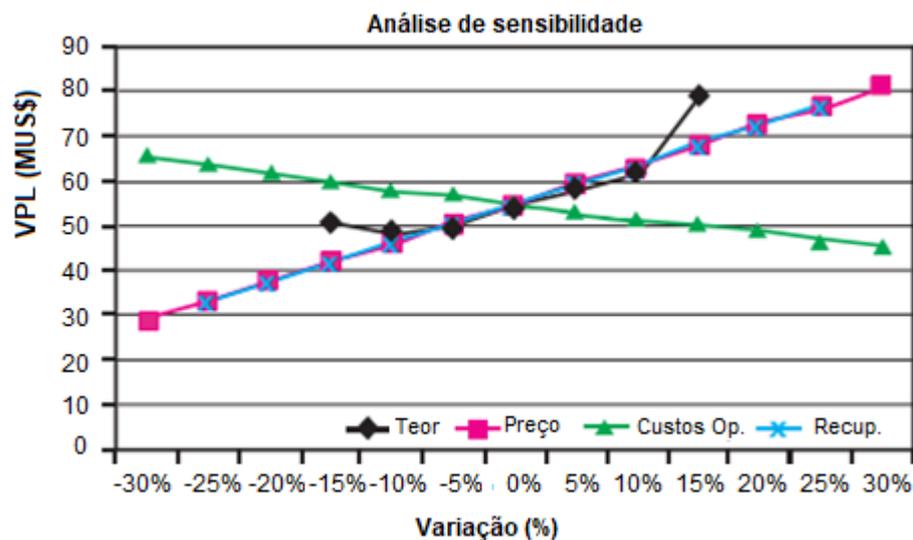


Figura 3-38: Análise de sensibilidade dos parâmetros econômicos preço de venda, custos operacionais, recuperação de ouro, e teor de ouro

Fonte: (PERONI, COSTA e KOPPE, 2012)

Morales et al. (2019), compararam o planejamento determinístico com o planejamento estocástico utilizando algoritmo de SDB. Foram quatro esquemas analisados:

- 1- Obtenção de um único cronograma de produção utilizando variáveis determinísticas e capacidades máxima e mínima de processamento constantes.

- 2- Um modelo cuja entrada é todo o conjunto de cenários (50 realizações) em uma execução para calcular um único cronograma de produção robusto, maximizando o valor descontado e minimizando a incerteza do custo total associado aos objetivos da produção, considerando que:
- a. As variáveis simuladas serão os teores de cobre e molibdênio;
 - b. As variáveis simuladas serão os teores de cobre e molibdênio e a recuperação de cobre;
 - c. As variáveis simuladas serão os teores de cobre e molibdênio, a recuperação de cobre e também a taxa de alimentação da usina em TPH (a capacidade da usina será analisada em função do tempo de moagem de cada bloco).

Todos os esquemas de sequenciamento de lavra utilizando planejamento estocástico (2a, 2b e 2c) representaram ganhos no VPL do projeto em relação ao esquema determinístico (1), além da redução do risco de perdas. O esquema 2a apresentou um ganho de 2,5%, o esquema 2b, 7,2% e o esquema 2c, 9,4% em relação ao esquema determinístico. Já o risco de perdas associadas ao desvio do objetivo reduziu em 55,5% no esquema 2a, 56,3% no esquema 2b, chegando a um valor 68,6% no esquema 2c. Dessa forma, os autores ressaltaram que à medida que se aumentou a quantidade de variáveis geometalúrgicas nesse estudo, o valor esperado do empreendimento aumentou com significativa redução dos riscos.

4 METODOLOGIA

Esse trabalho investigou o uso de variáveis geometalúrgicas no planejamento de longo prazo utilizando a metodologia do sequenciamento direto de blocos.

Utilizou-se o *MiningMath*, *software* que aplica o algoritmo de SDB, para realizar o planejamento de lavra de longo prazo no modelo de blocos *Marvin*, com a finalidade de aprendizagem dos vários recursos disponíveis no *software*. Esse modelo de blocos sintético e de domínio público, representa um depósito de cobre e ouro. Dois estudos realizados nessa etapa da pesquisa serão detalhados nos capítulos 5 e 6.

No capítulo 5 é apresentado um artigo publicado no 10º Congresso Brasileiro de Minas a Céu Aberto e Minas Subterrâneas utilizando o Modelo *Marvin*. Nele foi comparado dois cenários. No primeiro cenário, as recuperações metalúrgicas e o tempo de cominuição de cada bloco foram mantidos constantes. No segundo cenário, foram inseridos a recuperação metalúrgica e a energia específica bloco a bloco. Com isso, o tempo de cominuição de cada bloco foi variável, assim como o custo de processamento. O trabalho utilizou *ramp-up*, restrições de teores que alimentam a usina, restrições geométricas e pilha de estoque.

No capítulo 6 é apresentado um trabalho que foi submetido à revista *Mining*. Nesse trabalho, foi mostrado como inserir as variáveis geometalúrgicas de recuperação metálica e energia específica, além de custos de usina e de mina variáveis bloco a bloco no modelo de blocos, para posterior otimização por SDB.

Nos capítulos 7 e 8, utilizou-se um modelo de blocos real, disponibilizado por uma mina de cobre e ouro brasileira. O complexo da mina é dividido em dez cavas, escolheu-se para a pesquisa a cava que possuía o maior número de ensaios HIT. Ela possui 2.489.810 blocos, sendo 82.601 blocos mineralizados, com dimensões de 10 x 10 x 10 m. A cava possui 113 resultados de ensaios HIT e 12 amostras com resultados de ensaios DWT e BWI.

No capítulo 7 é apresentado um artigo aceito para publicação na Revista *Holos*. Nesse artigo foi avaliado se um modelo de blocos gerado a partir da interpolação dos índices de cominuição

Axb e BWI resultaria numa otimização global diferente da otimização global empregando-se o modelo de blocos em que a energia específica foi interpolada.

No capítulo 8, é apresentado um artigo aceito para publicação na Revista Holos. Nele, o foco foi mostrar como funciona o planejamento de lavra por SDB com a inserção de variáveis geometalúrgicas recuperação metalúrgica e energia específica. Para isso, a energia específica de cada bloco foi calculada a partir dos índices de cominuição Axb e BWI. Em seguida, determinou-se a taxa de alimentação da usina, assim como o tempo de processamento de cada bloco. Os custos de mina foram calculados considerando-se que o bloco pode ser direcionado para a usina ou para a pilha de estéril. Portanto, utilizou a distância média de transporte entre o bloco e a usina ou entre o bloco e a pilha de estéril. Já os custos de usina foram baseados na energia necessária para a quebra de cada bloco.

4.1 Metodologia 1º artigo

4.1.1 Banco de dados

O banco de dados Marvin foi utilizado para simular o sequenciamento direto de blocos no *software* MiningMath. Este banco de dados contém informações sobre posição, tamanho, densidade, teor e ângulos de talude dos blocos de uma mina hipotética de cobre e ouro, sendo que cada bloco possui dimensões de 30 x 30 x 30 m. A fim de tornar o banco de dados mais verossímil, estipulou-se que a densidade de cada bloco seguiria o padrão apresentado por Dias (2012) mostrado na tabela 4-1.

Tabela 4-1: Densidades médias aplicadas aos blocos com base no teor de cobre.

Intervalo de teor de % Cu	Densidade média (g/cm³)
0,001 <= %Cu < 0,20	2,85
0,20 <= %Cu < 0,30	2,95
0,30 <= %Cu < 0,45	2,98
0,45 <= %Cu < 1,00	3,01
1,00 <= %Cu < 2,00	3,09
%Cu >= 2,00	3,23

4.1.2 Cenários analisados

Dois cenários foram analisados no *software* MiningMath. No primeiro cenário, utilizou-se a abordagem tradicional do planejamento de lavra, com valores de recuperação metálica, tempo de processamento e custos de processamento iguais para todos os blocos.

No entanto, sabe-se que a recuperação metálica é função do teor de elemento útil, sendo que maiores teores proporcionam maiores recuperações. Já o tempo gasto na cominuição do bloco é dependente da competência do minério. Quanto mais resistente for o bloco, maior será o consumo energético na etapa de cominuição e maior será o tempo de processamento necessário para se atingir o P_{80} desejado. Além disso, sendo o minério mais resistente, maior será o gasto para cominuí-lo.

Dessa forma, no segundo cenário, inseriu-se recuperações metalúrgicas variáveis para cada bloco, assim como custos e horas de processamento variáveis para cada bloco em função da energia específica gasta na cominuição.

As recuperações de cobre e de ouro empregadas no cenário 2 foram calculadas a partir das equações 1 e 2, conforme apresentadas por (BURNS *et al.*, 2019).

$$R_{Cu}(\%) = 90,674 - 2,5362/g_{Cu} \quad (1)$$

$$R_{Au}(\%) = 1,0173.R_{Cu} - 20,357 \quad (2)$$

Em que,

g_{Cu} e g_{Au} : teores de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperações de cobre e ouro, respectivamente.

As equações 1 e 2 foram aplicadas em teores de cobre a partir de 0,036%. Em teores abaixo desse valor considerou-se recuperação de 0%. A figura 4-1 apresenta o gráfico mostrando a recuperação metalúrgica de cobre e ouro em função do teor de cobre.

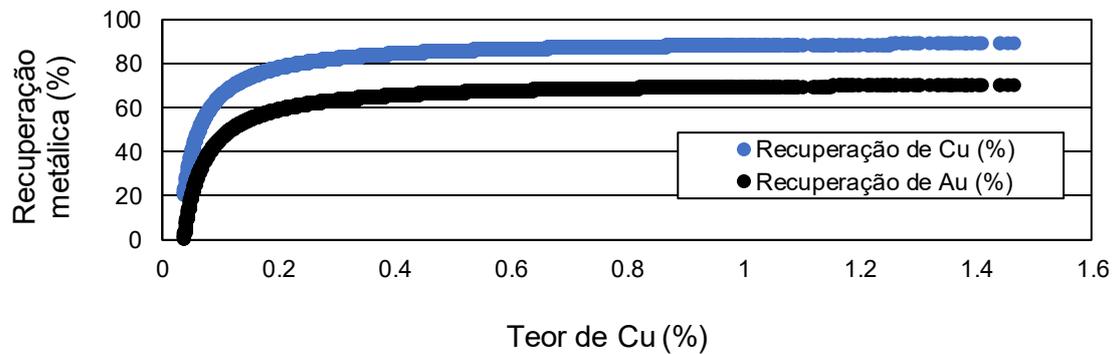


Figura 4-1: Distribuição das recuperações metalúrgicas de cobre e ouro em função do teor de cobre.

O tempo de processamento de cada bloco foi calculado a partir da energia específica gasta na cominuição do bloco. Para isso, utilizou-se a função INV.NORM.N do Excel para calcular a energia específica de cada bloco. Essa função retorna o inverso da distribuição cumulativa normal para a média específica e o desvio padrão. Foi utilizada probabilidade aleatória variando entre 0,3 e 0,8, média de 18,48 e desvio padrão de 2,0. O valor da média empregada, 18,48 kWh/t foi baseada no consumo energético dos moinhos de bolas da Usina de Salobo, que varia entre 16,67 e 20,30 kWh/t (BURNS *et al.*, 2019). A figura 4-2 apresenta a distribuição da energia específica dos blocos mineralizados, tendo variado desde 17,43 até 20,16 kWh/t.

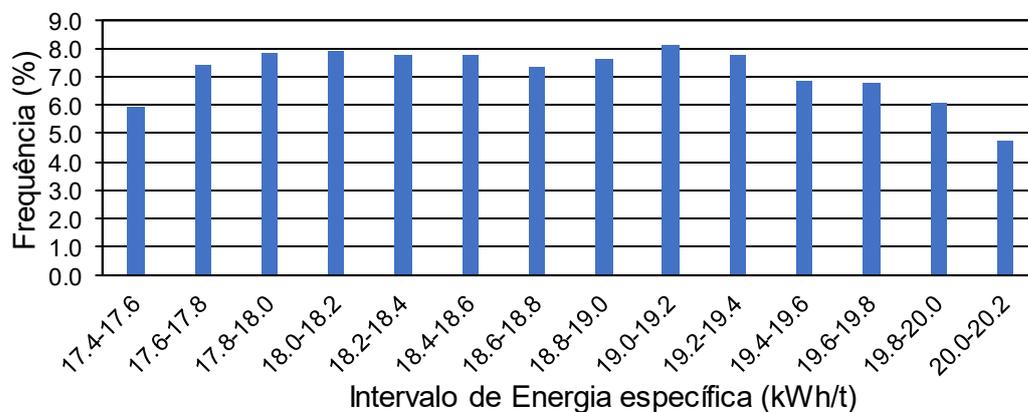


Figura 4-2: Histograma da energia específica dos blocos mineralizados.

O tempo gasto no processamento de cada bloco (P_h) no cenário 3 foi calculado a partir da equação 3, sendo que a potência instalada (P) utilizada nessa equação foi baseada nos motores dos quatro moinhos de bolas da Usina de Salobo, com valor de 60,0 MW (BURNS *et al.*, 2019), M_B é a massa de cada bloco e ES, a energia específica.

$$P_h = \frac{M_B}{P} ES \quad (3)$$

Os custos de processamento (C_P) no cenário 2 foram calculados em função da energia específica de cada bloco (ES), conforme equação 4. Nessa equação considerou-se que um bloco com energia específica de 17,65 kWh/t (média da energia específica dos blocos mineralizados), teve um custo de processamento de 7.91 US\$/t, sendo que 60% desse custo foi relativo ao gasto com energia e o restante a outros custos, como reagentes, revestimentos, bolas de moinhos, etc.

$$C_P = 40\% \cdot 7.91 + \frac{60\% \cdot 7.91 \cdot ES}{ES} \quad (4)$$

A figura 4-3 apresenta a variação dos custos de processamento em função da energia específica do bloco, sendo o custo mínimo de 7,58 e o máximo de 8,27 US\$/t.

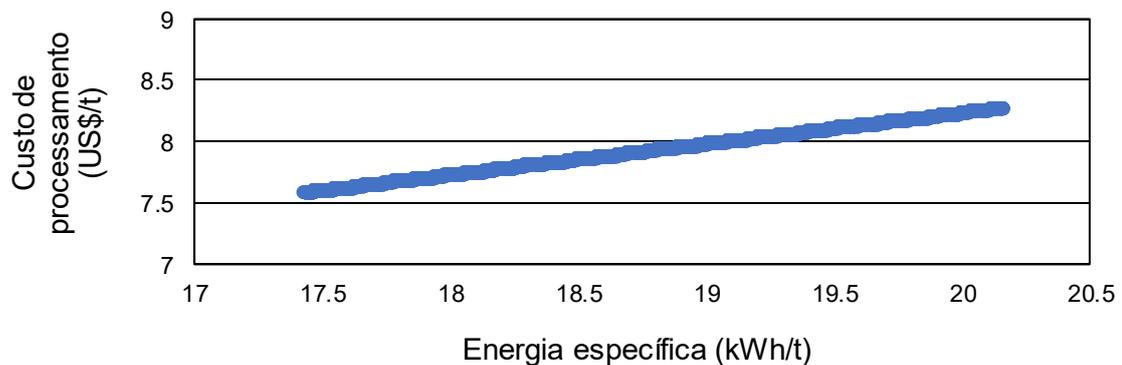


Figura 4-3: Custo de processamento em função da energia específica do bloco.

No cenário 1 utilizou-se recuperação de cobre de 84,8% e recuperação de ouro de 65,9% para todos os blocos. Esses valores de recuperação equivalem a um bloco com teor de 0,43% de cobre. Esse valor foi obtido a partir da média dos teores de cobre dos blocos mineralizados ponderadas pelas massas dos blocos.

Já o tempo de processamento utilizado no cenário 1 foi de 24,95 horas para todos os blocos. Esse valor foi calculado a partir da média simples das horas de processamento dos blocos mineralizados no cenário 2.

A tabela 4-2 apresenta um resumo dos cenários utilizados.

Tabela 4-2: Cenários analisados na otimização.

Cenário	Custo de processo (US\$/t)	Recuperação Cu	Recuperação Au	Horas de processo
1	7.91	84,8%	65,9%	24,95
2	7.58 a 8.27	0 a 88,94%	0 a 70,12%	22,36 a 28,01

4.1.3 Função benefício

Para a criação dos cenários descritos acima, a Equação 5 foi utilizada como função benefício para os blocos de minério e a Equação 6 para os blocos que se destinavam à pilha de estéril.

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (5)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (6)$$

VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); $C_{S_{Cu}}$ e $C_{S_{Au}}$: custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

Para o cálculo das equações 5 e 6 nos dois cenários, foram utilizados os valores mostrados na tabela 4-3.

Tabela 4-3: Parâmetros comuns aos dois cenários utilizados para o cálculo da função benefício

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu (US\$/lb) [14]	3.6393
Preço de venda Au (US\$/oz) [14]	1,887.80
Custo de venda Cu (US\$/lb) [13]	0.675
Custo de venda Au (US\$/oz) [13]	0.520
Custo de mina (US\$/t) [13]	3.37
Fator de conversão de oz. troy para gramas	31,10
Fator de conversão de toneladas para libras	2.204,62

4.1.4 Parâmetros de entrada da otimização

Para a execução de cada cenário foi necessário inserir diversos valores que não variaram entre os cenários. A Tabela 4-4 mostra os valores usados.

Tabela 4-4: Dados de entrada no software

Parâmetros	Valores
Taxa de desconto anual	10%
Custo fixo de mina (US\$/t)	3.37
Custo de retomada de pilha de estoque (US\$/t)	0.75
Capacidade de alimentação da usina - 1º ano	15 Mt/ano
Capacidade de alimentação da usina - 2º ano	20 Mt/ano
Capacidade de alimentação da usina - 3º ano	22,5 Mt/ano
Capacidade de alimentação usina – 4º ano em diante	25 Mt/ano
Capacidade de produção de estéril	40 Mt/ano
Capacidade da pilha de estoque	20 Mt
Largura mínima da bancada	60 m
Largura mínima do fundo da cava	100 m
Taxa vertical de avanço máxima	240 m
Média anual do teor de cobre	0,4 a 0,6
Horas totais de funcionamento da usina	7884 h/ano

A média anual do teor de cobre que alimenta a usina foi escolhida em função do teor médio de cobre do modelo de blocos Marvin, 0,43%. As horas totais de funcionamento da usina foram determinadas considerando que o circuito de cominuição funciona 365 dias, 24 horas por dia, com rendimento operacional de 90%.

4.1.5 Valor presente líquido anualizado (VPLA)

A fim de se comparar cenários com diferentes vidas de mina (Life Of Mine - LOM), o valor presente líquido anualizado (VPLA) foi usado, conforme mostrado na equação 7.

$$VPLA = VPL \left[\frac{(1+i)^n i}{(1+i)^n - 1} \right] \quad (7)$$

4.2 Metodologia 2º artigo

4.2.1 Banco de dados

O banco de dados *Marvin*, disponível no site *Minelib*, foi utilizado para realizar o planejamento de lavra utilizando a abordagem SDB. Este banco de dados contém originalmente informações sobre posição, tamanho, densidade e teor em uma mina hipotética de cobre e ouro, com cada bloco tendo tamanho de 30 x 30 x 30 m.

O depósito *Marvin* contém três litologias básicas. Utilizando-se a interpolação do vizinho mais próximo, com volume de busca de 90 x 90 x 90 metros, retangular, as litologias foram estampadas em cada bloco do modelo de *Marvin*. Como não existem índices de cominuição (*BWI*, *SPI*, *DWT*) no modelo de blocos, optou-se por estimar uma faixa de variação para a energia específica conforme tabela 4-5. A distribuição da energia específica é mostrada na figura 4-4 e na figura 4-5 é apresentada as litologias no modelo de blocos.

Tabela 4-5: Variação da energia específica para cada litologia.

Litologia	Energia específica média (kWh/t)
Avt	18
Gnd	15
QzP	12

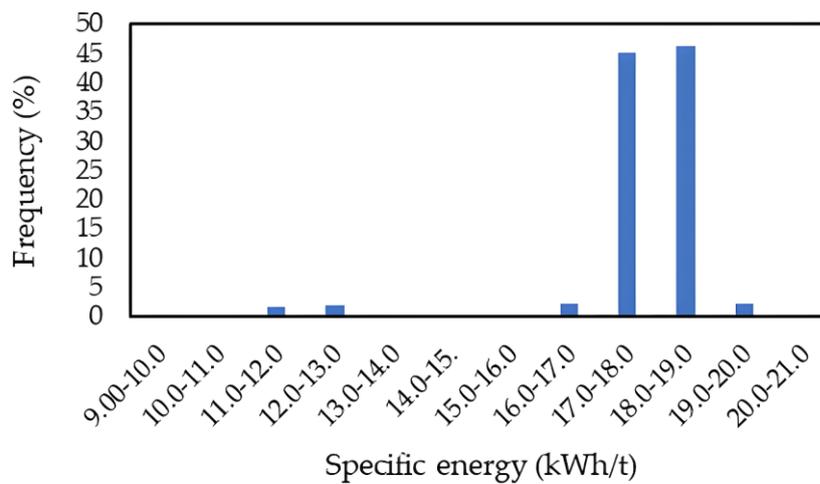


Figura 4-4: Distribuição da energia específica dos blocos mineralizados

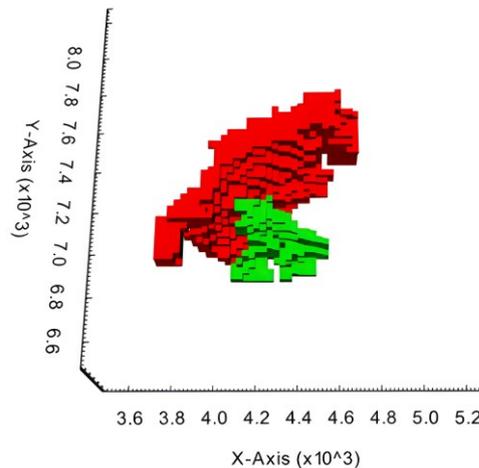


Figura 4-5: Litologias. Em verde, Gnd e em vermelho, QzP

4.2.2 Variáveis e custos geometalúrgicos

O modelo *Marvin* não apresenta recuperações metalúrgicas e informações da usina, portanto uma série de dados foi inferida com base em outras jazidas de cobre/ouro para possibilitar a pesquisa. Foi determinado que os custos de processamento e a potência instalada da planta eram compatíveis com um circuito SABC (moinho SAG, triturador de seixos e moinho de bolas com hidrociclones) e o processo de concentração realizado por flotação.

As recuperações metalúrgicas de cobre e ouro foram calculadas a partir das equações hipotéticas 8 a 13 apresentadas na tabela 4-6, que são dependentes da litologia e do teor de cobre e ouro, respectivamente.

Tabela 4-6: Recuperações metalúrgicas

Litologia	Recuperação de Cu (%)		Recuperação de Au (%)	
Avt	$5.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(8)	$5.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(9)
Gnd	$4.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(10)	$4.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(11)
QzP	$3.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(12)	$3.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(13)

Em que, g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente.

As equações 8 a 13 foram aplicadas nos blocos mineralizados. A Figura 4-6 apresenta os gráficos que mostram a variação das recuperações metalúrgicas do cobre e do ouro em função dos teores do metal. A recuperação máxima do cobre no modelo *Marvin* foi de 86,9% e de 67,7% para o ouro.

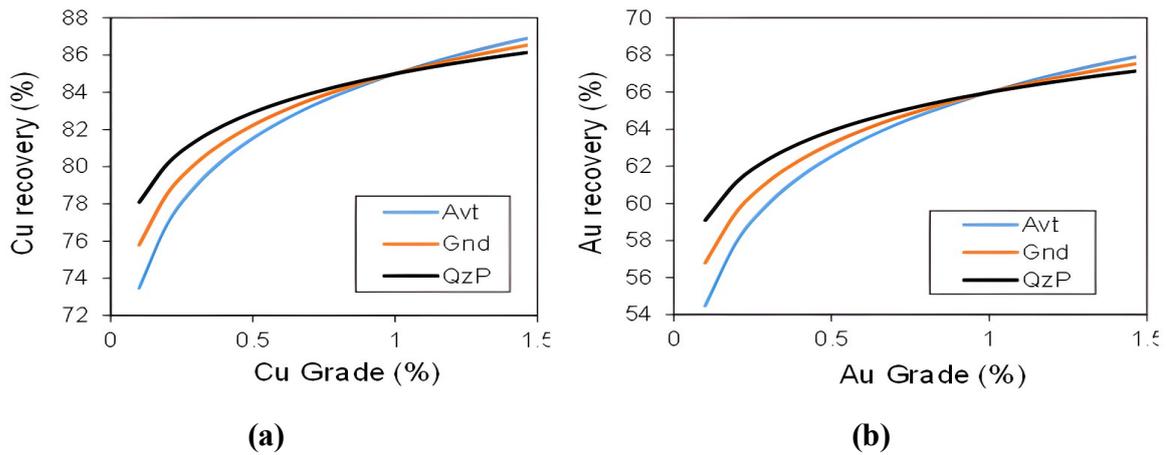


Figura 4-6: (a) Recuperação metalúrgica de Cu em função do teor de Cu. (b) Recuperação metalúrgica de Au em função do grau de Au.

O tempo de processamento (P_h) de cada bloco foi calculado a partir da energia específica gasta na cominuição do bloco (SE), conforme mostrado na equação 14. Para o cálculo foi considerado que a potência instalada na planta (P) foi 40,0 MW e M_B é a massa de cada bloco.

$$P_h = \frac{M_B}{P} SE \quad (14)$$

Os custos de processamento (C_P) foram calculados de acordo com a Equação 15. Sendo que o custo de energia (C_E) foi de US\$ 0,14/kWh, e o custo fixo da planta (C_F), relativo a reagentes, revestimentos e meios de moagem, etc, foi de US\$ 1,66/ton.

$$C_P = SE \cdot C_E + C_F \quad (15)$$

Para calcular o custo da mina, utilizou-se a equação 16. Para isso, as coordenadas da mina e da planta de processamento foram determinadas em (3300, 7455, 780) e (4420, 6300, 780), respectivamente. As coordenadas utilizadas foram estipuladas de forma que o bloco central da superfície do modelo *Marvin* ficasse a 1 km de cada destino.

Foi considerado um custo fixo para o transporte de cada bloco de 0,36 US\$/t, valor que equivale a 40% do custo da mina disponível no Modelo *Marvin*. O custo de carregamento e transporte variou dependendo da distância Euclidiana do bloco até o destino final, com cada km custando 0,54 US\$/t. Além disso, foram acrescentados 0,026 US\$/t para cada 30 metros de profundidade na mina.

Assim, o bloco da superfície central tem um custo de mina de 0,90 US\$/t, valor semelhante ao custo de mina do Modelo *Marvin*.

$$C_M = 0.36 \frac{US\$}{t} + D_B \cdot 0.54 \frac{US\$}{t.km} + \frac{Z-Z_B}{30} \cdot 0.026 \frac{US\$}{t} \quad (16)$$

Em que,

C_M : custo de mina do bloco para o destino final (US\$/t), D_B : distância entre o bloco e o destino final (km), Z : coordenada Z do destino (m), Z_B : coordenada Z do bloco (m).

4.2.3 Valor econômico do bloco (VEB)

A Equação 17 foi utilizada para calcular o valor econômico dos blocos destinados à usina e a Equação 18 para os blocos destinados à pilha de estéril.

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (17)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (18)$$

Em que, VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); $C_{S_{Cu}}$ e $C_{S_{Au}}$: custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

A Tabela 4-7 apresenta os parâmetros considerados para cálculo do valor econômico do bloco utilizando as equações 17 e 18.

Tabela 4-7: Parâmetros econômicos

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu (US\$/t) [14]	6.576,38
Preço de venda Au (US\$/g) [14]	60,25
Custo de venda Cu (US\$/t)	1.488,11
Custo de venda Au (US\$/g)	0,02

4.2.4 Parâmetros da otimização

O *software MiningMath* (versão 2.4.50) foi utilizado para produzir um planejamento de lavra utilizando a abordagem SDB. Os parâmetros de entrada utilizados no *software* são apresentados na Tabela 4-8.

Tabela 4-8: Parâmetros de entrada da otimização

Parâmetros	Valores
Taxa anual de desconto (%)	10
Capacidade da usina (Mt/ano)	20
Capacidade total da mina (Mt/ano)	60
Tempo anual de operação da mina (h)	7.884

O total de horas de operação da usina foi determinado considerando que a planta opera 365 dias, 24 horas por dia, com eficiência operacional de 90%, resultando em 7.884 horas/ano.

4.3 Metodologia 3º artigo

4.3.1 Banco de dados

Os dados utilizados nesta pesquisa são provenientes de uma mina brasileira de cobre e ouro e, por questões de sigilo, o nome não será revelado. A empresa possui diversas cavas em operação atualmente e uma delas foi selecionada para ser utilizada na pesquisa. A cava selecionada possui 2.489.810 blocos, sendo 82.601 mineralizados; cada bloco tem dimensões de 10 x 10 x 10 m e 113 amostras de furos com resultados de testes HIT (A*b e BWI) (Bergeron et al., 2017;

Kojovic, 2016, 2019; Varianemil et al., 2023) e 12 amostras de furos com resultados de testes DWT e BWI (Bond, 1959). As Figuras 4-7 e 4-8 mostram a distribuição dos teores de cobre e ouro dos blocos mineralizados nesta cava, respectivamente.

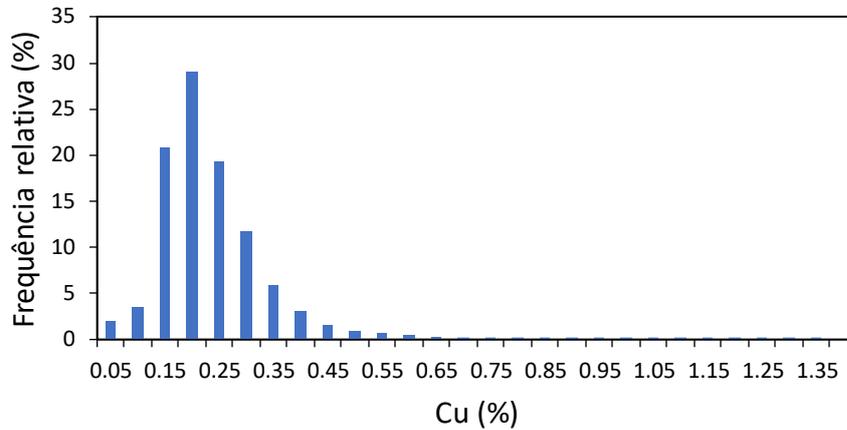


Figura 4-7: Histograma do teor de cobre

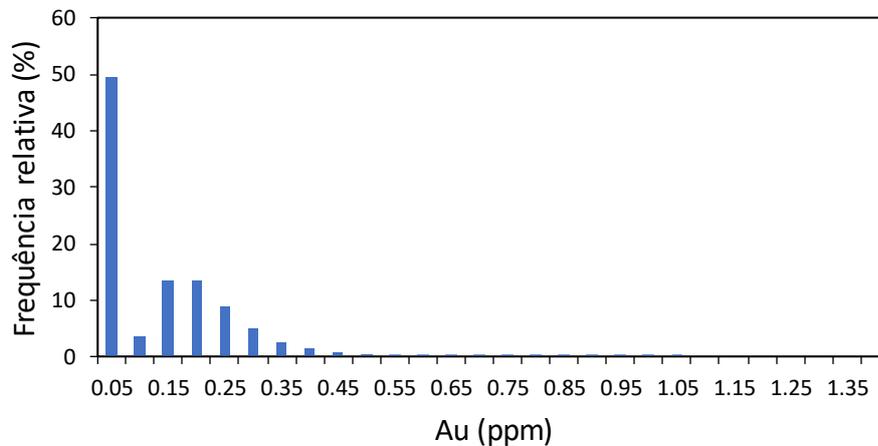


Figura 4-8: Histograma do teor de ouro

A mina possui um total de dez cavas, e a usina é alimentada por um *blend* de proporções iguais de três cavas simultâneas. Como nesta pesquisa foi utilizada apenas uma cava, os valores de capacidade de processamento inseridos como parâmetros no planejamento de lavra, bem como a potência instalada de cominuição, foram proporcionais à participação da cava em estudo.

4.3.2 Cálculos de recuperação metalúrgica

As recuperações metalúrgicas de cobre e ouro são calculadas pela empresa dependendo da litologia e dos teores de alimentação. As equações de recuperação de cobre e ouro são mostradas nas Tabelas 4-9 e 4-10, respectivamente. As curvas de recuperação do cobre e do ouro são mostradas nas Figuras 4-9a e 4-9b, respectivamente.

Tabela 4-9: Equação para a recuperação de cobre

Recuperação de Cu	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Cu}) + b + 1.5$	A	13.626	99.487
	B	11.411	95.172
	C	9.080	90.357
	D	11.799	96.158
	E	11.479	89.862

Tabela 4-10: Equação da recuperação de ouro

Recuperação de Au	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Au}) + b$	A	13.948	79.787
	B	12.529	73.521
	C	11.791	68.321
	D	10.099	65.882
	E	12.092	67.474

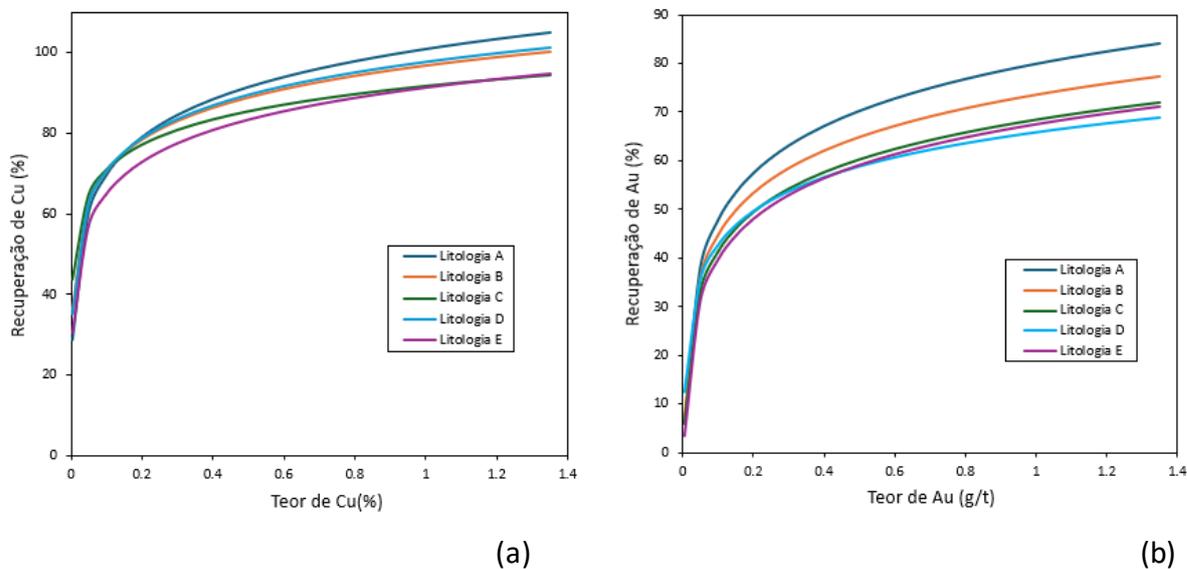


Figura 4-9: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.

4.3.3 Cálculo da energia específica

A energia específica total gasta na cominuição de cada bloco foi calculada utilizando a metodologia de Steve Morrell - SMC (GMG, 2021). Os parâmetros Mia e Mib foram estimados utilizando as Equações apresentadas por Doll (2024, 2022), mostradas nas Figuras 4-11 e 4-12, respectivamente.

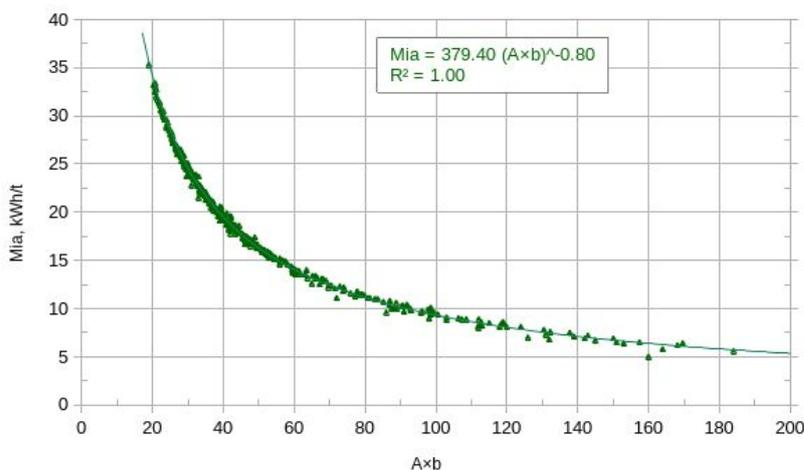


Figura 4-10: Relação entre Mia e Axb (Doll, 2024)

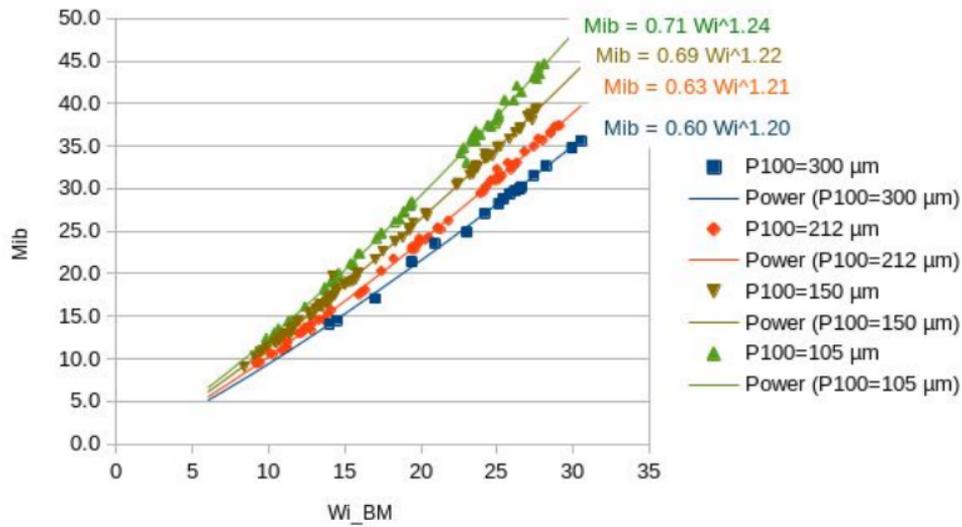


Figura 4-11: Relação entre Mib e BWI (Doll, 2022)

Na Figura 4-12 foi utilizada a Equação para $P100$ em $150\mu\text{m}$, que foi a malha de controle utilizada no teste BWI e equivale a um $P80$ de $114\mu\text{m}$. Porém, a mina opera com $P80$ de $280\mu\text{m}$. Portanto, a Equação 19 foi utilizada para determinar o Mib da planta (GMG, 2021).

$$Mib_{target} = Mib_{ref} \left(\frac{P_{80ref}}{P_{80target}} \right)^{0,24} \quad (19)$$

Em que, Mib_{target} : Mib no cálculo que se deseja realizar; Mib_{ref} : Mib calculado usando os dados de BWI do laboratório; $P80_{target}$: $P80$ no cálculo que se deseja realizar, em μm ; $P80_{ref}$: $P80$ obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em μm .

Para cálculo dos valores de Mia e Mib foram utilizados $F80$ de $146.000\mu\text{m}$, KI de $0,95$ e $P80$ de $280\mu\text{m}$.

A energia específica (E_t) foi então calculada conforme Equação 20 (GMG, 2021).

$$E_t = 4Mia(750^{-(0,295+750/10^6)} - F_{80}^{-(0,295+F_{80}/10^6)}) K_1 + 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (20)$$

Em que, Mia : índice de trabalho da fração grossa de minério, em kWh/t ; $F80$: malha em que 80% da alimentação passa (μm); KI : fator de eficiência do moinho de pebbles, sendo $0,95$

quando há recirculação de pebbles e 1 quando não há recirculação de pebbles; Mib : índice de trabalho da fração fina de minério, Mib_{target} ; $P80$: malha em que 80% do produto passa (μm).

Por fim, a taxa de alimentação de cada bloco durante a moagem foi calculada de acordo com a Equação 21, e o tempo de cominuição do bloco de acordo com a Equação 22.

$$TPH = \frac{P}{SE} \quad (21)$$

$$P_h = \frac{TPH}{M_B} \quad (22)$$

Em que, TPH : taxa de alimentação (t/h); P : potência nominal instalada da cominuição (W); SE : energia específica (kWh/t); P_h : tempo de cominuição; M_B : massa do bloco (t).

4.3.4 Etapas utilizadas em cada abordagem

Na primeira abordagem foi utilizado o modelo de blocos da empresa, com os índices de cominuição A_{xb} e BWI interpolados através do IPD (potência = 3). Nesse modelo foram calculadas a energia específica, a taxa de alimentação, o tempo de cominuição e a recuperação metalúrgica de cada bloco. Usando este modelo de blocos, o planejamento da mina foi realizado por SDB. A Figura 4-13a mostra o diagrama das etapas executadas na primeira abordagem.

Já na segunda abordagem, primeiro calculou-se a energia específica diretamente nos furos de sondagem a partir dos índices de cominuição A_{xb} e BWI seguindo a metodologia SMC (GMG, 2021). A energia específica foi interpolada utilizando o IPD (potência = 3). Por fim, calculou-se a taxa de alimentação, o tempo de cominuição e a recuperação metalúrgica de cada bloco. Usando este modelo de blocos, o planejamento da mina foi realizado por SDB. A Figura 4-13b mostra o diagrama das etapas executadas na segunda abordagem.

O método de interpolação não foi objeto de estudo dessa pesquisa, portanto não foram realizadas comparações de diferentes métodos de interpolação sobre índices de cominuição e

energia específica. Foi utilizado a interpolação por IPD porque é o método atualmente utilizado pela empresa.

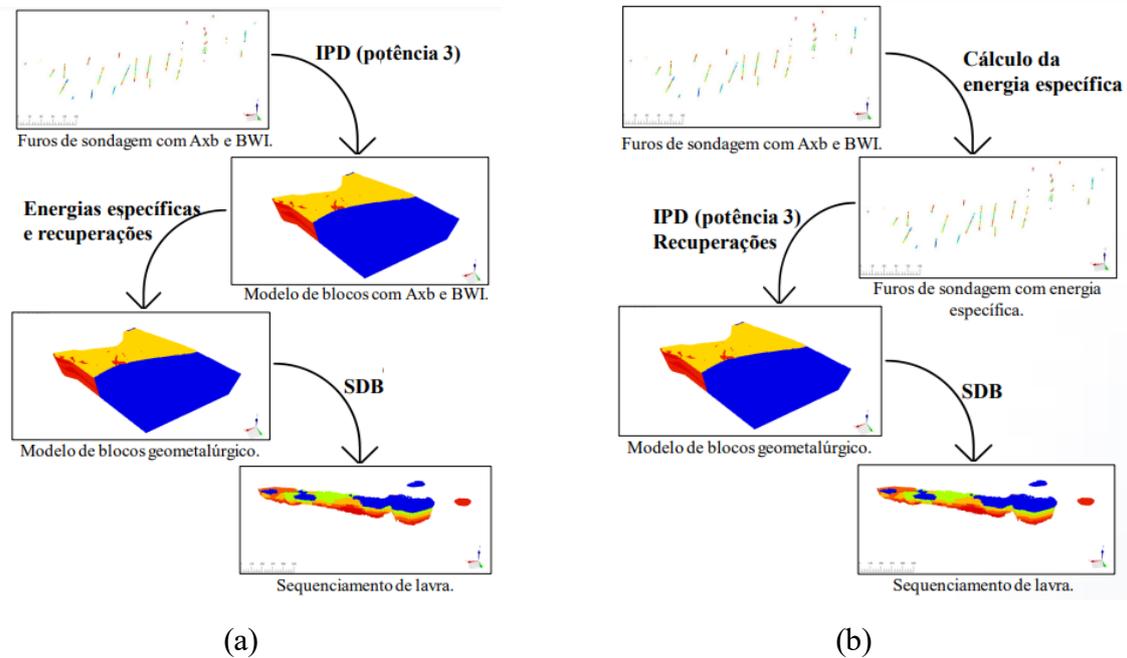


Figura 4-12: Diagrama das etapas realizadas. (a) Primeira abordagem. (b) Segunda abordagem.

4.3.5 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

O sequenciamento de lavra foi realizado utilizando o algoritmo SDB na otimização (Chicoisne et al., 2012; Johnson, 1968).

A Equação 23 foi utilizada para calcular o valor econômico dos blocos destinados ao processo e a Equação 24 para os blocos destinados à pilha de estéril (Revuelta & Jimeno, 1997).

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (23)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (24)$$

Em que, VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estério (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_{SCu} e C_{SAu} : custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

Os preços e custos de venda, os custos de mina e usina utilizados nas equações 23 e 24 foram retirados do relatório técnico da empresa e são apresentados na Tabela 3. Os parâmetros geométricos utilizados durante a otimização, bem como as capacidades de mina e processo, foram fornecidos pela empresa e são apresentados nas tabelas 4-12 e 4-13.

Tabela 4-11: Parâmetros econômicos

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu	8.818,48 US\$/t
Preço de venda Au	51,45 US\$/t
Custo de venda Cu	1.388,91 US\$/t
Custo de venda Au	0,14 US\$/t
Custo de mina	4,79 US\$/t
Custo de usina	3,31 US\$/t

Tabela 4-12: Parâmetros de entrada da otimização

Parâmetros	Valores
Taxa anual de desconto	18%
Capacidade de usina	8 Mt/ano
Capacidade total de mina	24 Mt/ ano
Largura mínima de lavra	10 m
Tamanho mínimo do fundo de cava	30 m
Comprimento mínimo de lavra	50 m
Média anual de teor de cobre	0,1 a 0,4 %
Tempo de operação da usina	8.060 h/ano

As capacidades de processamento e de mina foram proporcionais à capacidade real da mina. O total de horas de operação da planta foi determinado considerando que o circuito de cominuição opera 365 dias por ano, 24 horas por dia, com eficiência operacional de 92%, resultando em 8.060 horas/ano.

4.4 Metodologia 4º artigo

4.4.1 Base de dados

Esta pesquisa utilizou um banco de dados fornecido por uma mina localizada no Brasil de cobre e ouro. A mina está dividida em dez cavas, sendo que a exploração ocorre em 3 cavas simultaneamente e o processamento é alimentado por um *blend* de proporções iguais proveniente das 3 cavas. Apenas uma cava foi utilizada nesta pesquisa. Esta cava foi escolhida por apresentar 113 furos com informações dos índices de cominuição A_{xb} e BWI obtidos nos testes HIT (Bergeron et al., 2017; Kojovic et al., 2016, 2019; Varianemil et al., 2023) e 12 furos com resultados dos testes DWT e BWI (Bond, 1959).

O modelo de bloco fornecido pela empresa foi gerado utilizando inverso da potência da distância (potência 3). O modelo possui 2.489.810 blocos de 10 x 10 x 10 m, dos quais 82.601 blocos são mineralizados com cobre e ouro. As Figuras 4-13 e 4-14 mostram os histogramas para cobre e ouro, respectivamente.

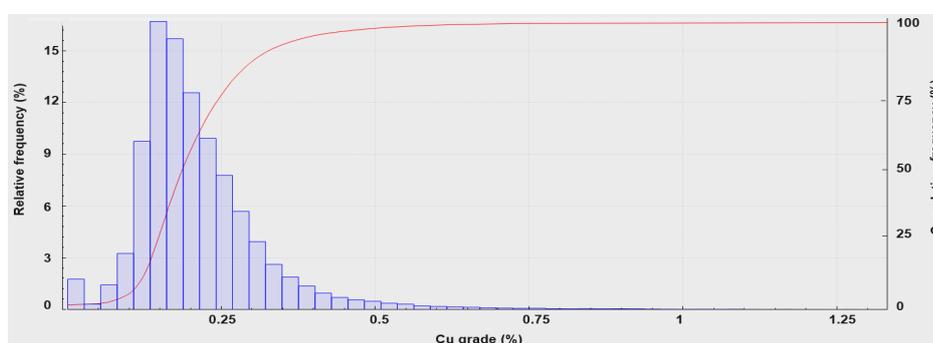


Figura 4-13: Histograma dos teores de cobre.

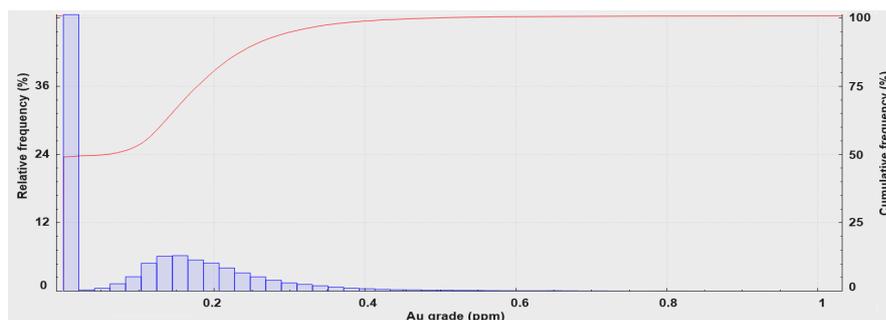


Figura 4-14: Histograma dos teores de ouro.

4.4.2 Cálculos de recuperação metalúrgica

A empresa utiliza curvas de recuperação metalúrgica para cobre e ouro que variam dependendo da litologia e do teor de cobre e ouro, respectivamente. As Tabelas 4-13 e 4-14 apresentam as Equações 25 e 26 utilizadas para cálculo da recuperação metalúrgica do cobre e do ouro, respectivamente. As Figuras 4-15a e 4-15b mostram as curvas de recuperação metalúrgica para cobre e ouro, respectivamente.

Tabela 4-13: Equação para a recuperação de cobre

Recuperação de Cu		Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Cu}) + b + 1.5$	(25)	A	13,626	99,487
		B	11,411	95,172
		C	9,080	90,357
		D	11,799	96,158
		E	11,479	89,862

Tabela 4-14: Equação da recuperação de ouro

Recuperação de Au		Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Au}) + b$	(26)	A	13,948	79,787
		B	12,529	73,521
		C	11,791	68,321
		D	10,099	65,882
		E	12,092	67,474

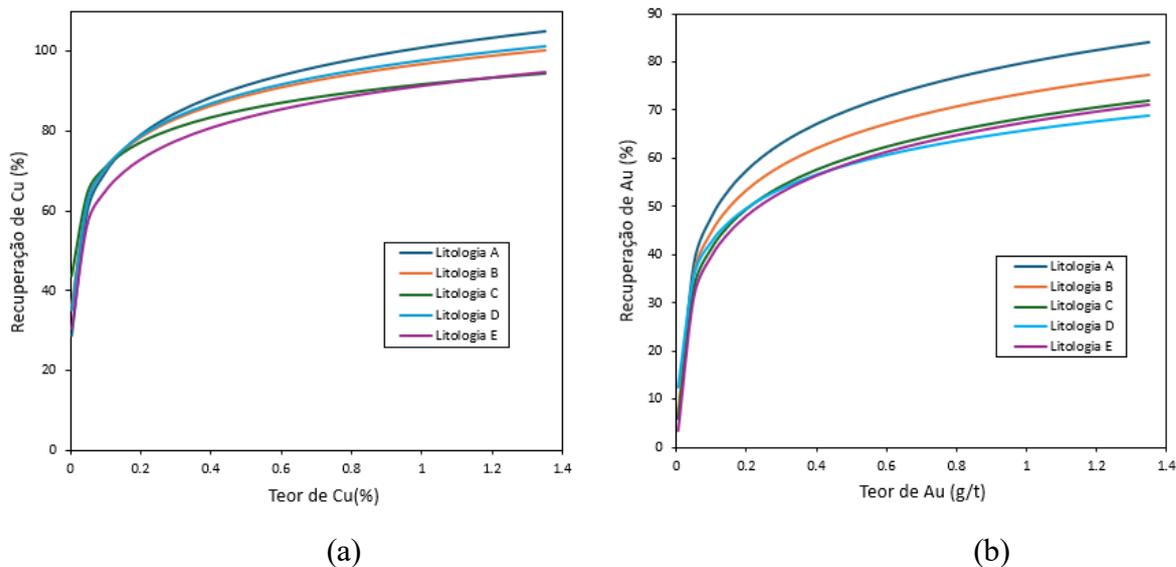


Figura 4-15: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.

4.4.3 Cálculos de energia específicos do bloco

A partir dos valores das variáveis $A \times b$ e BWI no modelo de blocos, a energia específica foi calculada utilizando a metodologia de *Steve Morrel Comminution* (SMC) (Global Mining Guidelines Group [GMG], 2021). O parâmetro Mia foi estimado a partir da Figura 4-16 (Doll, 2024). E o parâmetro Mib foi estimado a partir da Figura 4-17 (Doll, 2022), utilizando $P100$ em $150\mu\text{m}$, que foi a malha de controle utilizada no teste BWI e equivale a um $P80$ de $114\mu\text{m}$.

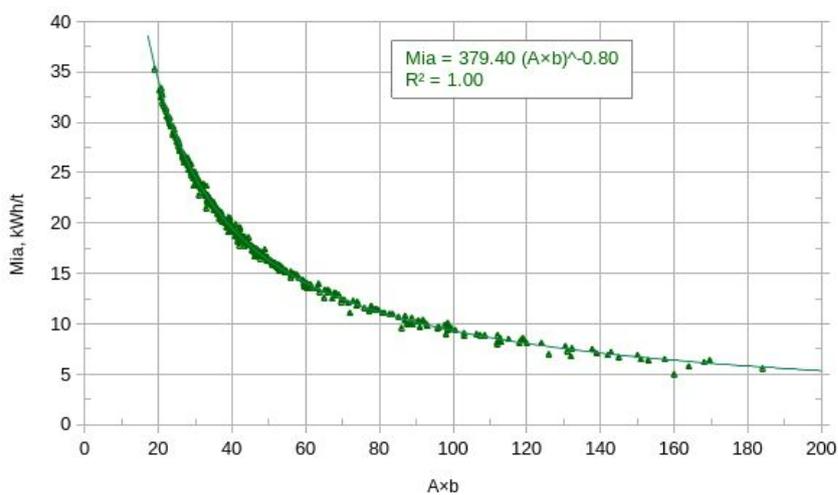


Figura 4-16: Relação entre $A \times b$ e Mia (Doll, 2024).

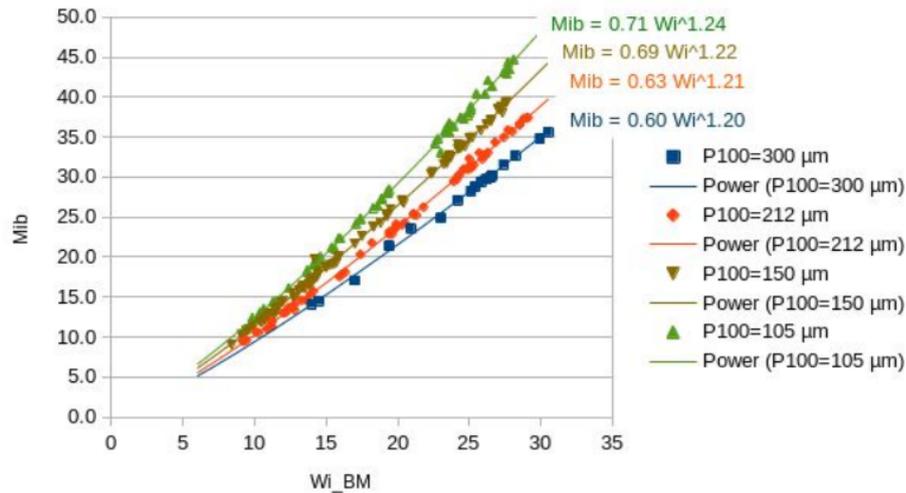


Figura 4-17: Relação entre Mib e BWI (Doll, 2022).

Porém, o P_{80} praticado na usina é de 280 μm . Portanto, a Equação 27 foi utilizada para determinar o Mib da planta (GMG, 2021).

$$Mib_{target} = Mib_{ref} \left(\frac{P_{80ref}}{P_{80target}} \right)^{0,24} \quad (27)$$

Em que, Mib_{target} : Mib no cálculo que se deseja realizar; Mib_{ref} : Mib calculado usando os dados de BWI do laboratório; $P_{80target}$: P_{80} no cálculo que se deseja realizar, em μm ; P_{80ref} : P_{80} obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em μm .

A energia específica foi então calculada de acordo com a Equação 28 (GMG, 2021).

$$SE = 4Mia(750^{-(0,295+750/10^6)} - F_{80}^{-(0,295+F_{80}/10^6)}) K_1 + 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (28)$$

Em que, SE : energia específica (kWh/t); Mia : índice de trabalho da fração grossa; F_{80} : 80% passante na alimentação da moagem (μm); K_1 : fator de eficiência da moagem Pebble, sendo 0,95 quando há recirculação de pebble e 1 quando não há recirculação de pebble; Mib : índice de trabalho da fração fina, Mib_{target} ; P_{80} : 80% passante no produto da moagem (μm).

Para cálculo dos valores de energia específica foram utilizados F_{80} de 146.000 μm , K_1 de 0,95 e P_{80} de 280 μm .

A taxa de alimentação da usina e o tempo de cominuição foram calculados de acordo com as Equações 21 e 22, respectivamente.

4.4.4 Cálculo de custos de processamento e de mina

De acordo com informações da empresa, o custo do processamento é estimado em 4,08 US\$/t. Para esta pesquisa foi assumido que 50% deste valor são custos fixos da planta. A outra parcela variou dependendo do custo de moagem do minério. Os custos de processamento foram calculados conforme Equação 29.

$$C_P = SE * EC + 50\% . C_{FP} \quad (29)$$

Em que, C_P : custo de processo (US\$/t); SE : energia específica (kWh/t); EC : custo da energia (US\$/kWh); C_{FP} : custo fixo de processamento (US\$/t).

De acordo com o Relatório Técnico da empresa, o custo da mina é considerado um valor fixo de 2,06 US\$/t. Segundo informações da empresa, os custos de perfuração e detonação equivalem a 50% desse custo. A parcela referente ao custo de transporte foi calculada considerando que cada tonelada de material custa US\$ 0,20 por km transportado. Em seguida, foi calculada a distância euclidiana entre cada bloco e as possibilidades de destino, usina ou pilha de estéril. Além disso, foi adicionado um custo incremental de US\$ 0,026 por profundidade de bancada, que neste caso é de 10 metros. A Equação 30 apresenta o cálculo dos custos da mina.

$$C_M = 50\% . C_{FM} + D . C_T + \frac{Z - Z_B}{10} . C_I \quad (30)$$

Em que, C_M : custo de mina (US\$/t); C_{FM} : custo fixo de mina (US\$/t); D : distância Euclidiana entre o bloco e o seu destino (km); C_T : custo de transporte de 1 t a cada km (US\$/(t.km)); Z : coordenada Z do destino, Z_B : coordenada Z do bloco; C_I : custo incremental por profundidade de bancada.

4.4.5 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

O planejamento de lavra de longo prazo foi feito usando a otimização SDB implementada no *software MiningMath* (MiningMath, 2024).

Os parâmetros econômicos utilizados nas Equações 23 e 24 foram retirados do Relatório Técnico da empresa e estão apresentados na Tabela 4-15. A Tabela 4-16 mostra os parâmetros usados como dados de entrada no *software*. Esses parâmetros foram fornecidos pela empresa.

Tabela 4-15: Parâmetros econômicos.

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu	8.818,48 US\$/t
Preço de venda Au	51,45 US\$/g
Custo de venda Cu	1.388,91 US\$/t
Custo de venda Au	0,14 US\$/g

Tabela 4-16: Parâmetros de entrada para otimização DBS.

Parâmetros	Valores
Taxa de desconto anual	18%
Capacidade da usina	8 Mt/ano
Capacidade total da mina	24 Mt/ ano
Largura mínima de lavra	10 m
Largura mínima de fundo de cava	30 m
Comprimento mínimo de lavra	50 m
Teor médio de cobre anual	0,1 a 0,4 %
Tempo total de funcionamento da usina	8.060 h/ano

As capacidades da mina e da usina foram proporcionais à capacidade real da planta. O tempo total de operação da planta, 8.060 horas por ano, foi calculado considerando que o circuito de cominuição tem eficiência operacional de 92% e funciona 365 dias por ano, 24 horas por dia.

4.4.6 Diagrama de metodologia

A Figura 4-18 apresenta um esquema ilustrativo da metodologia a ser aplicada neste trabalho.

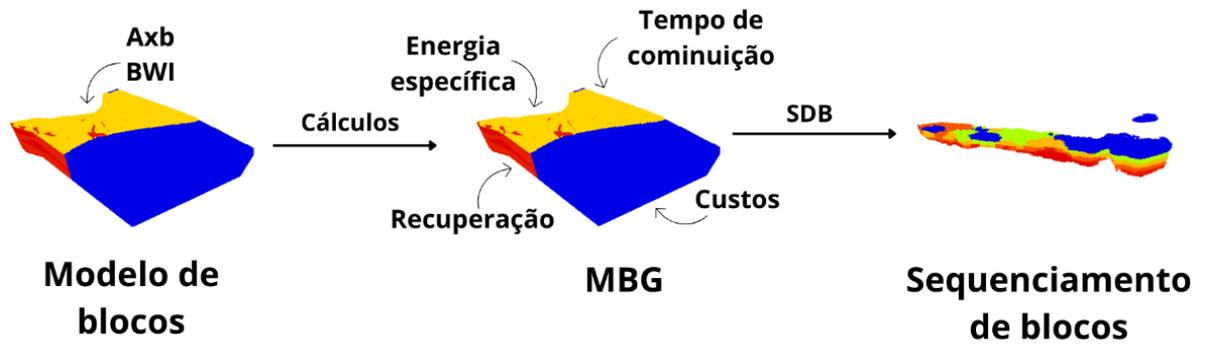


Figura 4-18: Diagrama da metodologia.

5 ADIÇÃO DE VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS NO PLANEJAMENTO DE LAVRA COM SEQUENCIAMENTO DIRETO DE BLOCOS

Sílvia de Castro Martins,
silviaengminas@yahoo.com.br

Jônatas Franco Campos da Mata,
Douglas Batista Mazzinghy

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (PPGEM),
Laboratório de Geometalurgia e Simulação de Processos,
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

RESUMO

O planejamento de lavra em minas a céu aberto é normalmente executado utilizando o algoritmo de Lerchs & Grossmann (LG). Esse algoritmo não considera a desvalorização do dinheiro no tempo, sendo o depósito lavrado em uma data zero. Uma alternativa seria a utilização do sequenciamento direto de blocos (SDB), que considera uma taxa de desconto para cada bloco durante a otimização. O presente trabalho utilizou o SDB para comparar dois cenários. No primeiro utilizou-se recuperações metálicas, custos e horas de processo constantes para todos os blocos. No segundo houve a inserção de variáveis geometalúrgicas com valores de recuperação, custos e horas de processo para cada bloco. Como resultados, obteve-se no cenário 1 VAE de 653.88 M\$ e 16 anos de vida da mina. No cenário 2, VAE de 609.07 M\$ com mina de 17 anos.

Palavras chaves: Sequenciamento direto de blocos, variáveis geometalúrgicas.

ABSTRACT

Mine planning in open pit mines is usually carried out using the Lerchs & Grossmann algorithm (LG). This algorithm does not consider the devaluation of money over time, the deposit being mined a zero date. An alternative would be to use direct block scheduling (DBS), which considers a discount rate for each block during optimization. The present work used the DBS to compare two scenarios. In the first, metallic recoveries, costs and process hours were used constant for all blocks. In the second, geometallurgical variables were inserted with recovery values, costs and hours of process for each block. As a result, EAV of 653.88 M \$ and LOM of 16 years was obtained in the scenario 1. In scenario 2, EAV of 609.07 M \$ with LOM of 17 years.

Keywords: block direct scheduling, geometallurgical variables.

5.1 Introdução

A geometalurgia é uma técnica econômica relativamente nova que combina informações geológicas e mineralógicas ao processamento mineral, sendo capaz de prever a resposta metalúrgica de diferentes litologias do minério. Dessa forma, a geometalurgia consegue otimizar o planejamento de lavra, aumentando o valor presente líquido de uma jazida mineral e ainda reduzindo os riscos inerentes ao projeto de mineração [1].

Uma vez que a geometalurgia tem a função de caracterizar a variabilidade do minério, sua aplicação principal está em depósitos minerais com alta variabilidade, assim como em depósitos que ocorrem próximos uns dos outros e que serão processados em conjunto [2]. Os principais resultados obtidos num projeto de geometalurgia incluem:

- Relação entre geologia, mineralogia e desempenho metalúrgico,
- Capacidade de processamento de cada variação do minério,
- Dimensionamento otimizado dos equipamentos da planta,
- Modelamento do desempenho da planta podendo prever recuperação, teor, P_{80} , entre outros,
- Possibilidade de prever a produção na usina,
- Capacidade de relacionar a etapa de planejamento de lavra com o desempenho esperado na planta a fim de refinar o teor de corte e otimizar a produção da mina.

Apesar das vantagens associadas ao uso da geometalurgia, ela ainda é uma metodologia pouco utilizada nos empreendimentos minerários, uma vez que aumenta a complexidade do planejamento de lavra.

5.1.1 Modelo de blocos

O modelo de blocos é uma das possíveis representações do sólido geológico e consiste em dividir o corpo de minério em blocos. O domínio abrange um bloco que comporte todo o depósito mineral. Esse bloco pode ser dividido em outros blocos menores, normalmente de

tamanhos regulares. A figura 5-1 mostra o modelo de blocos do banco de dados hipotético Marvin gerado no *software Geoscience ANALYST*.

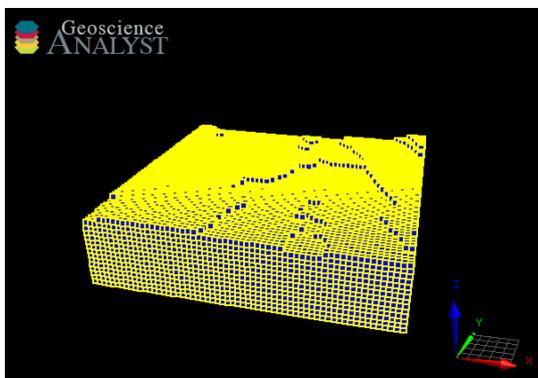


Figura 5-1: Representação do modelo de blocos.

As informações provenientes de furos de sondagens, como teor, densidade e tipo litológico são colocadas nos blocos que possuem a mesma localização espacial do furo de sondagem. Os blocos que possuem posição distinta de um furo de sondagem podem receber as informações através de técnicas de interpolação, como krigagem, inverso da distância elevado a uma potência, ou pelo método dos polígonos. Com as informações de cada bloco pode-se calcular o valor econômico de cada bloco (VEB), que envolve a receita gerada pela venda do bloco excluído os custos diretos para extração [3]. Pelo modelo de blocos tradicional, a decisão de lavra de um bloco fica restrita a encontrar uma cava ótima em que se tenha o valor máximo gerado pela extração dos blocos, para isso, assume-se uma capacidade constante da planta de processamento, assim como uma determinada recuperação e qualidade do produto [4].

Já na abordagem geometalúrgica, qualquer informação pertinente pode ser adicionada ao modelo de bloco, como por exemplo, W_i de Bond, liberação, P_{80} , recuperação provável, etc. Apesar de tornar o modelo de blocos mais complexo, as informações adicionais fornecem estimativas mais acuradas relativas à recuperação esperada do processo de concentração. Com isso, pode-se prever, com mais segurança, a capacidade de produção de concentrado relativa a cada bloco [4]. A figura 5-2 [3] apresenta um modelo de bloco com informações como teor, W_i de Bond, granulometria (P_{80}), liberação, *SAG Power Index* (SPI).

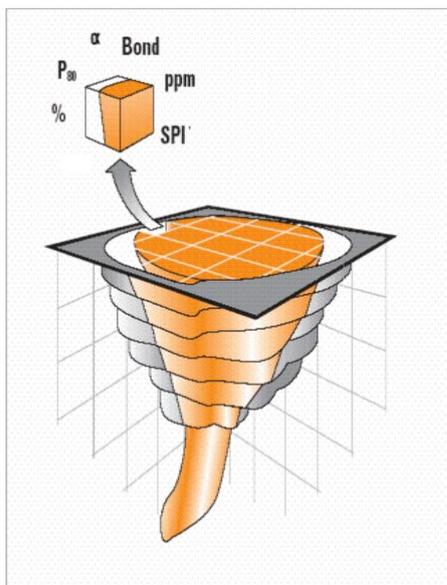


Figura 5-2: Modelo de blocos com informações de teor, liberaçõ, granulometria, moagem (Wi de Bond e SPI) [3].

5.1.2 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

A abordagem tradicional do planejamento de lavra envolve a definiçõ da cava final, seguido da divisã da cava final em fases (*pushbacks*) e, por fim, o sequenciamento da lavra levando em consideraçõ as capacidades de lavra, processo e mercado. No entanto, essa seqüência de etapas bem executadas nã garante um resultado final com valor econõmico ótimo [5]. Uns dos algoritmos mais utilizados para otimizaçõ de cava a céu aberto é o de de Lerchs & Grossmann (LG). Nesse algoritmo é aplicada uma taxa de desconto de 0% para todos os blocos, considerando que sã lavrados no momento da abertura da mina, o que nã é verdade, fazendo com que esse método seja defasado nesse quesito [6].

Utilizando o SDB é possível solucionar esse problema, já que ele permite a aplicaçõ da taxa de desconto na geraçõ dos planos de produçõ, além de incorporar as incertezas geológicas aos resultados em um único processo, permitindo que modelos simulados possam ser utilizados na geraçõ dos planos de produçõ. Além disso, nessa metodologia os blocos nã possuem destinos pré-definidos como na abordagem clássica e o sistema é capaz de definir quais os blocos sã lavrados, quando sã lavrados e qual será o destino de cada bloco. A figura 5-3

[7] apresenta uma comparação entre a metodologia tradicional, empregando LG, e a metodologia do SDB.



Figura 5-3: Comparação entre o planejamento de lavra empregando-se LG e SDB [7].

O *software MiningMath®* conta com uma nova tecnologia para o SDB, buscando otimizar a lavra e maximizar o valor presente líquido (VPL) do projeto. É um *software* de otimização de cava baseado em técnicas de programação linear inteira mista (PLIM) e heurísticas proprietárias. Com isso, o *software* é capaz de converter soluções contínuas em inteiras e não lineares [8].

Ao contrário do que acontece nos softwares baseados em heurísticas, esse *software* não realiza a otimização a partir da precedência de blocos, mas sim com base nas superfícies. Dessa forma é capaz de fornecer resultados mais fidedignos para o problema proposto se comparado a otimização baseada em precedência de blocos, que tende a ser mais otimista que a realidade [8].

Além disso, é possível inserir na otimização diferentes variáveis geométricas como superfícies de restrição, largura de lavra, profundidade de fundo de cava, entre outros, além de fazer restrições como horas trabalhadas, capacidade de produção, média dos teores, etc [8]

Ao contrário do que pode acontecer em algoritmos puros PLIM, que podem levar horas ou dias para perceber que o problema é inviável, o *software* sempre entrega uma solução para o

problema proposto. Porém, nem sempre é possível obter uma solução que atenda a todas as restrições impostas pelo usuário [8]. Caso isso aconteça, o software tentará encontrar uma solução a partir de outros modelos matemáticos, no entanto, se isso não for possível, irá acontecer a flexibilização das restrições, segundo uma ordem de hierarquia, conforme figura 5-4 [8].

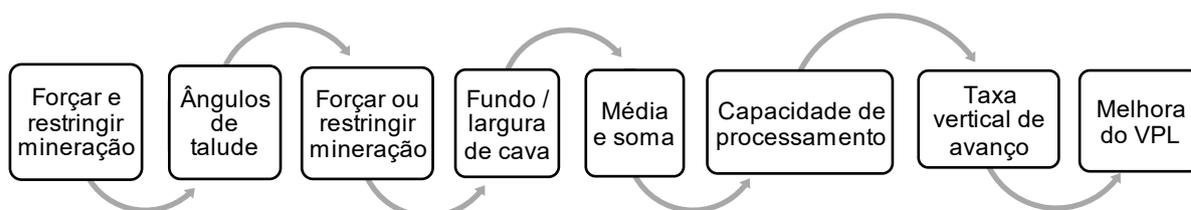


Figura 5-4: Fluxograma da hierarquia das restrições da maior para a menor [8].

Dados apresentados por Leite [9] mostram resultados satisfatórios se comparados dois Softwares diferentes utilizando os mesmos dados nas duas metodologias. O estudo aponta que SDB é mais vantajoso perante LG, quanto a melhores VPL e recuperação de investimentos em menor tempo. A partir da utilização do Software de SDB é possível apresentar resultados de produção de estéril e minério de cada período, receitas anuais, VPL, custos de lavra e de processamento mineral, possibilitando melhor análise de vantagens e desvantagens das formas de abordagem em estudo [10].

Um dos desafios relacionados aos algoritmos que empregam o SDB é o de fornecer planos de lavra mais próximos da realidade da mina (otimização operacional). Devido a sua característica de otimização do VPL, o software tende a lavar os blocos mais lucrativos da mina no menor período de tempo. Com isso, tende a gerar cavas pouco operacionais, com blocos muito espalhados nas cavas geradas ano a ano, o que requer ajustes posteriores da equipe de produção [11].

O presente trabalho utilizou o SDB para comparar a viabilidade econômica do depósito Marvin com e sem a adição de variáveis geometalúrgicas.

5.2 Metodologia

5.2.1 Banco de dados

O banco de dados Marvin foi utilizado para simular o sequenciamento direto de blocos. Este banco de dados contém informações sobre posição, tamanho, densidade, teor e ângulos de talude dos blocos de uma mina hipotética de cobre e ouro, sendo que cada bloco possui dimensões de 30 x 30 x 30 m. A fim de tornar o banco de dados mais verossímil, estipulou-se que a densidade de cada bloco seguiria o padrão apresentado por Dias [12] mostrado na tabela 5-1.

Tabela 5-1: Densidades médias aplicadas aos blocos com base no teor de cobre.

Intervalo de teor de % Cu	Densidade média (g/cm³)
0,001 <= %Cu < 0,20	2,85
0,20 <= %Cu < 0,30	2,95
0,30 <= %Cu < 0,45	2,98
0,45 <= %Cu < 1,00	3,01
1,00 <= %Cu < 2,00	3,09
%Cu >= 2,00	3,23

5.2.2 Cenários analisados

Dois cenários foram analisados. No primeiro cenário, utilizou-se a abordagem tradicional do planejamento de lavra, com valores de recuperação metálica, tempo de processamento e custos de processamento iguais para todos os blocos.

No entanto, sabe-se que a recuperação metálica é função do teor de elemento útil, sendo que maiores teores proporcionam maiores recuperações. Já o tempo gasto na cominuição do bloco é dependente da competência do minério. Quanto mais resistente for o bloco, maior será o consumo energético na etapa de cominuição e maior será o tempo de processamento necessário

para se atingir o P_{80} desejado. Além disso, sendo o minério mais resistente, maior será o gasto para cominuí-lo.

Dessa forma, no segundo cenário, inseriu-se recuperações metalúrgicas variáveis para cada bloco, assim como custos e horas de processamento variáveis para cada bloco em função da energia específica gasta na cominuição.

As recuperações de cobre e de ouro empregadas no cenário 2 foram calculadas a partir das equações 1 e 2, conforme apresentadas por [13].

$$R_{Cu}(\%) = 90,674 - 2,5362/g_{Cu} \quad \text{Eq. 1}$$

$$R_{Au}(\%) = 1,0173.R_{Cu} - 20,357 \quad \text{Eq. 2}$$

Em que,

g_{Cu} e g_{Au} : teores de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperações de cobre e ouro, respectivamente.

As equações 1 e 2 foram aplicadas em teores de cobre a partir de 0,036%. Em teores abaixo desse valor considerou-se recuperação de 0%. A figura 5-5 apresenta o gráfico mostrando a recuperação metalúrgica de cobre e ouro em função do teor de cobre.

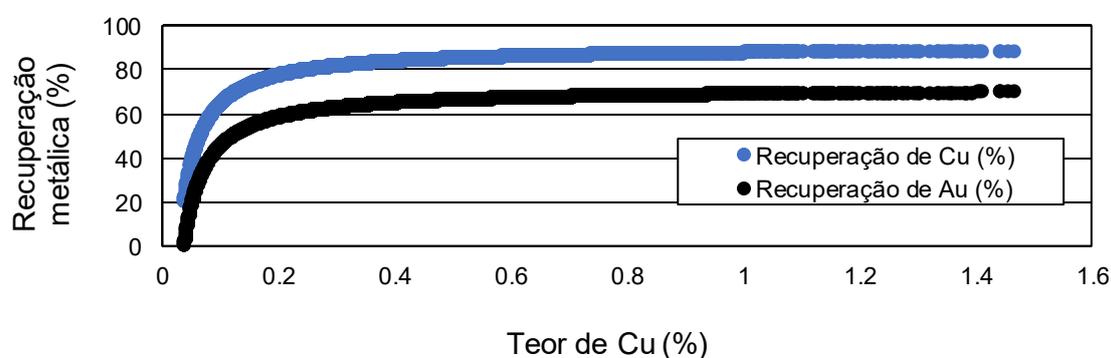


Figura 5-5: Distribuição das recuperações metalúrgicas de cobre e ouro em função do teor de cobre.

O tempo de processamento de cada bloco foi calculado a partir da energia específica gasta na cominuição do bloco. Para isso, utilizou-se a função INV.NORM.N do Excel para calcular a energia específica de cada bloco. Essa função retorna o inverso da distribuição cumulativa normal para a média específica e o desvio padrão. Foi utilizada probabilidade aleatória variando entre 0,3 e 0,8, média de 18,48 e desvio padrão de 2,0. O valor da média empregada, 18,48 kWh/t foi baseada no consumo energético dos moinhos de bolas da Usina de Salobo, que varia entre 16,67 e 20,30 kWh/t [13]. A figura 5-6 apresenta a distribuição da energia específica dos blocos mineralizados, tendo variado desde 17,43 até 20,16 kWh/t.

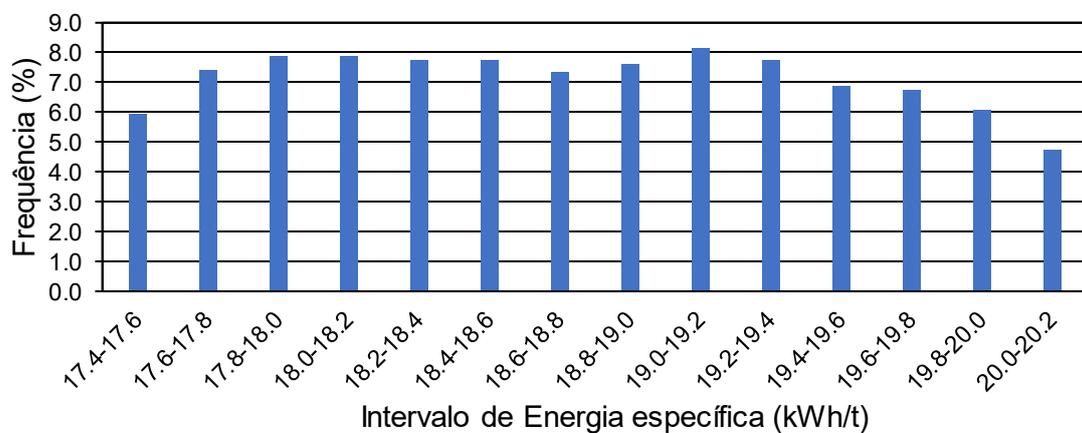


Figura 5-6: Histograma da energia específica dos blocos mineralizados.

O tempo gasto no processamento de cada bloco (P_h) no cenário 3 foi calculado a partir da equação 3, sendo que a potência instalada (P) utilizada nessa equação foi baseada nos motores dos quatro moinhos de bolas da Usina de Salobo, com valor de 60,0 MW [13], M_B é a massa de cada bloco e ES , a energia específica.

$$P_h = \frac{M_B}{P} ES \quad \text{Eq. 3}$$

Os custos de processamento (C_P) no cenário 2 foram calculados em função da energia específica de cada bloco (ES), conforme equação 4. Nessa equação considerou-se que um bloco com energia específica de 17,65 kWh/t (média da energia específica dos blocos mineralizados), teve um custo de processamento de 7.91 US\$/t, sendo que 60% desse custo foi relativo ao gasto com energia e o restante a outros custos, como reagentes, revestimentos, bolas de moinhos, etc.

$$C_p = 40\% \cdot 7.91 + \frac{60\% \cdot 7.91 \cdot ES}{ES} \quad \text{Eq. 4}$$

A figura 5-7 apresenta a variação dos custos de processamento em função da energia específica do bloco, sendo o custo mínimo de 7,58 e o máximo de 8,27 US\$/t.

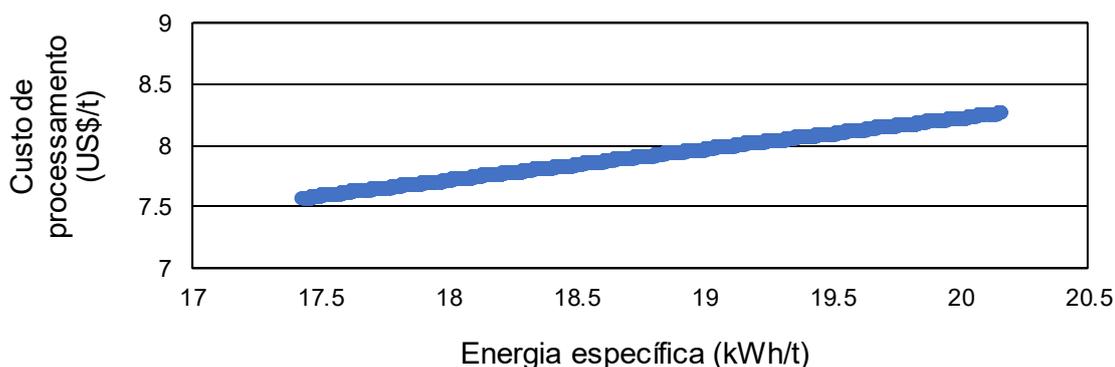


Figura 5-7: Custo de processamento em função da energia específica do bloco.

No cenário 1 utilizou-se recuperação de cobre de 84,8% e recuperação de ouro de 65,9% para todos os blocos. Esses valores de recuperação equivalem a um bloco com teor de 0,43% de cobre. Esse valor foi obtido a partir da média dos teores de cobre dos blocos mineralizados ponderadas pelas massas dos blocos.

Já o tempo de processamento utilizado no cenário 1 foi de 24,95 horas para todos os blocos. Esse valor foi calculado a partir da média simples das horas de processamento dos blocos mineralizados no cenário 2.

A tabela 5-2 apresenta um resumo dos cenários utilizados.

Tabela 5-2: Cenários analisados.

Cenário	Custo de processo	Recuperação	Recuperação	Horas de processo
	(US\$/t)	Cu	Au	
1	7.91	84,8%	65,9%	24,95
2	7.58 a 8.27	0 a 88,94%	0 a 70,12%	22,36 a 28,01

5.2.3 Função benefício

Para a criação dos cenários descritos acima, a Equação 5 foi utilizada como função benefício para os blocos de minério e a Equação 6 para os blocos que se destinavam à pilha de estéril.

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)]$$

Eq. 5

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M$$

Eq.6

VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); $C_{S_{Cu}}$ e $C_{S_{Au}}$: custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

Para o cálculo das equações 5 e 6 nos dois cenários, foram utilizados os valores mostrados na tabela 4.

Tabela 5-3: Parâmetros comuns aos dois cenários utilizados para o cálculo da função benefício

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu (US\$/lb) [14]	3.6393
Preço de venda Au (US\$/oz) [14]	1,887.80
Custo de venda Cu (US\$/lb) [13]	0.675
Custo de venda Au (US\$/oz) [13]	0.520
Custo de mina (US\$/t) [13]	3.37
Fator de conversão de oz. troy para gramas	31,10
Fator de conversão de toneladas para libras	2.204,62

5.2.4 Parâmetros de entrada da otimização

Para a execução de cada cenário foi necessário inserir diversos valores que não variaram entre os cenários. A Tabela 5-4 mostra os valores usados.

Tabela 5-4: Dados de entrada na otimização

Parâmetros	Valores
Taxa de desconto anual	10%
Custo fixo de mina (US\$/t)	3.37
Custo de retomada de pilha de estoque (US\$/t)	0.75
Capacidade de alimentação da usina - 1º ano	15 Mt/ano
Capacidade de alimentação da usina - 2º ano	20 Mt/ano
Capacidade de alimentação da usina - 3º ano	22,5 Mt/ano
Capacidade de alimentação usina – 4º ano em diante	25 Mt/ano
Capacidade de produção de estéril	40 Mt/ano
Capacidade da pilha de estoque	20 Mt
Largura mínima da bancada	60 m
Largura mínima do fundo da cava	100 m
Taxa vertical de avanço máxima	240 m
Média anual do teor de cobre	0,4 a 0,6
Horas totais de funcionamento da usina	7884 h/ano

A média anual do teor de cobre que alimenta a usina foi escolhida em função do teor médio de cobre do modelo de blocos Marvin, 0,43%. As horas totais de funcionamento da usina foram determinadas considerando que o circuito de cominuição funciona 365 dias, 24 horas por dia, com rendimento operacional de 90%.

5.2.5 Valor presente líquido anualizado (VPLA)

A fim de se comparar cenários com diferentes vidas de mina (Life Of Mine - LOM), o valor presente líquido anualizado (VPLA) foi usado, conforme mostrado na equação 7.

$$VPLA = VPL \left[\frac{(1+i)^n i}{(1+i)^n - 1} \right] \quad \text{Eq. 7}$$

5.3 Resultados e discussões

5.3.1 Modelo *Marvin*

O modelo Marvin apresenta blocos de 30x30x30 metros com teores de cobre máximo de 1,46% e teores de ouro máximo de 1,42 ppm. A figura 5-8 apresenta o comportamento dos teores de cobre nesse modelo de blocos. Nela é possível perceber que os blocos mais internos dentro da massa rochosa apresentam maiores teores de cobre.

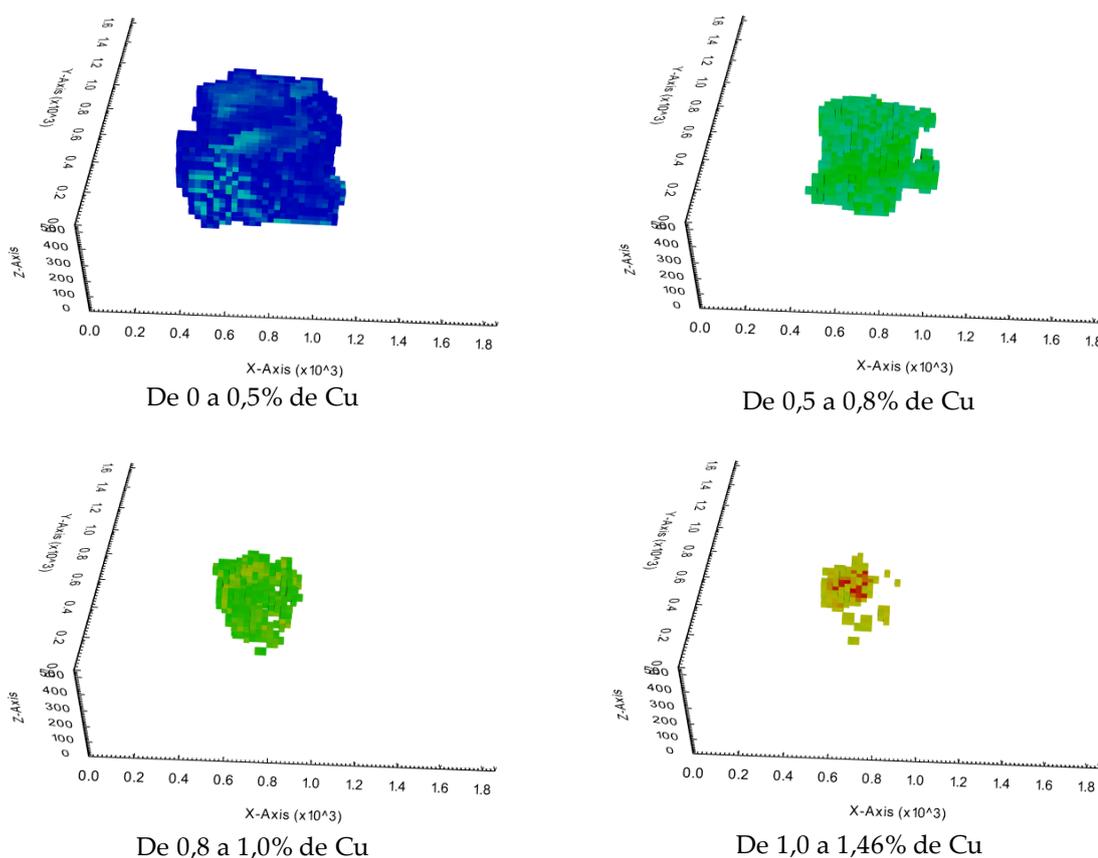


Figura 5-8: Teores de cobre distribuídos no modelo Marvin

A figura 5-9 apresenta os teores máximos de cobre e de ouro obtidos em cada nível da mina, sendo que quanto maior o índice do bloco mais superficial ele é. Pode-se notar que os blocos que possuem metal apareceram somente a partir do 3º nível da mina, que equivale aos blocos de índice IZ 15. Além disso, nos níveis mais superficiais da mina, equivalente aos índices 14 e 15, o teor de cobre foi inferior a 0,43%. Dessa forma, no cenário 1 houve uma superestimação da tonelagem de cobre e ouro produzidas nesses blocos, uma vez que as recuperações utilizadas estavam fixas. No entanto, os blocos que possuíam teor superior a 0,43% de cobre foram subestimados em relação a massa de metal produzida no cenário 2.

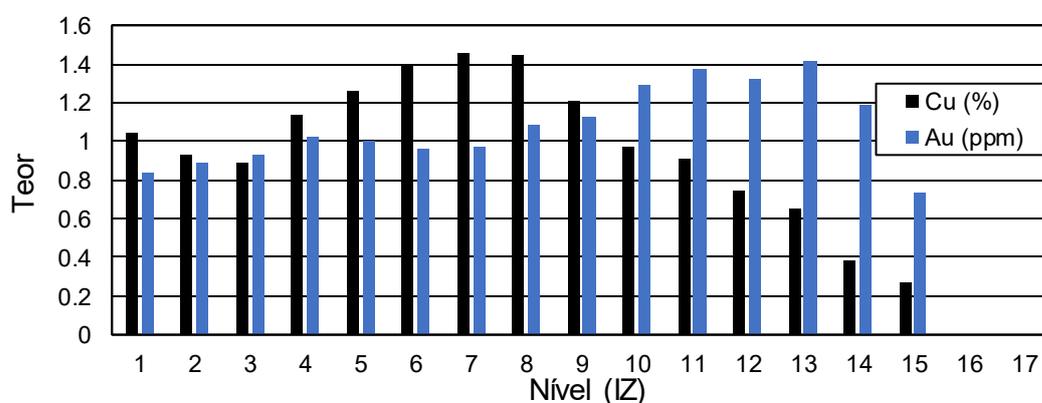


Figura 5-9: Teor máximo de cobre em cada nível da mina.

O modelo Marvin contém 53271 blocos no total, sendo 6574 blocos contendo ouro e cobre. A figura 5-10 apresenta o histograma dos teores de cobre e ouro dos blocos que possuíam metal do modelo Marvin e a tabela 5-5 apresenta dados estatísticos extraídos dos blocos com teor superior a zero.

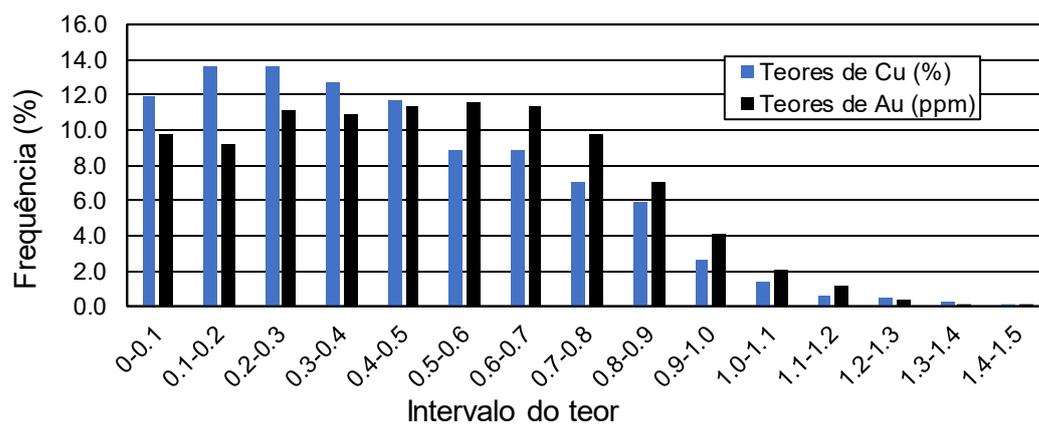


Figura 5-10: Histograma dos teores de cobre e ouro no modelo Marvin.

Tabela 5-5: Dados estatísticos do modelo Marvin

	Teor de Cu (%)	Teor de Au (ppm)
Mínimo	0.003	0.003
Máximo	1.464	1.417
Média ponderada	0.431	0.411
Moda	0.729	0.500
Mediana	0.386	0.347

5.3.2 Visualização do modelo de blocos

A figura 5-11 apresenta algumas cavas geradas em determinados períodos de cada cenário. Percebe-se por ela que o SDB muitas vezes retorna cavas aninhadas pouco operacionais, com lavra de blocos muito espelhados pela mina.

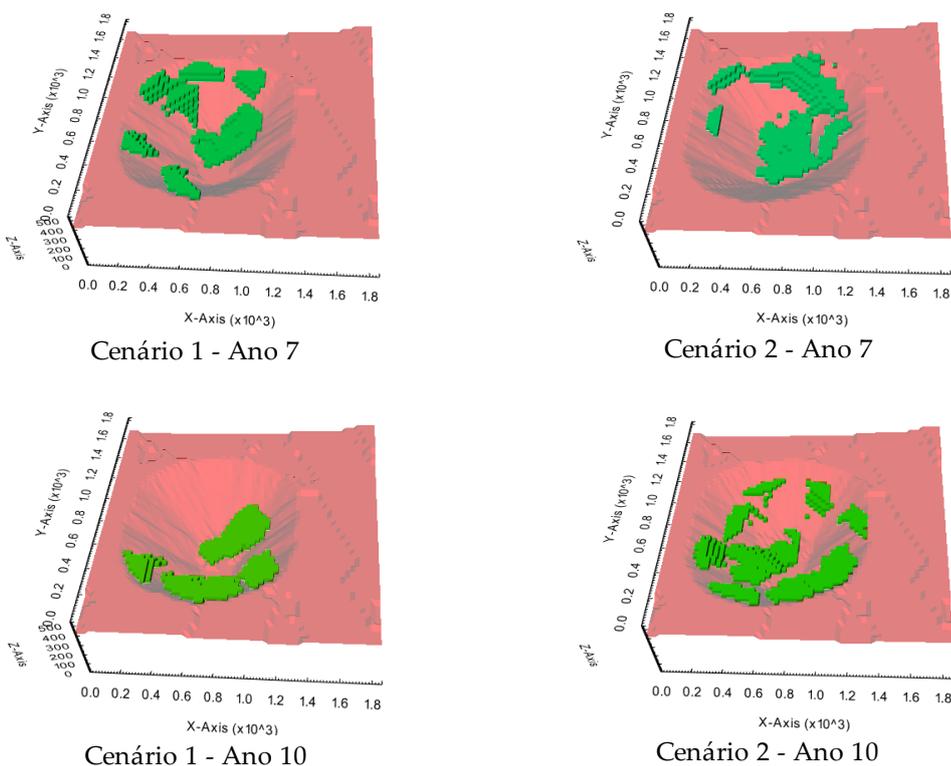


Figura 5-11: Exemplos de cavas geradas no SDB para os cenários 1 e 2.

5.3.3 Massas e teores movimentados

No cenário 1 foram utilizados recuperações, tempos e custos de processamento fixos. Esse cenário teve uma vida da mina de 16 anos, sendo que no período 8 houve o relaxamento da taxa máxima de avanço vertical de 240 metros. Já no cenário 2, em que se variou recuperação, tempo e custos de processamento, a mina teve duração de 17 anos e houve a quebra do pré-requisito da taxa de avanço vertical máxima do 6º aos 11º períodos.

A figura 5-12 apresenta a movimentação de minério para a usina ao longo da vida da mina nos cenários 1 e 2. No cenário 1, a capacidade da usina não foi atingida no 2º ano, ficando em 18,37 Mt, valor ligeiramente abaixo dos 20 Mt estipulados no *ramp up*. No 16º ano, houve queda da alimentação de 25 Mtpa para 20,98 Mtpa devido a exaustão do minério. Já no cenário 2, a usina foi alimentada praticamente em sua capacidade máxima durante todos os anos.

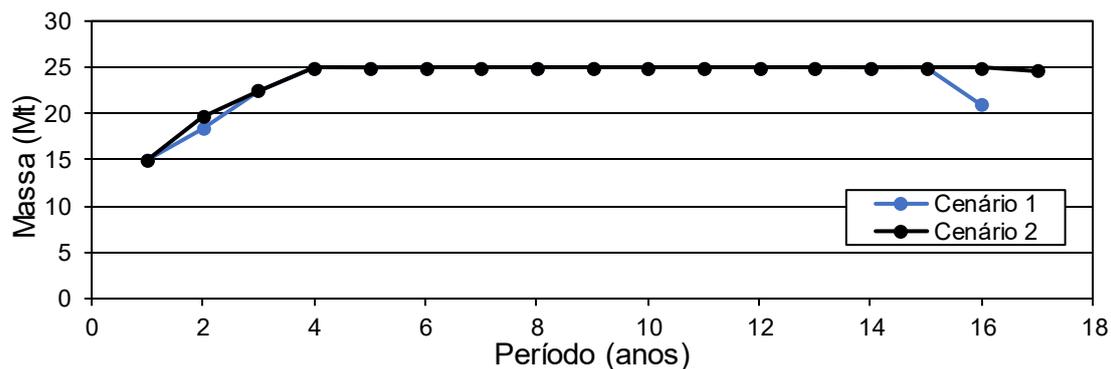


Figura 5-12: Massas enviadas para a usina nos cenários 1 e 2.

A figura 5-13 apresenta a movimentação de material para a pilha de estéril nos cenários 1 e 2. No cenário 1, a fim de liberar os blocos mineralizados com maior retorno financeiro, o software extraiu grande quantidade de estéril no primeiro ano da mina, 26 Mt. Com isso, no segundo ano ocorreu uma queda brusca na extração de estéril, 10 Mt. Nos 3º e 5º anos a produção de estéril começou a ter grande oscilação, repetindo o padrão dos dois primeiros anos. A partir do 6º ano houve estabilidade da produção de estéril em pequenos períodos de tempo. Nos períodos 6 e 7, manteve-se em torno de 25 Mtpa, nos períodos 8 e 9, em torno de 39 Mtpa, nos períodos de 10 a 12, com cerca de 28 Mtpa e nos períodos 13 e 14, em torno de 14 Mtpa. Nos dois últimos anos a produção foi reduzindo até chegar praticamente a zero.

No cenário 2, houve um comportamento semelhante ao cenário 1 nos primeiros dois anos de mina, produzindo 32 e 10 Mtpa de estéril. No entanto, a baixa produção de estéril permaneceu até o quarto ano, em torno de 5 Mtpa, vindo a subir no quinto ano e permanecendo estável do 6º ao 13º ano de mina, de 33 a 39 Mtpa. No 14º ano a produção de estéril volta a reduzir e permanece abaixo dos 15 Mtpa até o fim da mina.

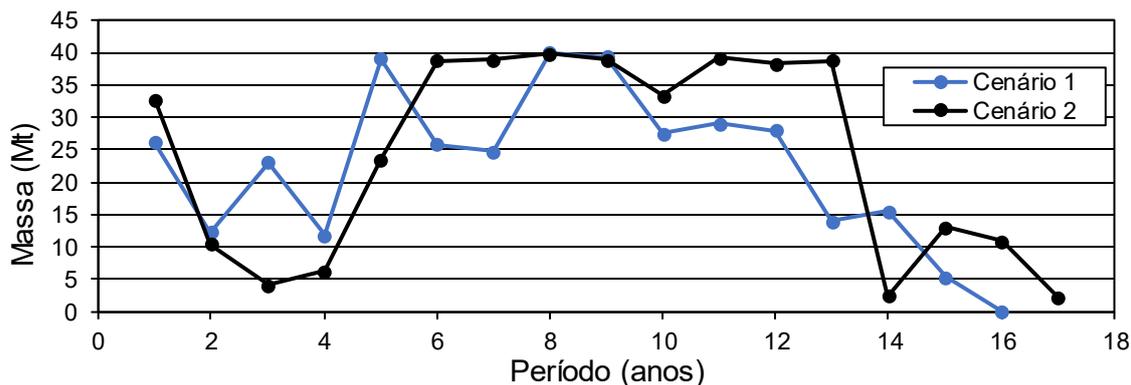


Figura 5-13: Massas enviadas para a pilha de estéril nos cenários 1 e 2.

A grande oscilação de massas enviadas para a pilha de estéril pode representar um problema no dimensionamento de frota, uma vez que em alguns períodos ocorreria a ociosidade e em outros seria necessária utilização elevada dos equipamentos de mina.

A figura 5-14 apresenta o envio de material para a pilha de estoque e como acontece a retomada desse material no cenário 1.

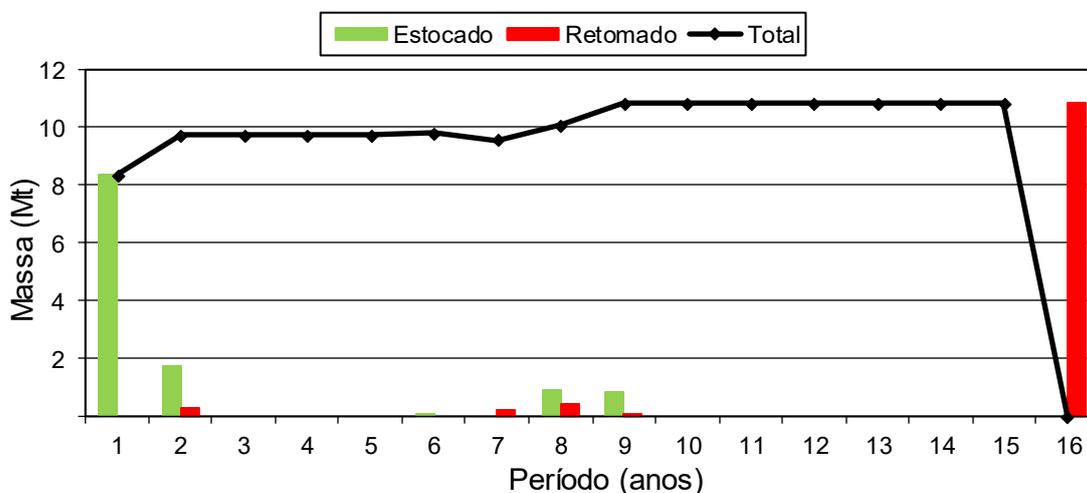


Figura 5-14: Pilha de estoque do cenário 1.

No primeiro ano de mina, houve o estoque de 8.33 Mt de minério e a lavra de rocha mineralizada ocorreu desde o nível correspondente ao IZ15 até o IZ11. Considerando que os blocos superficiais da mina possuem teores inferiores a 0,4% de Cu, conforme figura 8, o *software* realizou o estoque de todos os blocos retirados do nível IZ15, assim como de alguns blocos extraídos dos níveis IZ12, IZ13 e IZ14. Com isso, foram estocados 106 blocos com teor médio de 0,22% de Cu. Para a usina, foram enviados 186 blocos com teor médio de 0,41% de

Cu. Os blocos mineralizados lavrados no primeiro período superaram 23 Mt, com teor médio de 0,34% de Cu. Portanto, o estoque foi necessário para atender o critério de teor médio entre 0,4 e 0,6% de Cu, assim como a taxa máxima de alimentação da usina, que no primeiro ano foi de 15 Mt.

No segundo ano aconteceu o estoque de 22 blocos de minério com teor médio de 0,18% de Cu e houve a retomada de 4 blocos com teor médio de 0,41% de Cu. Com isso, a usina foi alimentada com 18,37 Mt e teor médio de 0,40% de Cu. Apesar da usina não ter atingido a capacidade máxima de 20 Mt no segundo ano, não foi possível alimentá-la com nenhum outro bloco, uma vez que todos os outros blocos estocados no ano 1 e no ano 2 possuíam teor inferior a 0,40% de Cu, o que acarretaria na queda do teor médio abaixo de 0,40% de Cu.

Do 3º ao 5º ano não aconteceu mais estoque e nem retomada de material e a capacidade máxima da usina foi alcançada em todos os anos.

No 6º ano ocorreu o estoque de 1 bloco com teor de 1,43% de Cu e foi enviado para a usina 310 blocos com teor médio de 0,60% de Cu. O estoque foi necessário para não extrapolar a média anual de teor de cobre na usina, além de não extrapolar a capacidade máxima da usina de 25 Mtpa.

No 7º ano foram lavrados 307 blocos mineralizados com teor médio de 0,55% de Cu. Para atingir a capacidade da usina, foram retomados 3 blocos mineralizados com teor 0,63%. Com isso, a usina teve alimentação com teor médio de 0,56% de Cu.

No 8º ano, a fim de se atingir a média anual de teor e a capacidade da usina, o software estocou 11 blocos com teor médio de 1,36% de Cu e retomou 5 blocos com teor médio de 0,23% de Cu. Dessa forma, os blocos mineralizados que foram lavrados no 8º período passaram de um teor médio de 0,62% de Cu para 0,59% de Cu.

No 9º ano, 319 blocos mineralizados foram extraídos com teor médio de 0,61% de Cu. Assim como no 8º período, para respeitar as restrições de capacidade e teor da usina foi necessário estocar 10 blocos com teor médio de 1,15% de Cu e houve a retomada de 1 bloco com teor médio de 0,19% de Cu, alimentando a usina com um teor médio de 0,60% de Cu.

Dos anos 10 ao 15 não houve estoque nem retomada de minério. Já no 16º ano todas as 10,84 Mt estocadas com teor médio de 0,37% de Cu foram retomadas e foram integradas as 10,14 Mt de rocha mineralizada lavrada no período, com teor médio de 0,42% de Cu. Com isso, a usina foi alimentada com teor de 0,40% de Cu.

A figura 5-15 apresenta os teores médios de cobre e ouro do minério alimentado na usina em cada período de vida da mina.

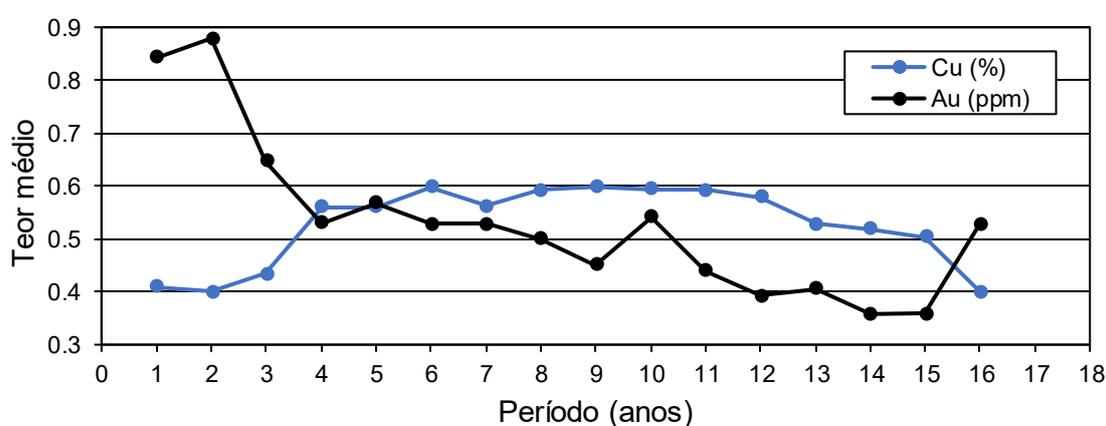


Figura 5-15: Teores médios de cobre e ouro que alimentam a usina no cenário 1.

A figura 5-16 apresenta o gráfico da pilha de estoque do cenário 2.

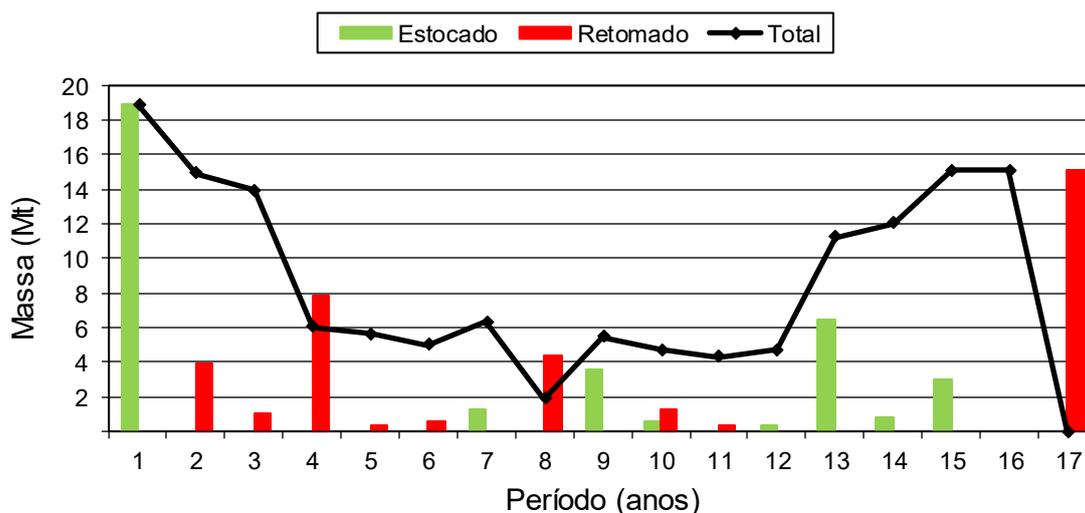


Figura 5-16: Pilha de estoque do cenário 2.

Assim como no cenário 1, no 1º ano aconteceu o estoque de todos os blocos mineralizados extraídos do nível correspondente ao IZ15. No total foram lavrados 428 blocos com teor médio de 0,28% de Cu, 46% blocos a mais que no 1º ano do cenário 1. Com isso, criou-se um estoque de 18,9 Mt no primeiro ano, equivalente a 242 blocos, com teor médio de 0,19% de Cu. Foram enviados para a usina 187 blocos com teor médio de cobre de 0,40%.

Dos 2º aos 6º anos de mina aconteceu a retomada de massas estocadas no primeiro ano, fazendo a pilha de estoque reduzir para 5 Mt ao final do 6º ano. Nesses anos, apesar de terem sido extraídos blocos mineralizados com teores médios superiores a 0,40% de Cu nos cenários 2, 3 e 5 e a 0,50% de Cu nos cenários 4 e 6, as massas obtidas em cada ano não foram suficientes para atender a demanda da usina. Portanto, a retomada do material estocado aconteceu para atender a capacidade de produção. Em todos os anos foram retomados minérios com teores médio inferior a 0,22% de Cu, fazendo a média dos teores de cobre anual cair. Nos períodos 2 e 5, a média de teor de cobre alimentada na usina foi de 0,39%, valor abaixo da restrição imposta ao *software*.

No 7º ano, aconteceu o estoque de 16 blocos com teores médios de 0,53% de Cu como forma de não extrapolar a capacidade da usina. Já no ano 8, para atender a demanda da usina, retomou-se 57 blocos com teores médios de 0,22% de Cu, alimentando o processo com 312 blocos mineralizados com teor médio de cobre de 0,51%.

O processo de estoque e retomada de material acontece ao longo da vida da mina como forma de garantir que a capacidade da usina seja atendida. No 17º ano de mina, mais de 15 Mt com teores médios de 0,52% de Cu são retomados.

A figura 5-17 apresenta os teores médios de cobre e ouro enviados para a usina ao longo da vida da mina.

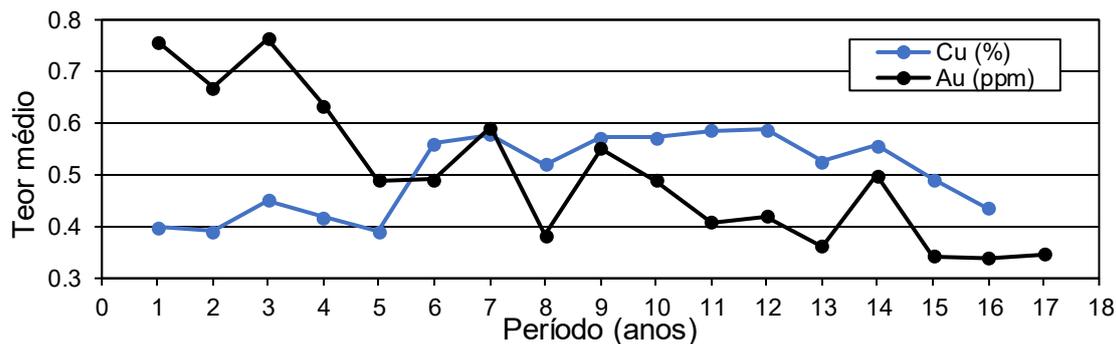


Figura 5-17: Teores médios de cobre e ouro que alimenta a usina no cenário 2.

A figura 5-18 apresenta as horas de processamento por ano em cada cenário. Percebe-se que no cenário 1 as horas de processamento foram inferiores ao cenário 2, com exceção do ano 13. Como no cenário 1 o tempo de processamento de cada bloco foi fixado em 24,95 horas, para atender a disponibilidade de 7884 horas da usina foi possível alimentá-la com no máximo 316 blocos. No entanto, o maior número de blocos alimentados no cenário 1 foi de 311 blocos durante o 5º ano de mina, que totalizou massa de 24,99 Mt e 7759,45 horas de processamento. Sendo assim, no cenário 1 foi impossível atingir as 7884 horas de processamento devido a restrição da capacidade da usina.

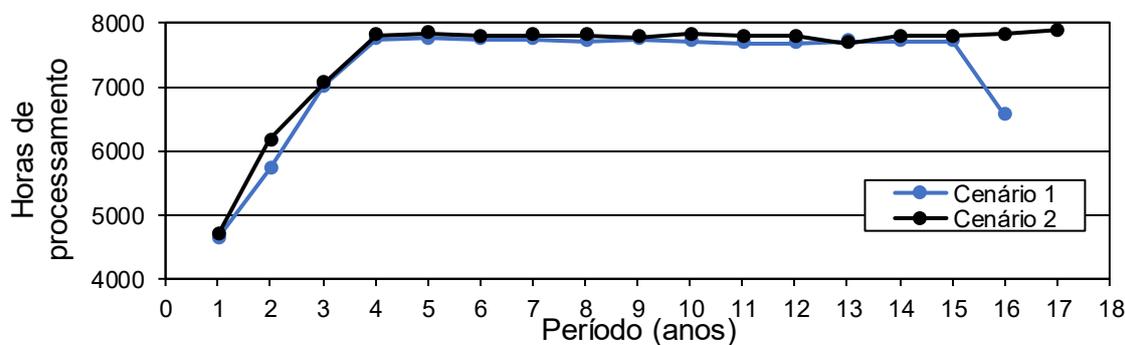


Figura 5-18: Horas de processamento anuais em cada cenário.

Já no cenário 2, pelo fato dos blocos terem tempo de processamento variável entre 22,36 e 28,01 h, foi possível processar num mesmo ano mais ou menos blocos, dependendo da energia específica do bloco. Com isso, no 17º ano de mina foi processado 306 blocos que totalizaram 7882,97 horas de processamento.

Por fim, a figura 5-19 mostra as massas movimentadas para a usina e para a pilha de estéril, assim como as massas de cobre e de ouro produzidas nos dois cenários.

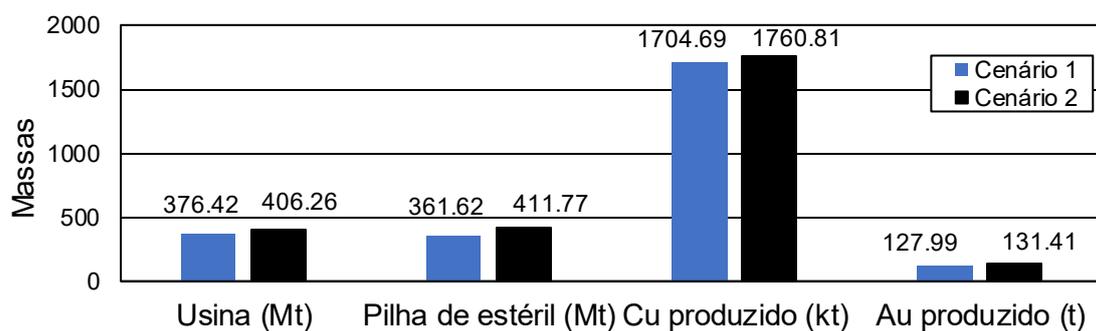


Figura 5-19: Massas movimentadas e produzidas nos cenários 1 e 2.

5.3.4 VPL e VPLA

A figura 20 apresenta o VPL acumulado para os dois cenários.

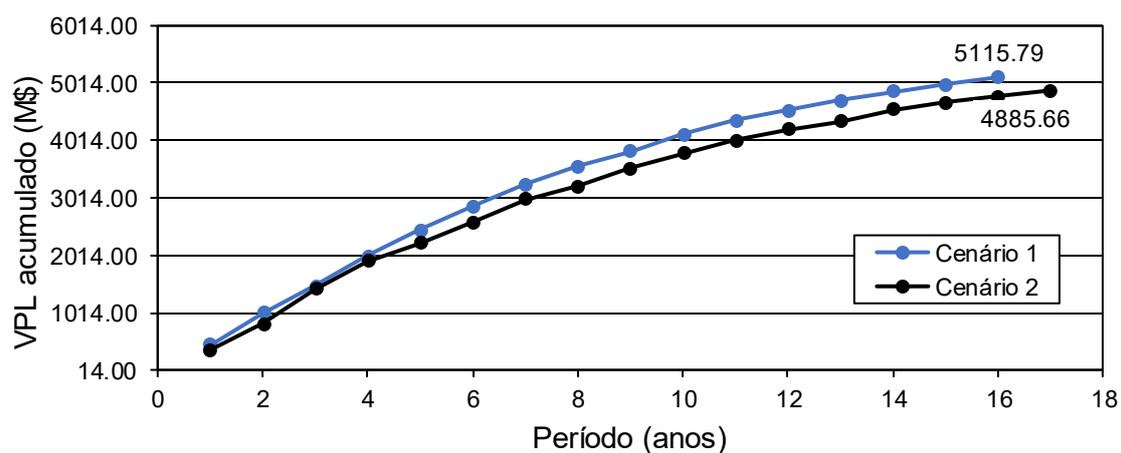


Figura 5-20: VPL acumulado para os cenários 1 e 2

O primeiro cenário obteve VPL total de 515.79 M\$, enquanto no cenário 2 esse valor foi de 4885.66 M\$. No entanto, os cenários possuem LOM diferentes, sendo necessário o cálculo do VPLA como forma de comparação, conforme mostrado na tabela 5-6.

Tabela 5-6: VPLA dos cenários 1 e 2

VPLA	Cenário 1	Cenário 2
$VPLA = VPL \left[\frac{(1+i)^n i}{(1+i)^n - 1} \right]$	653.88 M\$	609.07 M\$

A princípio esse valor parece incompatível com o gráfico apresentado na figura 19, uma vez que foi o cenário 2 que produziu maiores quantidades de ouro e cobre. No entanto, o cenário 2 teve maiores gastos com estéril, uma vez que produziu 50,15 Mt a mais que no cenário 1. Além disso, o cenário 2 gastou mais com remanejamento de minério, já que estocou 35,11 Mt enquanto no cenário 1 houve estoque de 11,88 Mt.

Outro fator importante para a diferença no VPLA é apresentada ao analisar-se a produção de cobre e ouro no tempo, conforme mostrado nas figuras 5-21 e 5-22. No cenário 1 a produção de cobre e ouro é antecipada em relação ao cenário 2. Considerando que o valor do produto tende a sofrer desvalorização de 10% ao ano, quanto antes houver a produção do metal mais favorável será o retorno financeiro da mina e, conseqüentemente, maior o VPL.

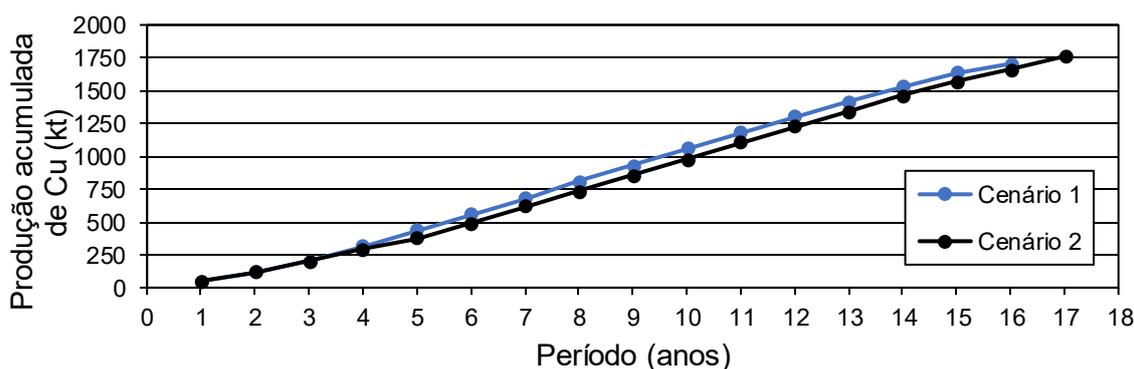


Figura 5-21: Produção acumulada de cobre ao longo da vida da mina nos cenários 1 e 2.

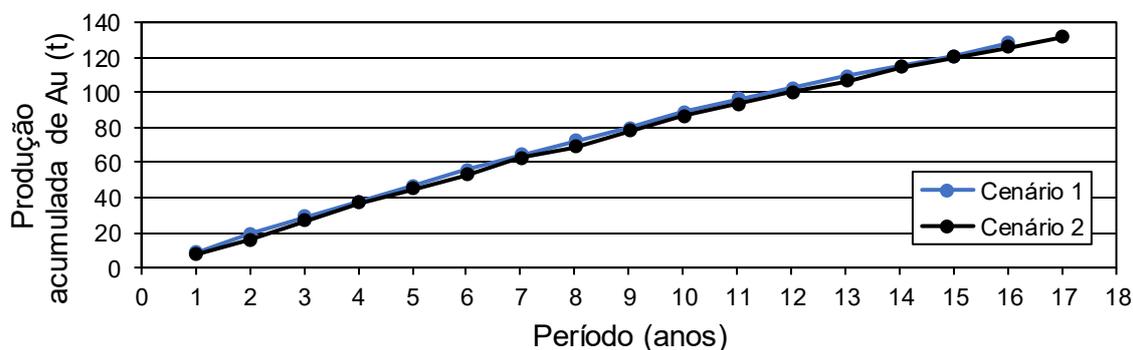


Figura 5-22: Produção acumulada de ouro ao longo da vida da mina nos cenários 1 e 2.

5.4 Conclusão

A comparação dos resultados obtidos no sequenciamento direto de blocos com e sem adição de variáveis geometalúrgicas, apresentou como resultados:

- O cenário 1 gerou um sequenciamento de lavra com 16 anos, enquanto no cenário 2 houve lavra durante 17 anos.
- Em ambos os cenários foram criadas cavas pouco operacionais e a produção de estéril teve grande oscilação, principalmente no cenário 1.
- O VPL acumulado do cenário 1 foi de 5115.79 M\$ e no cenário 2 foi 4855.66 M\$.
- Fatores como maiores gastos com geração de estéril, maior estocagem de minério e produções de cobre e ouro mais tardias fizeram com que o VPLA do cenário 2 fosse menor que o do cenário 1, 609.07 M\$ contra 653.88 M\$.

Sendo assim, em termos de retorno financeiro o cenário 1 se mostrou mais interessante. Contudo, esse cenário é limitado diante do cenário 2, em que a distinção do desempenho de cada bloco dentro da usina gerou resultados mais acurados.

Como sugestão para trabalhos futuros:

- Avaliar outros cenários para o depósito Marvin.
- Avaliar outros depósitos.
- Utilizar simulação estocástica.
- Estudar a blendagem dos blocos.

Agradecimentos

- Ao PPGEM da UFMG.
- A Capes pelo auxílio financeiro.
- A MiningMath pela licença *full* do *software*.

5.5 Referências

- [1] Mishra G, (2021), A Geometallurgical Assessment of the Geological and Mineralogical Influences on Flotation Performance at the Nkomati Nickel Mine, Tese de doutorado: University Of Johannesburg, 316 p.
- [2] SGS minerals services, (2013) Geometallurgy, , T3 sgs, 354 p.

- [3] Revuelta B, Jimeno C. (1997) Manual de evaluación y diseño de explotaciones mineras. Madrid: Entorno Grafico, 705p.
- [4] Schneider C, (2014) Geometarlurgia, mineração de precisão e sustentabilidade. Revista Mineração e Sustentabilidade, p 46-47.
- [5] Guimarães O, Marinho A, (2014). Sequenciamento Direto de Blocos. 8 th Brazilian Congress of Surface Mining, 19 p.
- [6] Peroni R, (2002) Análise de sensibilidade do sequenciamento de lavra em função da incerteza do modelo geológico. Tese de doutorado: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 143 p.
- [7] Campos P, (2017) Um comparativo de metodologias no planejamento de lavra: sequenciamento direto de blocos vs. Planejamento tradicional. Dissertação de mestrado: Universidade Federal de Ouro Preto, 93 p.
- [8] MiningMath. Acesso em 10 de agosto de 2020, disponível em: <https://knowledge.miningmath.com/general-contents/trending-topics/algorithm-framework>
- [9] Leite T, (2017) Comparação entre métodos de cálculo de cava final: Lerchs Grossmann vs. Sequenciamento direto de blocos, Monografia: Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, 53 p.
- [10] Rodrigues M, (2018) Abordagem Tradicional E Sequenciamento Direto De Blocos No Planejamento De Lavra A Longo Prazo. Instituto Tecnológico da Vale; 103 p.
- [11] Souza FR; Burgarelli HR; Nader AS; Arroyo CEA; Chaves LS; Carvalho LA; Torres VFN, (2018) Direct block scheduling technology: Analysis of Avidity. REM, Int. Eng. J., p 97-104.
- [12] Dias P, (2012) O uso da densidade nas estimativas de teores de cobre e os impactos observados na reconciliação. Dissertação de mestrado: Universidade Federal do Rio Grande do Sul; 103 p.
- [13] Burns N, Gauld C, Alvim M, Tagami M, (2019) Technical Report – Salobo III: Expansion. Wheaton Precious Metals. 155 p.
- [14] Investing. Acessado em 17 de dezembro de 2020, disponível em: <https://br.investing.com/commodities/>

6 COMO USAR VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS PARA OBTER PLANOS DE MINA CONFIÁVEIS POR OTIMIZAÇÃO GLOBAL

Sílvia Martins^{1,2*}, Giorgio de Tomi³ and Douglas Mazzinghy¹

¹Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas, Universidade Federal de Minas Gerais, Brasil.

²Departamento de Minas e Construção Civil, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Brasil.

³Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo, Universidade de Sao Paulo, Brasil.

RESUMO

O objetivo do planejamento de mina é garantir a produção alvo visando o uso econômico e sustentável dos recursos minerais. Este trabalho mostra passo a passo como estimar custos com maior precisão incorporando variáveis geometalúrgicas ao processo de planejamento de lavra. Energia específica e recuperação metalúrgica foram as variáveis geometalúrgicas inseridas no modelo de bloco público *Marvin* para realizar um exemplo de planejamento de mina orientado pela geometalurgia. Uma abordagem de otimização global foi utilizada para resolver o problema de planejamento de mina em vez da abordagem convencional, na qual o problema é dividido em subproblemas menores. Os resultados demonstraram como realizar um planejamento de lavra confiável, aumentando a precisão dos custos previstos usando uma abordagem combinada de geometalurgia e otimização global.

Palavras-chave: planejamento de lavra; variáveis geometalúrgicas; otimização global.

ABSTRACT

The purpose of mining planning is to ensure the target production aiming the economic and sustainable use of mineral resources. This work shows step-by-step how to estimate costs more precisely incorporating geometallurgical variables into the mine planning process. Specific energy and metallurgical recovery were the geometallurgical variables inserted into the publicly Marvin block model to perform an example of geometallurgy-oriented mine planning. A global optimization approach was used to solve the mine planning problem instead of the conventional approach, in which the problem is divided into smaller subproblems. The results demonstrate how to perform reliable mine planning by increasing the accuracy of the predicted costs using a combined geometallurgy and global optimization approach.

Keywords: mining planning; geometallurgical variables; global optimization.

6.1 Introdução

A geometalurgia combina informações geológicas e mineralógicas com o processamento mineral para prever a resposta metalúrgica de diferentes litologias de minério. Desta forma, a geometalurgia consegue otimizar o planejamento de lavra, aumentando o valor presente líquido (VPL) de uma jazida mineral e também reduzindo os riscos inerentes ao projeto de mineração [1-3]. Como a geometalurgia tem a função de caracterizar a variabilidade do minério, sua principal aplicação é em depósitos minerais com alta variabilidade, bem como em depósitos que ocorrem próximos uns dos outros e que serão processados em conjunto [2].

Os principais resultados obtidos em um projeto de geometalurgia incluem: (i) Relação entre geologia, mineralogia e desempenho metalúrgico; (ii) Capacidade de processamento para cada litologia de minério; (iii) Otimização da seleção de equipamentos da planta; (iii) Modelagem do desempenho da planta, podendo prever recuperação, teor, *P80* (tamanho da malha que 80% do produto passa); (iv) Possibilidade de previsão de produção na fábrica; (v) Capacidade de relacionar a etapa de planejamento da mina com o desempenho esperado da planta para otimizar a produção da mina. Apesar das vantagens associadas à utilização da geometalurgia, esta não é utilizada em todos os projetos de mineração, uma vez que aumenta a complexidade do planejamento da mina e aumenta os custos associados à caracterização do minério [1-3].

Este trabalho mostra passo a passo como estimar custos com precisão bloco a bloco usando variáveis geometalúrgicas no modelo de blocos de domínio público *Marvin*.

6.1.1 Abordagem geometalúrgica

Na abordagem geometalúrgica informações relevantes podem ser adicionadas ao modelo de blocos, como energia específica para processo de cominuição e recuperação metalúrgica para processo de concentração. Embora torne o modelo de blocos mais complexo, as informações adicionais fornecem estimativas mais precisas em relação à recuperação esperada do processo de concentração. Assim, é possível prever, com razoável precisão, a capacidade de produção de concentrado para cada bloco. Este modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas é comumente denominado modelo de blocos geometalúrgicos (MBG) [4]. Muitos autores

mostraram como a inserção de variáveis geometalúrgicas em modelos de blocos pode reduzir riscos e aumentar a precisão do projeto [4-9].

As variáveis geometalúrgicas são classificadas entre variáveis primárias e variáveis respostas [10]. As variáveis primárias são inerentes às propriedades do minério, por exemplo, densidade, teores e podem ser medidas diretamente nas rochas. As variáveis de resposta correspondem aos atributos do minério que descrevem as respostas metalúrgicas durante o processamento, como a recuperação na flotação (%) ou a produtividade (t/h) do minério nos circuitos de cominuição. Para medir as variáveis respostas é necessário realizar testes de bancada de flotação ou lixiviação no caso de recuperação metalúrgica, e testes de cominuição como *Bond Work Index* (BWI), *SAG Power Index* (SPI), *Drop Weight Test* (DWT), por exemplo.

A recuperação metalúrgica corresponde ao percentual do metal presente na alimentação que foi direcionado para o concentrado [11]. Na abordagem tradicional de planejamento estratégico de mineração, os blocos costumam receber valores médios para recuperação metalúrgica, o que não é a melhor prática, uma vez que a recuperação metalúrgica pode variar dependendo da litologia e dos teores da rocha, além de outros fatores. Fazendo essa simplificação, a tonelagem de metal obtida na planta será diferente da tonelagem esperada pelo planejamento de lavra, o que impactará diretamente no cronograma de produção dos blocos e no VPL da mina.

O desempenho na etapa de cominuição diz respeito principalmente ao rendimento do circuito de moagem e, conseqüentemente, ao tempo que o bloco leva para ser processado. Um bloco de minério macio, para obter o *P80* desejado para etapas subsequentes, será processado mais rapidamente que um bloco de minério duro, o que impactará diretamente no consumo de energia e na produtividade da planta. Portanto, considerar que todos os blocos possuem o mesmo desempenho na cominuição, como normalmente é feito no planejamento estratégico de mineração, afeta a capacidade e os custos da planta [12, 13].

A Figura 6-1 apresenta um exemplo numérico desenvolvido pelos autores para destacar a diferença entre as abordagens tradicional e geometalúrgica aplicadas ao mesmo modelo de bloco. A primeira apresenta informações sobre tamanho, localização, litologia (cores), densidade (ρ) e teor de cobre (g_{Cu}). Neste modelo de blocos, a recuperação de cobre (r_{Cu}) para todos os blocos foi considerada de 81,6% e a energia específica (SE) de 11,8 kWh/t. No

segundo, além das variáveis primárias, cada bloco recebeu variáveis de resposta como recuperação e energia específica.

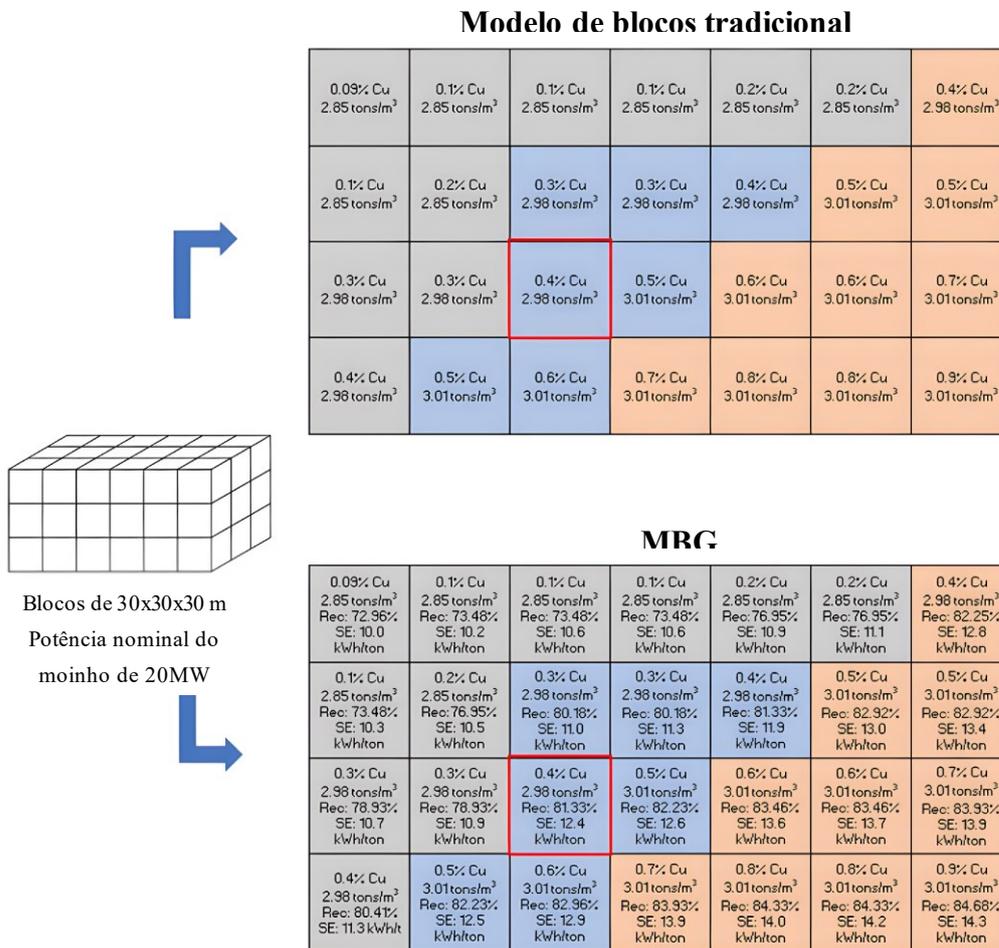


Figura 6-1: Comparação entre dois modelos de blocos, com e sem variáveis geometalúrgicas.

No exemplo mostrado na figura 6-1, os cálculos envolvendo a massa de cobre produzida (M_{Cu}), taxa de alimentação da planta (TPH) e horas de processamento (P_h) para os blocos de destaque em cada modelo são apresentados na tabela 6-1.

Tabela 6-1: Cálculos de massa de cobre produzida, taxa de alimentação da planta e horas de processamento.

Cálculos	Modelo de blocos tradicional	MBG
$M_B = V_B \cdot \rho$	80.460,00	80.460,00
$M_{Cu} = M_B \cdot g_{Cu} \cdot r_{Cu}$	262,62	261,75
$TPH = NP / SE$	1.694,92	1.612,90
$P_h = M_B / TPH$	47,47	49,89

É possível perceber que o modelo de blocos tradicional superestimou a produção de cobre e a taxa de alimentação da planta para este bloco específico em comparação ao MBG.

6.1.2 Custos de mineração e processamento

Os custos de mineração são baseados na soma dos custos das operações unitárias, como perfuração, desmonte, carregamento e transporte. Dentre as variáveis que influenciam os custos de mineração, o custo de transporte costuma ser uma variável de grande impacto, sendo o caminhão o método mais utilizado no mundo para transporte em minas a céu aberto [14]. Os principais custos operacionais da mina incluem combustível, pneus, itens de desgaste, reparos e salários dos operadores [15].

O custo de processamento envolve os custos individuais de cada operação, como cominuição, separação granulométrica e concentração [15]. O principal custo de processamento é atribuído à usina, mas é impossível afirmar um valor padrão para os custos que envolvem a moagem, pois eles variam muito de mina para mina, dependendo dos custos locais de energia, mão de obra e abastecimento de água. Esta etapa é uma das mais críticas em uma planta de beneficiamento, pois é responsável pelo consumo de 30 a 50% da energia gasta na planta, podendo esse valor chegar a 70% para minérios com alta dureza [16].

6.1.3 Sequenciamento Direto de Blocos (SDB)

O SDB é uma metodologia capaz de encontrar a cava final e planejar o sequenciamento considerando todas as restrições do projeto. Também é possível incorporar incertezas

geológicas utilizando modelos simulados na geração de planos de produção. Utilizando o SDB é possível decidir quais blocos serão lavrados, quando serão lavrados e qual será o destino de cada bloco [17-18].

No SDB não é necessário determinar previamente o destino do bloco, nesse caso, são calculados dois valores econômicos para cada bloco, um valor considerando o bloco como minério e outro considerando o bloco como estéril. Desta forma, vários destinos diferentes podem ser criados e o algoritmo é responsável por definir os melhores destinos para os blocos com base na viabilidade de mineração dos mesmos e nas suas contribuições econômicas, representadas pelo valor econômico do bloco descontado ao longo do tempo. Portanto, regiões onde a mineração não ocorre são provavelmente regiões onde a retirada do estéril é pago pela remoção em períodos anteriores, mas o lucro obtido com o desconto da receita do minério liberado não paga a extração.

Esta metodologia foi desenvolvida por Johnson em 1968 [19], porém, devido às limitações computacionais da época, não pode ser utilizada para realizar otimização global de projetos de mineração. Com o advento dos computadores de 64 *bits* surgiram os *softwares* de planejamento de mineração utilizando SDB, *software MiningMath* [20], *software Doppler* [21], *DESWIK.GO* [22] e *KPI Cosmo* [23].

Apesar de apresentar algumas falhas na extração de blocos, como não considerar a precedência dos blocos, o modelo proposto por Johnson [19] trouxe grandes avanços no escalonamento da mineração ao integrar os elementos de tempo e destino dos blocos ao modelo [24]. Vários pesquisadores [25-28] estudaram o SDB ao longo dos anos e fizeram suas contribuições para o desenvolvimento da metodologia proposta por Johnson [19]. Para isso, resolve-se as equações matemáticas utilizando programação linear inteira mista (MILP).

As equações 1 a 7 apresentam a modificação do modelo de Johnson proposto por Chicoisne [28]. Neste modelo, o objetivo é maximizar o lucro da extração dos blocos, conforme equação 1.

$$\sum_{b \in B} \sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^T p_{bdt} (x_{bdt} - x_{b,d,t-1}) \quad (1)$$

Sendo,

b : índice do bloco pertencente ao conjunto de blocos B ; D : conjunto de possíveis alvos de processamento; T : número de períodos de tempo; x_{bdt} : fração do bloco b enviada ao destino d no tempo t ou antes; p_{bdt} : lucro obtido por unidade do bloco b enviado ao destino d no tempo t .

A equação 2 garante que as restrições de capacidade sejam respeitadas.

$$\sum_{d=1}^D \sum_{b \in B} a_{bdt} (x_{bdt} - x_{bdt-1}) \leq c_{rt} \quad \forall r \in R, \forall t \quad (2)$$

Sendo,

a_{bdt} : quantidade de recurso r consumida no tempo t por unidade do bloco b enviada ao destino d ; c_{rt} : quantidade de recurso r disponível no tempo t .

A equação 3 garante que o material lavrado seja agendado apenas uma vez.

$$\sum_{t=1}^T \sum_{d=1}^D (x_{bdt} - x_{bdt-1}) \leq 1 \quad \forall b \in B \quad (3)$$

A equação 4 é a restrição de precedência, em que o conjunto A é o conjunto de arcos tal que a fração do bloco b só pode ser extraída após a fração do bloco a .

$$x_{bdt} \leq x_{adt} \quad \forall (a, b) \in A, \forall t, \forall d \quad (4)$$

A equação 5 garante que, por serem variáveis cumulativas, x_{bdt} é maior que x_{bdt-1} .

$$x_{bdt-1} \leq x_{bdt} \quad \forall b \in B, \forall t, \forall d \quad (5)$$

A equação 6 garante que nenhum material foi extraído no tempo $t = 0$.

$$x_{bd0} = 0 \quad \forall b \in B, \forall d \quad (6)$$

E a equação 7 representa a possibilidade da parcela ser extraída ou não.

$$0 \leq x_{bdt} \leq 1 \quad \forall b \in B, \forall d \quad (7)$$

Um dos desafios relacionados aos algoritmos que utilizam o SDB é fornecer planos de lavra mais próximos da realidade da mina (otimização operacional). Devido ao seu recurso de otimização do VPL, o *software* tende a extrair os blocos mais rentáveis da mina no menor período. Essa característica é conhecida como avidez por blocos. Como resultado, tende a gerar cavas pouco operacionais, com blocos amplamente espalhados pelas cavas geradas ano a ano, o que requer maiores ajustes por parte da equipe de produção [25-29].

6.2 Objetivo e contribuições do trabalho

O presente trabalho realizará o planejamento de mina de longo prazo adicionando variáveis geometalúrgicas de energia específica e recuperação metalúrgica ao modelo de blocos. Além disso, o cálculo do valor do bloco considerará os custos da mina e da usina que variam bloco a bloco.

Existem muitos artigos que tratam desses assuntos de forma isolada, inserção de custos para cada bloco no SDB [30-32], inserção de variáveis geometalúrgicas em diferentes cenários no SDB [9, 12-13] e utilização do SDB no planejamento de mina de longo prazo usando diferentes *software* [9, 17, 18, 12-13, 35]. A contribuição deste trabalho consiste em unir os três temas (custos, variáveis geometalúrgicas e SDB) ao modelo de blocos para obter um planejamento de lavra mais responsivo à realidade da mina e do processamento.

6.3 Materiais e métodos

6.3.1 Banco de dados

O banco de dados *Marvin*, disponível no site *Minelib*, foi utilizado para realizar o planejamento de lavra utilizando a abordagem SDB. Este banco de dados contém originalmente informações sobre posição, tamanho, densidade e teor em uma mina hipotética de cobre e ouro, com cada bloco tendo tamanho de 30 x 30 x 30 m.

O depósito *Marvin* contém três litologias básicas. Utilizando a interpolação do vizinho mais próximo, com volume de busca de 90 x 90 x 90 metros, retangular, as litologias foram estampadas em cada bloco do modelo. Como não existem índices de cominuição (*BWI*, *SPI*, *DWT*) no modelo de blocos, optou-se por estimar uma faixa de variação para a energia específica conforme tabela 6-2. A distribuição da energia específica é mostrada na figura 6-2 e na figura 6-3 apresentam-se as litologias no modelo de blocos.

Tabela 6-2: Variação da energia específica para cada litologia.

Litologia	Energia específica média (kWh/t)
Avt	18
Gnd	15
QzP	12

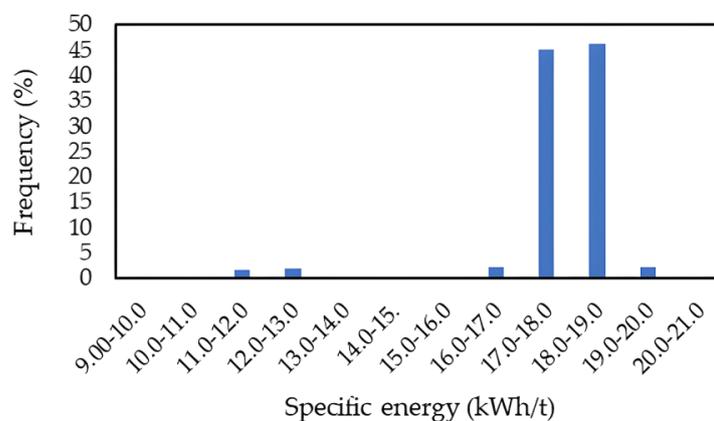


Figura 6-2: Distribuição da energia específica dos blocos mineralizados

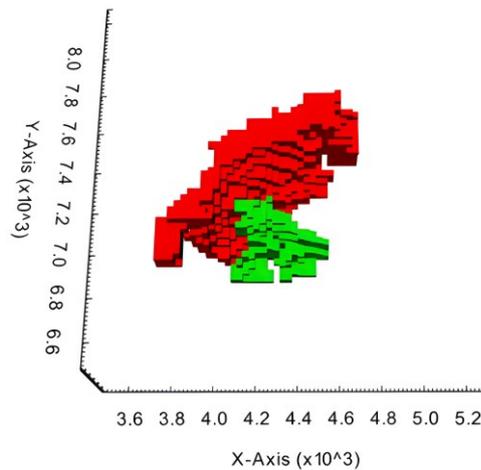


Figura 6-3: Litologias. Em verde, Gnd e em vermelho, QzP

6.3.2 Variáveis e custos geometalúrgicos

O modelo *Marvin* não apresenta informações para recuperações de metalúrgicas e informações da usina, portanto uma série de dados foi inferida com base em outras jazidas de cobre/ouro para possibilitar a pesquisa. Foi determinado que os custos de processamento e a potência instalada da planta eram compatíveis com um circuito SABC (moinho SAG, triturador de seixos e moinho de bolas com hidrociclones) e o processo de concentração realizado por flotação.

As recuperações metalúrgicas de cobre e ouro foram calculadas a partir das equações hipotéticas 8 a 13 apresentadas na tabela 6-3, que são dependentes da litologia e do teor de cobre e ouro, respectivamente.

Tabela 6-3: Recuperações metalúrgicas

Litologia	Recuperação de Cu (%)		Recuperação de Au (%)	
Avt	$5.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(8)	$5.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(9)
Gnd	$4.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(10)	$4.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(11)
QzP	$3.0 \ln(g_{Cu}) + 85$	(12)	$3.0 \ln(g_{Au}) + 66$	(13)

Em que,

g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente.

As equações 8 a 13 foram aplicadas nos blocos mineralizados. A Figura 6-4 apresenta os gráficos que mostram a variação das recuperações metalúrgicas do cobre e do ouro em função dos teores do metal. A recuperação máxima do cobre no modelo *Marvin* foi de 86,9% e de 67,7% para o ouro.

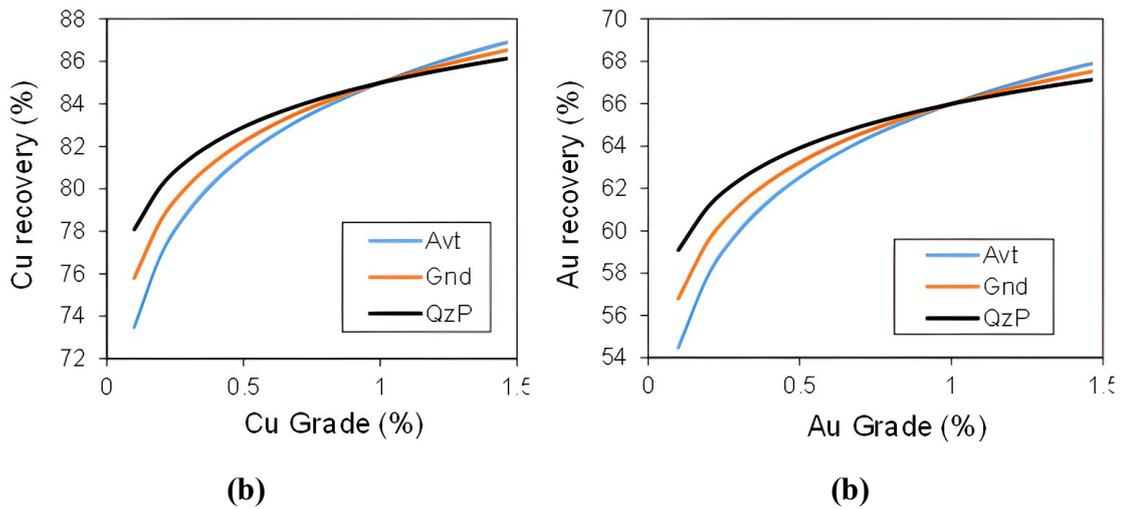


Figura 6-4: (a) Recuperação metalúrgica de Cu em função do teor de Cu. (b) Recuperação metalúrgica de Au em função do grau de Au.

O tempo de processamento (P_h) de cada bloco foi calculado a partir da energia específica gasta na cominuição do bloco (SE), conforme mostrado na equação 14. Para o cálculo foi considerado que a potência instalada na planta (P) foi 40,0 MW e MB é a massa de cada bloco.

$$P_h = \frac{M_B}{P} SE \quad (14)$$

Os custos de processamento (C_P) foram calculados de acordo com a energia específica de cada bloco (SE), o custo energético (C_E), US\$ 0,14/kWh, e o custo fixo da planta (C_F), US\$ 1,66/ton, como reagentes, revestimentos e meios de moagem, etc.

$$C_P = SE \cdot C_E + C_F \quad (15)$$

Para calcular o custo da mina, equação 16, as coordenadas da mina e da planta de processamento foram determinadas em (3300, 7455, 780) e (4420, 6300, 780), respectivamente. As

coordenadas utilizadas foram estipuladas de forma que o bloco central da superfície do modelo *Marvin* ficasse a 1 km de cada destino.

Foi considerado um custo fixo para o transporte de cada bloco de 0,36 US\$/t, valor que equivale a 40% do custo da mina disponível no Modelo *Marvin*. O custo de carregamento e transporte variou dependendo da distância Euclidiana do bloco até o destino final, com cada km custando 0,54 US\$/t. Além disso, foram acrescentados 0,026 US\$/t para cada 30 metros de profundidade na mina.

Assim, o bloco da superfície central tem um custo de mina de 0,90 US\$/t, valor semelhante ao custo de mina do Modelo *Marvin*.

$$C_M = 0.36 \frac{US\$}{t} + D_B \cdot 0.54 \frac{US\$}{t.km} + \frac{Z-Z_B}{30} \cdot 0.026 \frac{US\$}{t} \quad (16)$$

Em que,

C_M : custo de mina do bloco para o destino final (US\$/t), D_B : distância entre o bloco e o destino final (km), Z : coordenada Z do destino (m), Z_B : coordenada Z do bloco (m).

6.3.3 Valor econômico do bloco (VEB)

A Equação 17 foi utilizada para calcular o valor econômico dos blocos destinados à usina e a Equação 18 para os blocos destinados à pilha de estéril [13].

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (17)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (18)$$

Em que,

VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente

(\$/t); C_{SCu} e C_{SAu} : custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

A Tabela 6-4 apresenta os parâmetros considerados para cálculo do valor econômico do bloco utilizando as equações 17 e 18.

Tabela 6-4: Parâmetros econômicos

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu (US\$/t) [14]	6.576,38
Preço de venda Au (US\$/g) [14]	60,25
Custo de venda Cu (US\$/t)	1.488,11
Custo de venda Au (US\$/g)	0,02

6.3.4 Parâmetros de entrada da otimização

O *software MiningMath* (versão 2.4.50) foi utilizado para produzir um planejamento de lavra utilizando a abordagem SDB. Os parâmetros de entrada utilizados no *software* são apresentados na Tabela 5.

Tabela 6-5: Parâmetros de entrada da otimização

Parâmetros	Valores
Taxa anual de desconto (%)	10
Capacidade da usina (Mt/ano)	20
Capacidade total da mina (Mt/ano)	60
Tempo anual de operação da mina (h)	7.884

O total de horas de operação da usina foi determinado considerando que a planta opera 365 dias, 24 horas por dia, com eficiência operacional de 90%, resultando em 7.884 horas/ano.

6.4 Resultados e Discussões

6.4.1 Modelo *Marvin*

O modelo *Marvin* apresenta teor máximo de cobre de 1,46% e teor máximo de ouro de 1,42 ppm. A Figura 6-5 mostra os teores de cobre neste modelo de bloco. É possível notar que os blocos mais internos contêm teores de cobre mais elevados.

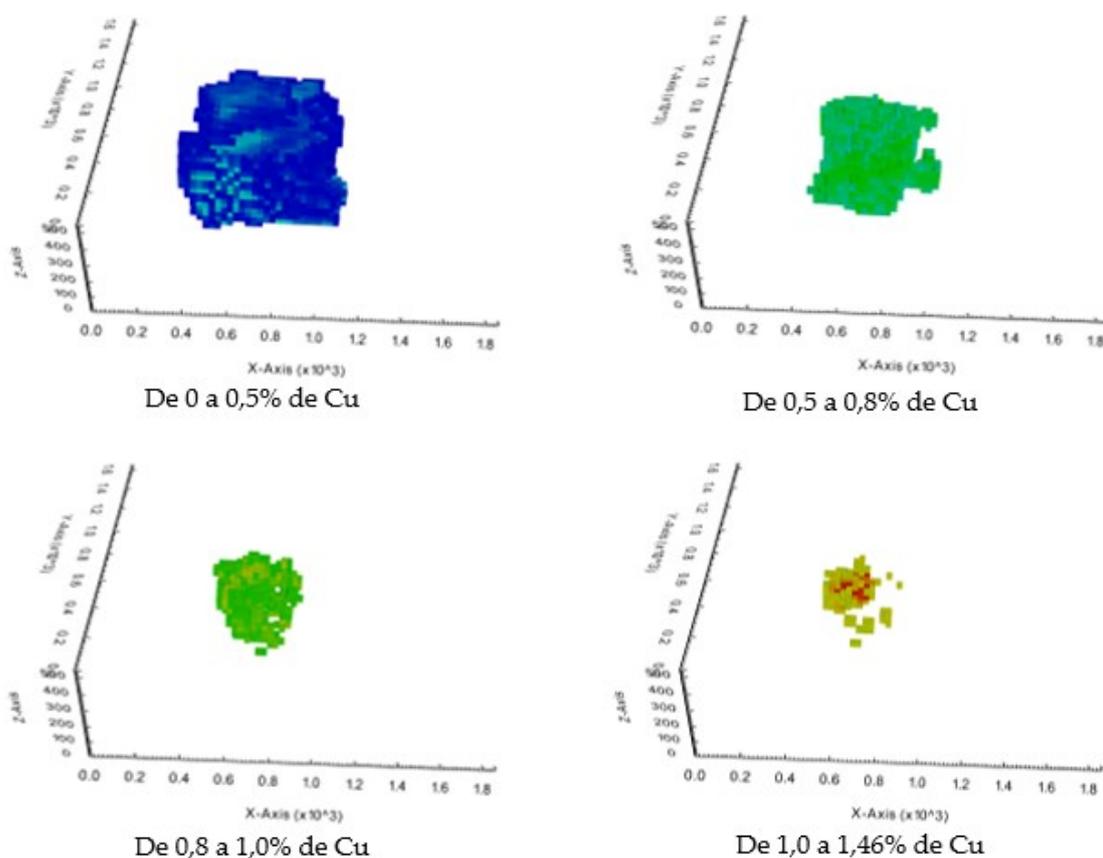


Figura 6-5: Distribuição dos teores de Cu por bloco

A Figura 6-6 mostra os teores máximos de cobre e ouro obtidos em cada nível de bloco da mina (quanto maior o índice, mais superficial é o bloco). Pode-se notar que os blocos que possuem metal surgiram apenas a partir do 3º nível da mina, o que equivale ao índice de blocos IZ 15.

Além disso, nos níveis mais superficiais da mina, equivalentes aos índices 14 e 15, o teor de cobre foi inferior a 0,43%.

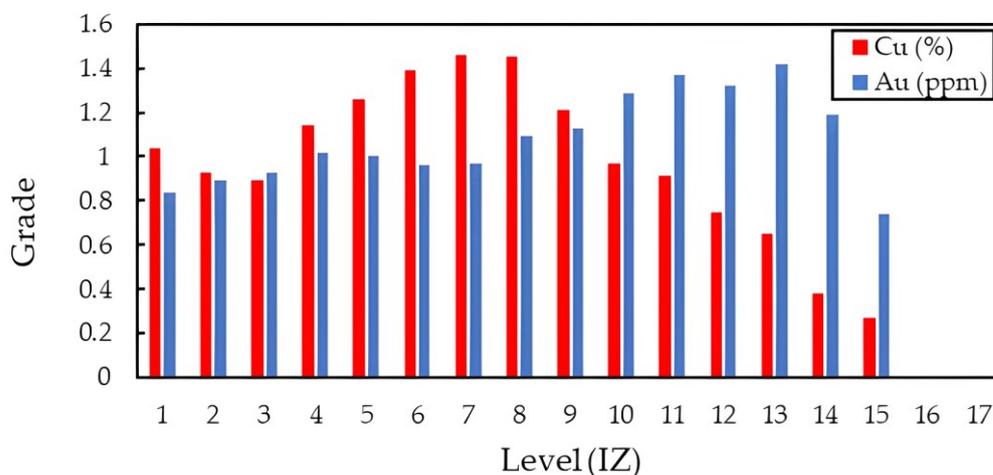


Figura 6-6: Teor máximo de cobre em cada nível.

O modelo *Marvin* contém 53.271 blocos no total, com 6.574 blocos contendo ouro e cobre. A Figura 6-7 apresenta o histograma dos teores de cobre e ouro dos blocos mineralizados e a tabela 6-6 apresenta dados estatísticos.

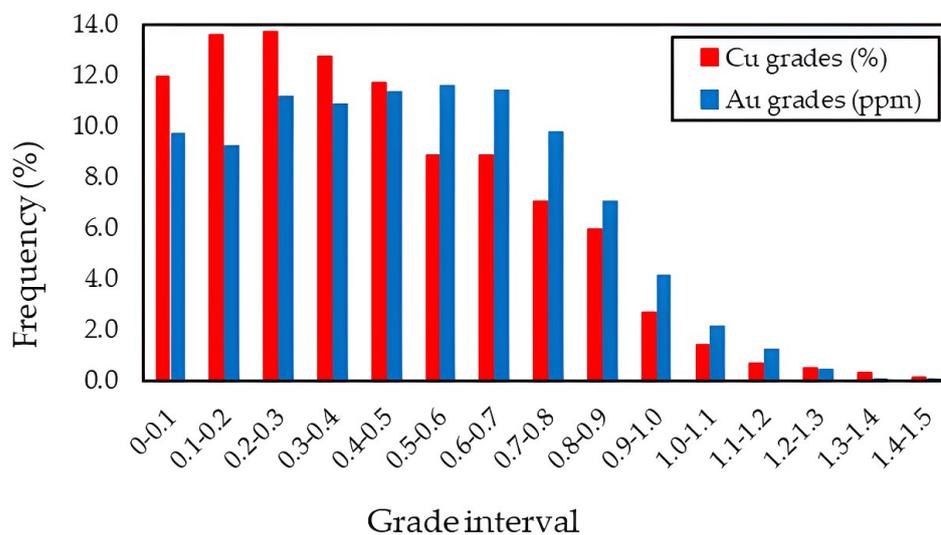


Figura 6-7: Distribuição dos teores de Cu e Au nos blocos mineralizados.

Tabela 6-6: Estatística do Modelo *Marvin*.

	Teor Cu (%)	Teor Au (ppm)
Mínimo	0,003	0,003
Máximo	1,464	1,417
Média	0,431	0,411
Moda	0,729	0,500
Mediana	0,386	0,347

6.4.2 Cava

A Figura 6-8 mostra a sequência de remoção dos blocos com 11 anos e a cava final obtida.

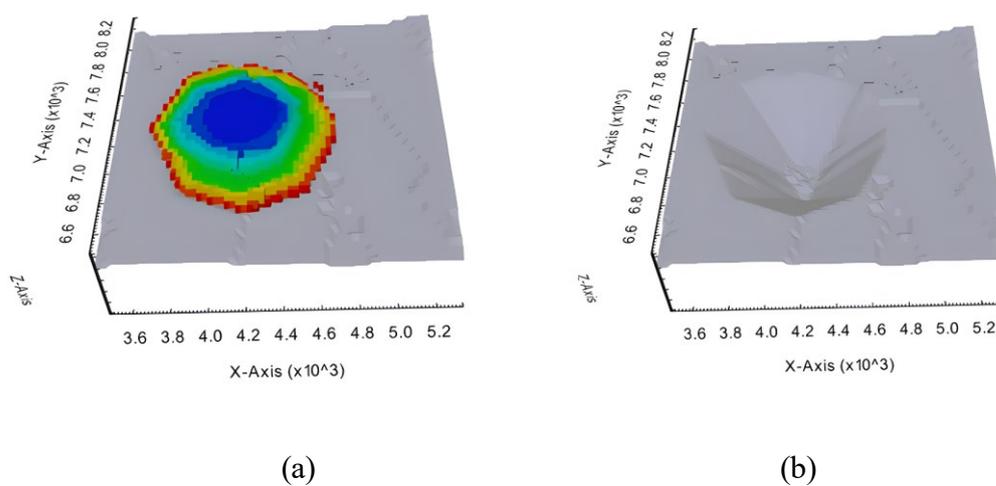


Figura 6-8: Resultados da otimização. (a) Sequência de extração. (b) Cava final.

A Figura 9 mostra as massas enviadas para a usina e a movimentação total da mina.

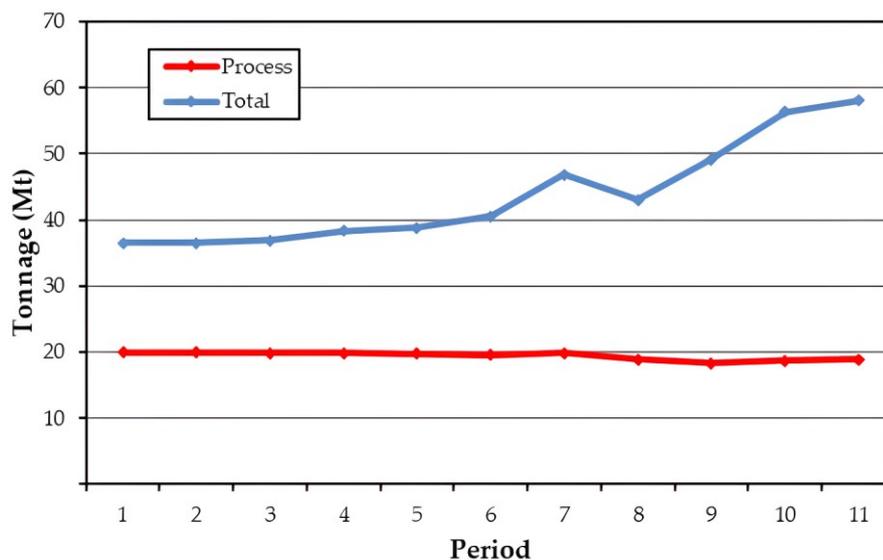


Figura 6-9: Tonelagem movimentada na usina e na mina.

Conforme mostrado na Figura 6-9, ambas as restrições de capacidade foram atendidas. A partir do 8º ano a produção sofreu um ligeiro declínio, com aumento na remoção de estéril, que nos primeiros 5 anos da mina não ultrapassou a capacidade de 20 Mt. Isto é comum de ocorrer em otimizações SDB, uma vez que o algoritmo tende maximizar o retorno financeiro nos primeiros anos, removendo os blocos mais ricos sempre que possível [24-29]. Este fato é conhecido como avidez por blocos [20].

Como se pode verificar na figura 6-10, o tempo de processamento anual acompanhou a capacidade de produção, com exceção do 1º período, em que embora a produção tenha sido de 19,98 Mt, o tempo de processamento não ultrapassou as 6800 horas.

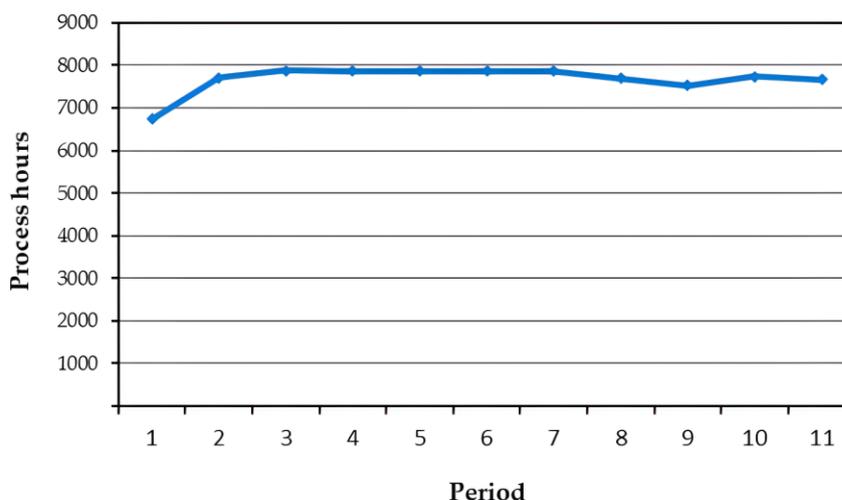


Figura 6-10: Tempo de processamento anual da usina

Uma análise mais profunda nos resultados do *software* mostra que no primeiro ano foram processados 65 blocos da litologia Avt e 187 blocos de Qzp. No segundo ano, foram 144 blocos Avt e 105 blocos Qzp. De acordo com a tabela 6-2, a litologia Avt possui energia específica média de 18 kWh/t, enquanto Qzp possui 12 kWh/t. Isto significa que um bloco com a litologia Avt tem um tempo médio de processamento de 36 horas, enquanto um bloco da litologia Qzp tem um tempo médio de 24 horas. Portanto, no primeiro ano a planta foi alimentada com blocos menos resistentes à quebra do que no segundo ano, o que explica esse comportamento. Como a abordagem geometalúrgica leva em consideração a energia específica de cada bloco, consequentemente o tempo de cominuição de cada bloco torna-se um gargalo na capacidade de processamento da planta e vice-versa.

A Figura 6-11 mostra os teores médios de ouro e cobre que alimentaram a usina de processamento.

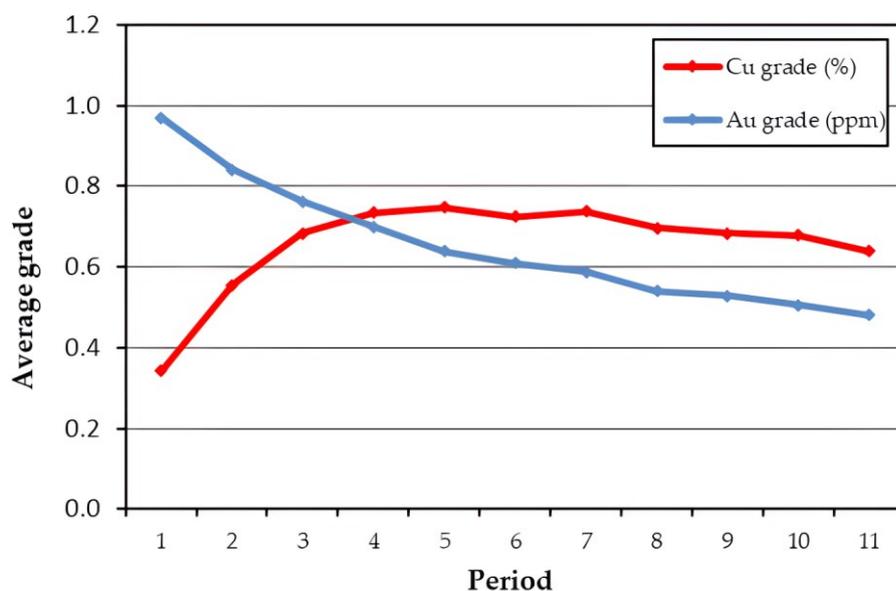


Figura 6-11: Teores médios de ouro e cobre na usina

Embora os teores médios de ouro na planta tenham diminuído ao longo da vida da mina, os teores médios de cobre aumentaram até o 5º ano e tenderam a se estabilizar. Isso reforça o comportamento mostrado na figura 6-6, em que os níveis mais superiores da mina têm distribuições do cobre e ouro opostas.

Vale ressaltar que a figura 6-11 apresenta valores médios anuais. No primeiro período, por exemplo, foram enviados para a usina blocos com teor de cobre variando de 0,117 a 0,739% e teor de ouro variando de 0,508 a 1,417 ppm.

A Figura 6-12 mostra a massa de metal produzida a cada ano e a figura 6-13 mostra o VPL acumulado.

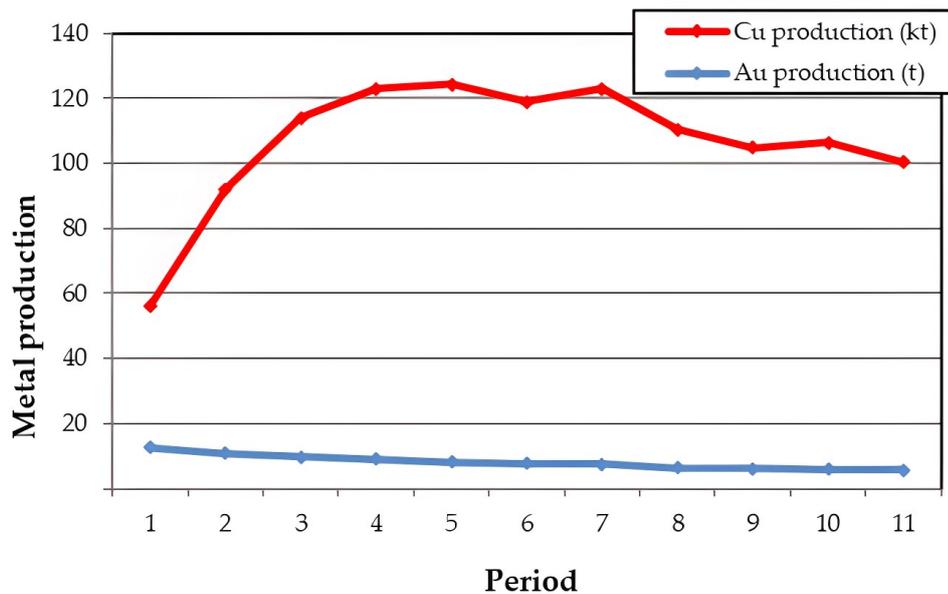


Figura 6-12: Produção metálica.

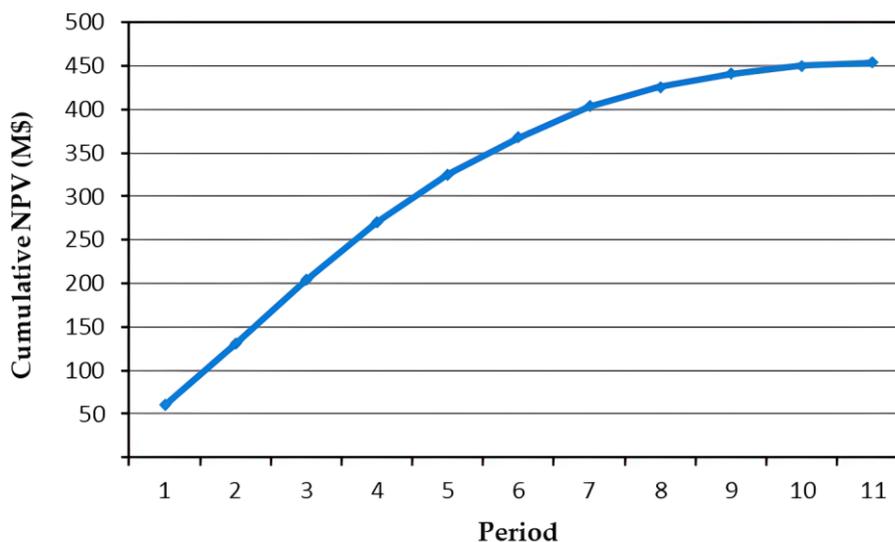


Figura 6-13: VPL acumulado.

A produção de ouro variou entre 5,73 e 12,78 t ao longo da vida da mina, enquanto a produção de cobre variou de 54,02 a 124,32 kt. O VPL atingiu 453 MUS\$ após onze anos de operação da mina.

É importante destacar que a otimização do modelo *Marvin* por SDB sem o uso de variáveis geometalúrgicas e custos variáveis bloco a bloco gera um VPL de cerca de 900 M\$ [36]. No entanto, uma comparação entre a abordagem de custo fixo e custo variável utilizando variáveis

geometalúrgicas não é justa, uma vez que na abordagem de custos fixos não é considerado o tempo necessário para processar um bloco. Isso significa que todos os blocos na abordagem de custos fixos têm a mesma produtividade (t/h), o que certamente não é verdade. Comparar um planejamento de mina otimista com custos fixos com um planejamento de mina com custos estimados com precisão usando variáveis geometalúrgicas pode mostrar uma diminuição no VPL do projeto.

6.5 Conclusões

Este trabalho mostrou como usar variáveis geometalúrgicas, como energia específica e recuperação metalúrgica, para calcular custos bloco a bloco com mais precisão e realizar um planejamento de lavra confiável. Um cenário de planejamento de lavra foi produzido considerando a abordagem de otimização global usando SDB sobre o modelo de blocos *Marvin*.

A utilização de variáveis geometalúrgicas no planejamento da lavra possibilita resultados mais próximos da realidade da operação. Novos métodos para resolver eficientemente o problema de planejamento de mina, como a otimização global, estão disponíveis em *software* comerciais e devem se tornar uma prioridade para pesquisa e desenvolvimento acadêmico e profissional. O uso de variáveis geometalúrgicas proporcionará custos bloco a bloco mais precisos, proporcionando assim planos de mina mais consistentes.

Contribuições dos autores: Conceitualização, metodologia, S.M. e DM; *software*, validação, análise formal, investigação, redação - preparação do rascunho original, S.M.; redação - revisão e edição, visualização, supervisão, administração de projetos, aquisição de financiamento, D.M. e G.D.T. Todos os autores leram e concordaram com a versão publicada do manuscrito.

Financiamento: Esta pesquisa foi financiada pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) [Código Financeiro 001] e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Agradecimentos:

Os autores gostariam de agradecer ao PPGEM - UFMG e à MiningMath pela licença completa do software fornecida e a CAPES - PROEX, CNPq e FAPEMIG.

Conflitos de interesse:

Os autores declaram não haver conflitos de interesse.

6.6 Referências

1. Dominy, S.; O'Connor, L.; Parbhakar-Fox, A.; Glass, H.; Purevgerel, S. Geometallurgy—A Route to More Resilient Mine Operations. *Minerals* **2018**, v. 8, n. 12, pp. 560, 2018.
2. Ortynski, V.N.; Pierre-Henri, K.; Lund, C.; Lamberg, P. (2015). The geometallurgical framework. Malmberget and Mikheevskoye case studies. *Mining Science* **2015**, v. 22, pp. 57-66.
3. Parian, M.; Lamberg, P.; Möckel, R.; Rosenkranz, J. Analysis of mineral grades for geometallurgy: Combined element-to-mineral conversion and quantitative X-ray diffraction. *Minerals Engineering* **2015**, v. 82, pp.
4. Garrido, M.; Sepúlveda, E.; Ortiz, J.; Navarro, F.; Townley, B. A Methodology for the Simulation of Synthetic Geometallurgical Block Models of Porphyry Ore Bodies. In Procemin Geomet 2018, Las Condes, Santiago, 28-30 November 2018.
5. Dimitrakopoulos, R. *Advances in Applied Strategic Mine Planning*, 1st ed.; Springer: Cham, Switzerland, 2018; v.1, pp.
6. Gomes, R.; Tomi, G.; Assis, P. Mine/Mill production planning based on a Geometallurgical Model. *Rem: Revista Escola de Minas* **2016**, v. 69, n. 2, pp. 213–218.
7. Morales, N.; Seguel, S.; Cáceres, A.; Jélvez, E.; Alárcon, M. Incorporation of Geometallurgical Attributes and Geological Uncertainty into Long-Term Open-Pit Mine Planning. *Minerals* **2019**, v. 9, n. 2, pp. 108.
8. Alruiz, O.; Morrell, S.; Suazo, C.; Naranjo, A. A novel approach to the geometallurgical modelling of the Collahuasi grinding circuit. *Minerals Engineering* **2009**, v. 22, n. 12, pp. 1060–1067.
9. Boisvert, J.; Rossi, M.; Ehrig, K.; Deutsch, C. Geometallurgical Modeling at Olympic Dam Mine, South Australia. *Mathematical Geosciences* **2013**, v. 45, n. 8, pp. 901–925.
10. Coward, S.; Vann, J.; Dunham, S.; Stewart, M. The primary-response framework for geometallurgical variables. In Proceedings of the 7th International Mining Geology Conference, Perth, Australia, (17-19 August 2009).
11. Wills, B.; Napier-Munn, T. (2006). *Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral*, 7rd ed.; Butterworth-Heinemann: Oxford, UK, 2006; pp. 464.
12. Mata, J.F.C.; Nader, A.S.; Mazzinghy, D.B. Methodology to include the comminution specific energy into open-pit strategy mine planning using global optimization, *TMMM* **2022**, v. 19, n. 2752.
13. Mata, J.F.C.; Nader, A.S.; Mazzinghy, D.B. Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling, *TMMM* **2022**, v. 19, n. 2677.
14. Souza, F.; Câmara, T.; Torres, V.; Nader, B.; Galery, R. Optimum mine production rate based on price uncertainty. *REM – International Engineering Journal* **2019**, v. 72, n. 4, On-line version.
15. Caterpillar. *Caterpillar Performance Handbook*. 50rd ed.; Caterpillar: Peoria, Illinois, U.S.A, 2022; pp. 588.

16. Napier-Munn, T.J.; Morrell, S.; Morrison, R.D.; Kojovic, T. *Mineral comminution circuits: their operation and optimisation*. Julius Kruttschnitt Mineral Research Centre, University of Queensland: Indooroopilly, Qld Australia., 1996; pp. 413.
17. Campos, P.; Cabral, I.; Ortiz, C.; Morales, N. Comparison between the application of the conventional mine planning and of the direct block scheduling on an open pit mine project. *Rem: International Engineering Journal* **2018**, v. 71, n. 2.
18. Morales, N.; Jélvez, E.; Nancel-Penard, P.; Marinho, A.; Guimarães, O. A comparison of conventional and direct block scheduling methods for open pit mine production scheduling. In Proceedings of APCOM, **Strbské Pleso, Slovakia, 24-26 June 2015**.
19. Johnson, T.B. Optimum open pit mine production scheduling. Ph.D. Thesis, University of California, Berkeley, CA, USA, 1968.
20. MiningMath. Available online: <https://knowledge.miningmath.com/general-contents/trending-topics/algorithm-framework> (accessed on 10 March 2024).
21. Delphos Mining Planning Laboratory. Available online: <https://delphoslab.cl/index.php/software-es/41-delphos-open-pit-planner-doppler> (accessed on 10 August 2023).
22. Deswik. Available online: <https://www.deswik.com/pt-br/product-detail/deswik-go/> (accessed on 28 March 2024).
23. KPI Mining Solutions. Available online: <https://kpimining.com/> (accessed on 28 March 2024).
24. Osanloo, M.; Gholamnejad, J.; Karimi, B. Long-term open pit mine production planning: a review of models and algorithms. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, **2008**, v.22, pp. 3 – 33.
25. Ramazan, S.; Dimitrakopoulos, R. Stochastic Optimisation of Long-Term Production Scheduling for Open Pit Mines with a New Integer Programming Formulation. In *Proceedings of Advances in Applied Strategic Mine Planning*, Dimitrakopoulos, R., Springer: Cham, Switzerland, 2018; v.1, pp. 139–153.
26. Aras, C; Dagdelen, K.; Johnson, T.B. Generating pushbacks using direct block mine production scheduling algorithm. In Proceedings of APCOM, Wroclaw, Poland, 4-6 June 2019.
27. Ramazan, S.; Dagdelen, K.; Johnson, T.B. Fundamental tree algorithm in optimising production scheduling for open pit mine design. *Mining Technology* **2013**, v. 114:1, pp. 45-54.
28. Chicoisne, R.; Espinoza, D.; Goycoolea, M.; Moreno, E.; Rubio, E. A New algorithm for the open-pit mine production scheduling problem. *Operations Research* **2012**, v. 60, pp. 517-528.
29. Souza, F.R.; Burgarelli, H.R.; Nader, A.S.; Ortiz, C.E.A.; Chaves, L.S.; Carvalho, L.A.; Torres, V.F.N. Direct block scheduling technology: Analysis of Avidity. *REM International Engineering Journal* **2018**, v. 71 n.1, pp. 97-104.
30. Souza, F.R.; Câmara, T.R.; Torres, V.F.N.; Nader, A.S.; Galery, R. Optimum mine production rate based on price uncertainty. *REM International Engineering Journal* **2019**, v. 72, n. 4.
31. Souza, F.R.; Câmara, T.R.; Torres, V.F.N.; Nader, A.S.; Galery, R. Mine Fleet cost evaluation – Dijkstra's optimized path. *REM International Engineering Journal* **2019**, v. 72, n. 2.
32. Burgarelli, H.R.; Souza, F.R.; Nader, A.S.; Torres, V.F.N.; Câmara, T.R.; Ortiz, C.E.A.; Galery, R. Direct block scheduling under marketing uncertainties. *REM International Engineering Journal* **2018**, v. 71, n. 2.

33. Miranda, A.; Nader, B. Direct sequencing of blocks in stochastic models with multi-mines and multi-destinations. *REM International Engineering Journal* **2019**, v. 72, n. 4.
34. Minelib. Available online: <https://mansci-web.uai.cl/minelib/marvin.xhtml> (accessed on 04 April 2024).

Isenção de responsabilidade/Nota do editor: As declarações, opiniões e dados contidos em todas as publicações são exclusivamente de responsabilidade do(s) autor(es) e colaborador(es) individual(is) e não do MDPI e/ou do(s) editor(es). O MDPI e/ou o(s) editor(es) isentam-se de responsabilidade por qualquer dano a pessoas ou propriedades resultante de quaisquer ideias, métodos, instruções ou produtos mencionados no conteúdo.

7 A INTERPOLAÇÃO ESPACIAL DOS ÍNDICES DE COMINUIÇÃO AXB E BWI FORNECE UM PLANODE LAVRA SIMILAR A INTERPOLAÇÃO DA ENERGIA ESPECÍFICA? – ESTUDO DE CASO DE UMA MINA DE COBRE

Sílvia Martins^a, Pedro Campos^b, Douglas Mazinghy^c

^a Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (PPGEM), Brasil, ORCID: 0009-0001-3077-0263

^b Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (PPGEM), Brasil, ORCID: 0000-0001-5208-7177

^c Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (PPGEM), Brasil, ORCID: 0000-0003-2569-6932

RESUMO

A utilização da geometurgia para melhorar a precisão obtida no planejamento de lavra é uma realidade cada vez mais presente na mineração. Porém, a forma como essas variáveis são interpoladas para construir o modelo de blocos ainda é um grande desafio, uma vez que são variáveis não aditivas. Neste estudo de caso, uma mina de cobre brasileira foi utilizada para comparar o planejamento de mina por Sequenciamento direto de blocos usando duas abordagens de interpolação espacial. Na primeira, foi produzido o modelo de blocos geometúrgico interpolando os índices de cominuição Axb e BWI, e calculada a energia específica de cada bloco. A segunda consistiu em calcular a energia específica nos furos e depois interpolar os valores nos blocos. Não houve diferenças significativas nos resultados. Ambas as abordagens produziram sequenciamentos com sete anos e a diferença percentual no VPL foi de 0,54%. Não foram encontrados na literatura trabalhos semelhantes.

Palavras-chave: Variáveis Geometúrgicas, Variáveis Não Aditivas, Sequenciamento Direto de Blocos, Índices de Cominuição.

ABSTRACT

The use of geometurgy to improve the accuracy obtained in mine planning is an increasingly present reality in mining. However, the way these variables are interpolated to construct the block model is still a major challenge, since they are non-additive variables. In this case study, a database from a Brazilian copper mine was used to compare mining planning by Direct Block Scheduling using two spatial interpolation approaches. In the first, the geometurgy block model was produced interpolating the comminution indexes Axb and BWI from the drill holes and the specific energy was calculated at each block. The second consisted of calculating the specific energy at the drill holes first, then interpolating the values into the blocks. There were no significant differences in the results. Both block models produced a mine life equal to seven years and a percentage difference in the accumulated NPV of 0.54%.

Keywords: Geometallurgical Variables, Non-additive Variables, Direct Block Scheduling, Comminution Indexes.

7.1 Introdução

A geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar que combina informações geológicas e mineralógicas com o processamento mineral, sendo capaz de prever a resposta metalúrgica de diferentes litologias de minério. Sua maior aplicação é em depósitos minerais que apresentam alta variabilidade entre diferentes litologias. Sua finalidade é prever com maior precisão a capacidade de processamento de cada litologia e, conseqüentemente, a capacidade da mina. Portanto, essas informações podem ser utilizadas durante a etapa de planejamento da mina para otimizar os resultados, tornando-os mais precisos e proporcionando maior resiliência ao projeto de mineração (Dominy et al., 2018; Lishchuk et al., 2015; Parian, 2015). Muitos autores apresentaram em suas pesquisas o uso de variáveis geometalúrgicas como forma de reduzir riscos e aumentar a precisão do projeto (Alruiz et al., 2009; Boisvert et al. 2013; Dimitrakopoulos et al., 2018; Garrido et al., 2018; Gomes et al., 2016; Morales et al., 2019; Mata et al, 2022a; Mata et al., 2022b).

Apesar das vantagens associadas à geometalurgia, o uso desta ferramenta ainda é incipiente e existem muitas incertezas quanto ao uso das variáveis geometalúrgicas. As variáveis geometalúrgicas são classificadas em primárias e respostas (Coward et al. 2009). As variáveis primárias são inerentes às propriedades do minério, por exemplo, densidade e teores in situ, e podem ser medidas diretamente na rocha. As variáveis de resposta correspondem aos atributos do minério que descrevem as respostas metalúrgicas durante o processamento, como a recuperação na flotação ou o desempenho do minério na planta de cominuição. Para medi-los é necessário realizar ensaios de bancada de flotação ou lixiviação no caso de recuperação metalúrgica, e ensaios de cominuição como BWI (Bond, 1959), DWT, SMC (Global Mining Guidelines Group [GMG], 2021), por exemplo.

A recuperação metalúrgica pode ser definida como a massa de elemento útil ou metal presente na alimentação que é enviada ao concentrado durante o processo de concentração mineral. A recuperação metalúrgica depende principalmente da litologia dos minérios e do teor do metal (Wills & Napier-Munn, 2006). Porém, uma prática comum ao realizar o planejamento de lavra é considerar que os diferentes materiais que alimentam a planta de concentração possuem a mesma recuperação metalúrgica. Esta simplificação implica numa massa de metal obtida após

o processo de concentração diferente da massa prevista na etapa de planejamento, impactando no retorno financeiro da mina (Campos et al., 2021).

Outra simplificação feita no planejamento de lavra tradicional é desconsiderar o desempenho de cada bloco na etapa de cominuição. Um bloco com alta dureza, com maior energia específica, demorará mais tempo no circuito de cominuição para atingir um determinado tamanho de partícula do que um bloco com menor energia específica. Isso impacta diretamente na taxa de alimentação da usina e, conseqüentemente, na taxa de metal produzido (Morales et al., 2019).

A modelagem de variáveis geometalúrgicas é uma tarefa complexa, pois geralmente envolve variáveis não aditivas. Uma variável é aditiva quando existe uma média linear dos valores, ou seja, combinações entre amostras produzem resultados consistentes com a média ponderada. Uma variável é não aditiva quando não há média linear entre duas características iguais (Campos, 2023; Carrasco et al., 2018; Eivazy et al., 2016; Vieira & Costa, 2016).

Na Figura 7-1, há um exemplo de dois blocos com os mesmos volumes e diferentes densidades e BWI. A mistura desses blocos resultará em uma amostra com densidade ponderada pelo volume, porém, o valor do BWI não necessariamente corresponderá à média, uma vez que o BWI é uma variável não aditiva.

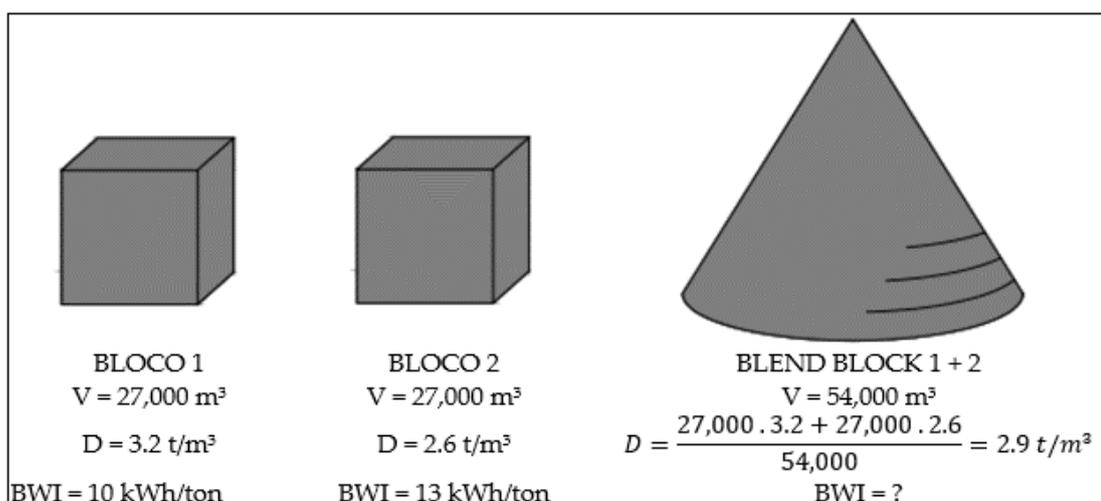
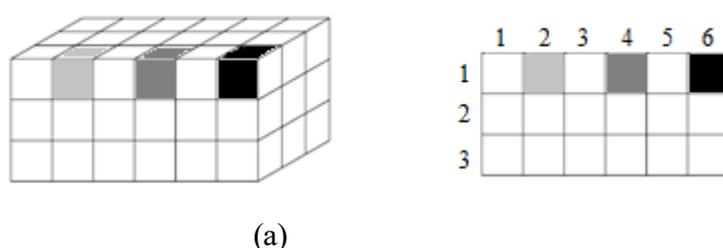


Figura 7-1: Exemplo mostrando a mistura de dois blocos com variável aditiva (densidade) e variável não aditiva (BWI).

Na verdade, a mistura dos dois blocos mostrados na Figura 7-1 resultaria no BWI mais próximo do BWI do bloco 2. Isso ocorre porque a litologia mais resistente à quebra tende a se acumular dentro do moinho durante o teste de BWI (Eivazy et al., 2016; Leal et al., 2016).

O mesmo acontece quando se interpola espacialmente variáveis geometalúrgicas para montar o modelo de blocos. Considere o modelo de blocos mostrado na Figura 7-2 como exemplo. Na Figura 7-2a é mostrado o modelo tridimensional, enquanto na Figura 7-2b foi feito um corte do modelo de blocos.



(b) Figura 7-2: (a) Modelo de blocos tridimensional. (b) Seção retirada do modelo tridimensional.

Na sessão (Figura 2b) há três blocos da linha 1 destacados. Os blocos das colunas 2 e 6 contêm informações que foram estimadas a partir de furos que cruzaram o bloco. Os outros blocos têm suas informações obtidas a partir da interpolação entre os blocos 2 e 6. Se o bloco 2 for composto por uma rocha com menor BWI e o bloco 6 for composto por uma rocha com maior BWI, a interpolação espacial para o bloco 4 geraria um valor médio entre os blocos 2 e 6. No entanto, este valor pode não ser a melhor estimativa, uma vez que o BWI é uma variável não aditiva. Entretanto, é prática da indústria de mineração interpolá-los usando métodos lineares, como krigagem e inverso da potência da distância (IPD).

Embora os índices de cominuição sejam variáveis não aditivas, a energia específica calculada a partir desses índices é considerada uma variável aditiva quando baseada na massa desses blocos (Morrell, 2023). Em geral, qualquer parâmetro que seja uma relação entre variáveis, se for aditivo, só o será se a ponderação for pela mesma unidade do denominador da variável (Campos et al., 2019).

O objetivo desta pesquisa foi avaliar os resultados obtidos no sequenciamento de lavra a céu aberto utilizando duas abordagens diferentes de interpolação espacial. Na primeira abordagem, os índices de cominuição A_{xb} e BWI presentes nos furos foram interpolados espacialmente utilizando IPD (potência 3), para posterior cálculo da energia específica de cada bloco. Na segunda abordagem, a energia específica nos furos foi primeiro calculada e depois interpolada espacialmente usando o IPD (potência 3). Não foram encontrados na literatura pertinente trabalhos semelhantes.

7.2 Materiais e métodos

7.2.1 Banco de dados

Os dados utilizados nesta pesquisa são provenientes de uma mina brasileira de cobre e ouro e, por questões de sigilo, o nome não será revelado. A empresa possui diversas cavas em operação atualmente e uma delas foi selecionada para ser utilizada na pesquisa. A cava selecionada possui 2.489.810 blocos, sendo 82.601 mineralizados; cada bloco tem dimensões de 10x10x10m e 113 amostras de furos com resultados de testes HIT (A^*b e BWI) (Bergeron et al., 2017; Kojovic, 2016, 2019; Varianemil et al., 2023) e 12 amostras de furos com resultados de testes DWT [12] e BWI (Bond, 1959). As Figuras 7-3 e 7-4 mostram a distribuição dos teores de cobre e ouro dos blocos mineralizados nesta cava, respectivamente.

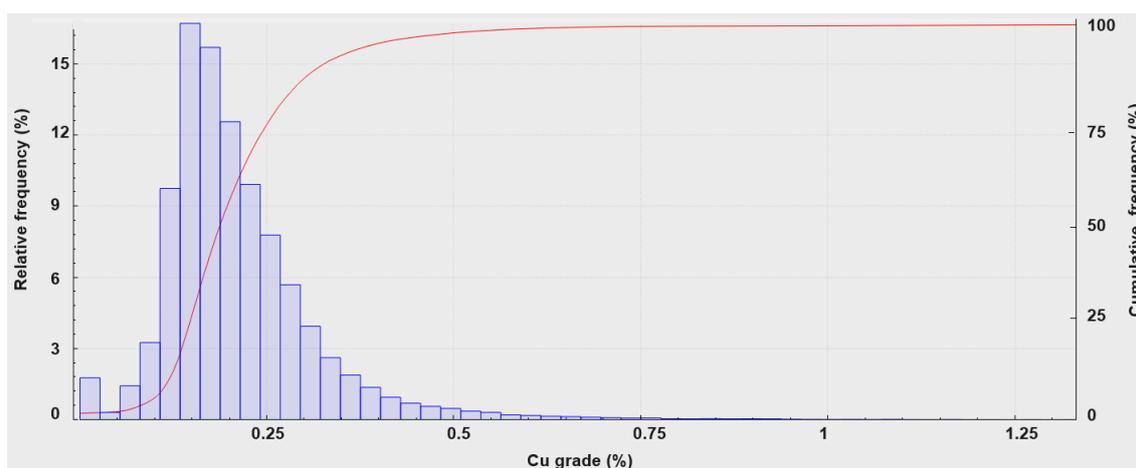


Figura 7-3: Histograma do teor de cobre.

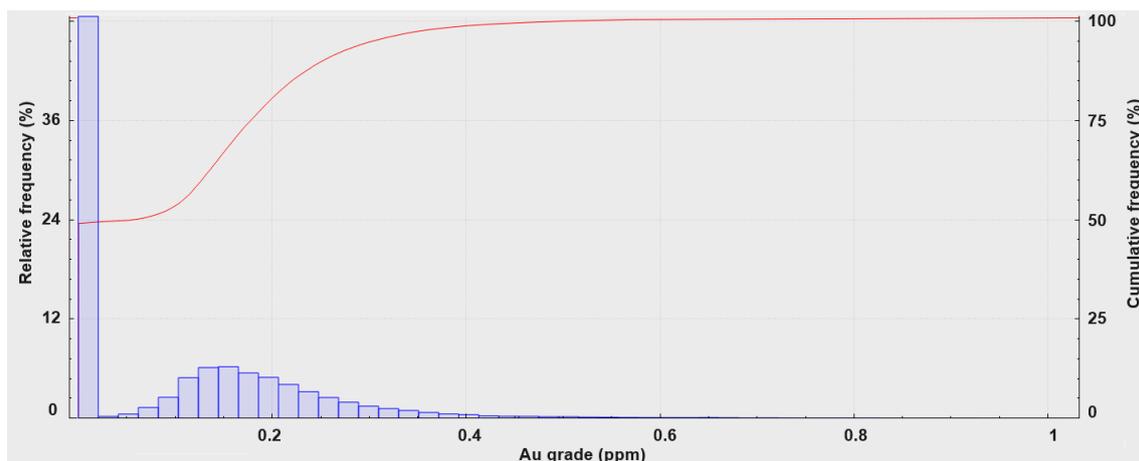


Figura 7-4: Histograma do teor de ouro

A mina possui um total de dez cavas, e a usina é alimentada por um blend de proporções iguais de três cavas simultâneas. Como nesta pesquisa foi utilizada apenas uma cava, os valores de capacidade de processamento inseridos como parâmetros no planejamento de lavra, bem como a potência instalada de cominuição, foram proporcionais à participação da cava em estudo.

7.2.2 Cálculos de recuperação metalúrgica

As recuperações metalúrgicas de cobre e ouro são calculadas pela empresa dependendo da litologia e dos teores de alimentação. As equações de recuperação de cobre e ouro são mostradas nas Tabelas 7-1 e 7-2, respectivamente. As curvas de recuperação do cobre e do ouro são mostradas nas Figuras 7-5a e 7-5b, respectivamente.

Tabela 7-1: Equação para a recuperação de cobre.

Recuperação de Cu	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Cu}) + b + 1.5$	A	13.626	99.487
	B	11.411	95.172
	C	9.080	90.357
	D	11.799	96.158
	E	11.479	89.862

Tabela 7-2: Equação da recuperação de ouro.

Recuperação de Au	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Au}) + b$	A	13.948	79.787
	B	12.529	73.521
	C	11.791	68.321
	D	10.099	65.882
	E	12.092	67.474

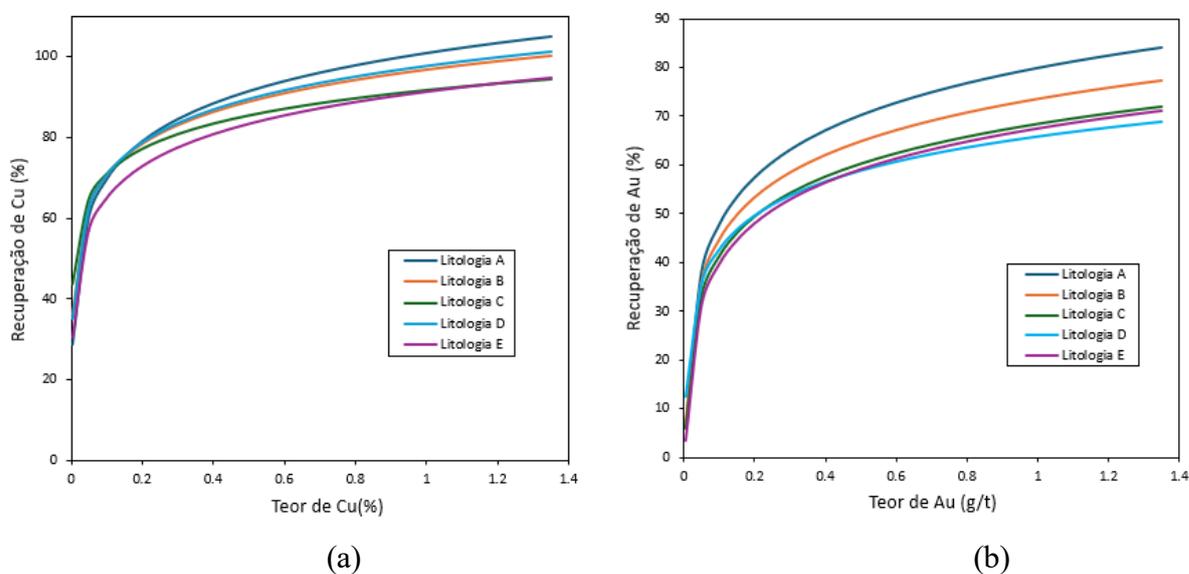


Figura 7-5: Curvas de recuperação de ouro em função da litologia.

7.2.3 Cálculos da energia específica

A energia específica total gasta na cominuição de cada bloco foi calculada utilizando a metodologia de Steve Morrell - SMC (GMG, 2021). Os parâmetros *Mia* e *Mib* foram estimados utilizando as Equações apresentadas por Doll (2024, 2022), mostradas nas Figuras 7-6 e 7-7, respectivamente.

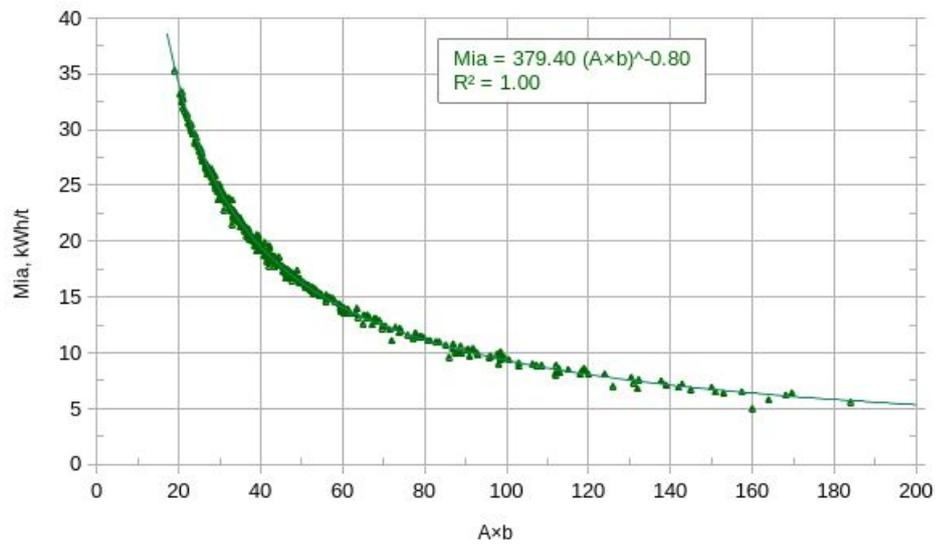


Figura 7-6: Relação entre Mia e Axb [29].

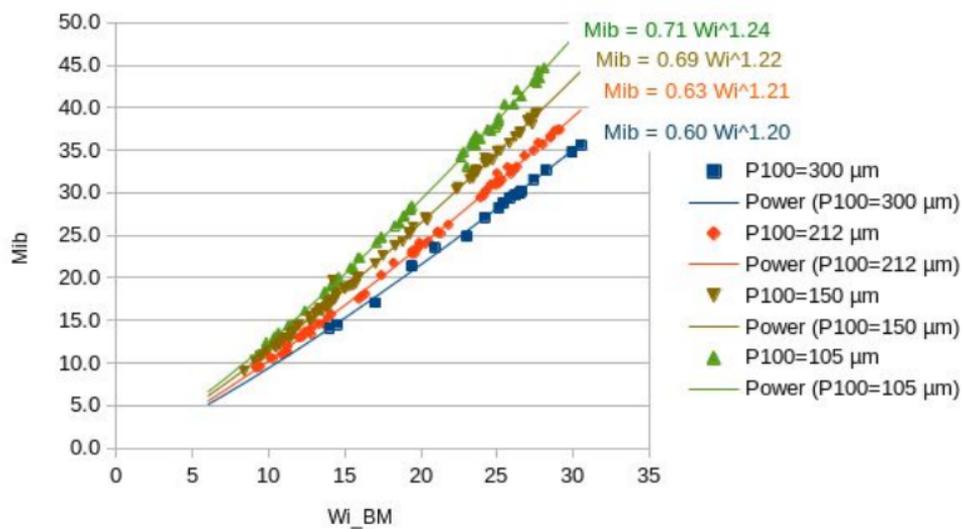


Figura 7-7: Relação entre Mib e BWI [30].

Na Figura 7-7 foi utilizada a Equação para $P100$ em $150\mu\text{m}$, que foi a malha de controle utilizada no teste BWI e equivale a um $P80$ de $114\mu\text{m}$. Porém, a mina opera com $P80$ de $280\mu\text{m}$. Portanto, a Equação 1 foi utilizada para determinar o Mib da planta (GMG, 2021).

$$Mib_{target} = Mib_{ref} \left(\frac{P_{80ref}}{P_{80target}} \right)^{0,24} \quad (1)$$

Em que,

Em que, Mib_{target} : Mib no cálculo que se deseja realizar; Mib_{ref} : Mib calculado usando os dados de BWI do laboratório; $P80_{target}$: $P80$ no cálculo que se deseja realizar, em μm ; $P80_{ref}$: $P80$ obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em μm .

Para cálculo dos valores de Mia e Mib foram utilizados $F80$ de 146.000 μm , $K1$ de 0,95 e $P80$ de 280 μm . A energia específica (E_t) foi então calculada conforme Equação 2 (GMG, 2021).

$$E_t = 4Mia(750^{-(0,295+750/10^6)} - F_{80}^{-(0,295+F_{80}/10^6)}) K_1 + 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (2)$$

Em que, Mia : índice de trabalho da fração grossa de minério, em kWh/t; F_{80} : malha em que 80% da alimentação passa (μm); K_1 : fator de eficiência do moinho de *pebbles*, sendo 0,95 quando há recirculação de *pebbles* e 1 quando não há recirculação de *pebbles*; Mib : índice de trabalho da fração fina de minério, Mib_{target} ; P_{80} : malha em que 80% do produto passa (μm).

Por fim, a taxa de alimentação de cada bloco durante a moagem foi calculada de acordo com a Equação 3, e o tempo de cominuição do bloco de acordo com a Equação 4.

$$TPH = \frac{P}{SE} \quad (3)$$

$$P_h = \frac{TPH}{M_B} \quad (4)$$

Em que, TPH : taxa de alimentação (t/h); P : potência nominal instalada da cominuição (W); SE : energia específica (kWh/t); P_h : tempo de cominuição; M_B : massa do bloco (t).

7.2.4 Etapas utilizadas em cada abordagem

Na primeira abordagem foi utilizado o modelo de blocos da empresa, com os índices de cominuição A_{xb} e BWI interpolados através do IPD (potência = 3). Nesse modelo foram calculadas a energia específica, a taxa de alimentação, o tempo de cominuição e a recuperação metalúrgica de cada bloco. Usando este modelo de blocos, o planejamento da mina foi realizado por SDB. A Figura 7-8a mostra o diagrama das etapas executadas na primeira abordagem.

Já na segunda abordagem, primeiro calculou-se a energia específica diretamente nos furos de sondagem a partir dos índices de cominuição A_{xb} e B_{WI} seguindo a metodologia SMC (GMG, 2021). A energia específica foi interpolada utilizando o IPD (potência = 3). Por fim, calculou-se a taxa de alimentação, o tempo de cominuição e a recuperação metalúrgica de cada bloco. Usando este modelo de blocos, o planejamento da mina foi realizado por SDB. A Figura 7-8b mostra o diagrama das etapas executadas na segunda abordagem.

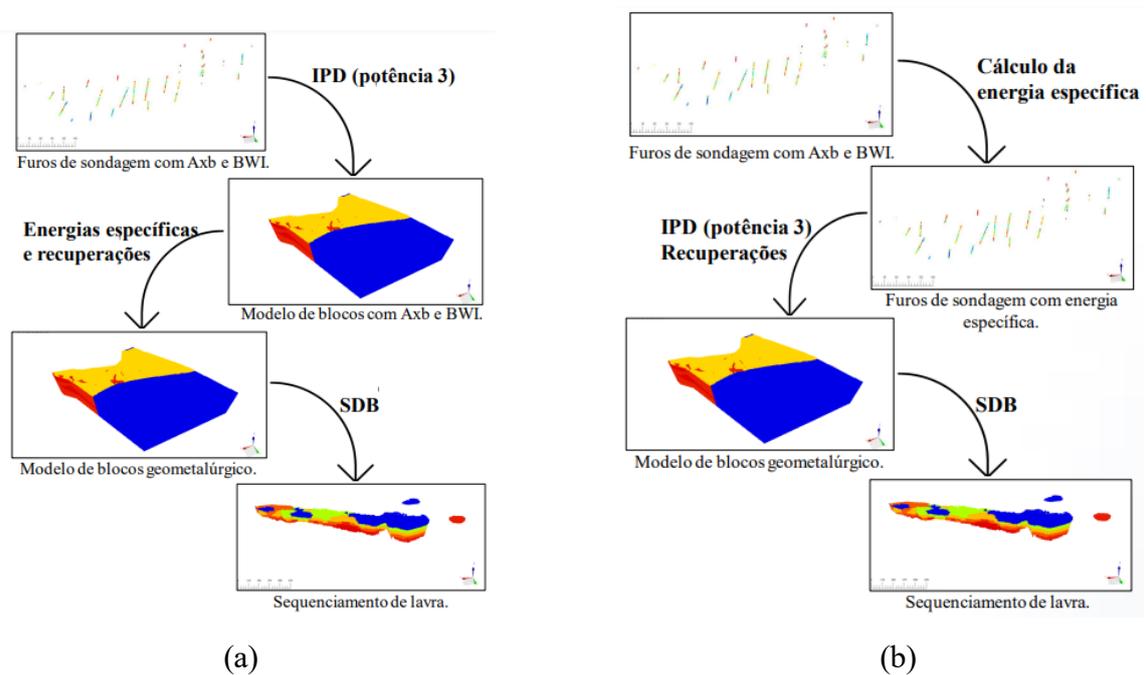


Figura 7-8: Diagrama das etapas realizadas. (a) Primeira abordagem. (b) Segunda abordagem.

O método de interpolação não foi objeto de estudo dessa pesquisa, portanto não foram realizadas comparações de diferentes métodos de interpolação sobre índices de cominuição e energia específica. Foi utilizado a interpolação por IPD porque é o método atualmente utilizado pela empresa.

7.2.5 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

O sequenciamento de lavra foi realizado utilizando o *software MiningMath* (MiningMath, 2024) que utiliza SDB na otimização (Chicoisne et al., 2012; Johnson, 1968).

A Equação 5 foi utilizada para calcular o valor econômico dos blocos destinados ao processo e a Equação 6 para os blocos destinados à pilha de estéril (Revuelta & Jimeno, 1997).

$$VEB_{min} = \left[M_B \cdot \left(\frac{g_{Cu}}{100} \right) \cdot R_{Cu} \cdot (P_{Cu} - C_{S_{Cu}}) + (M_B \cdot g_{Au} \cdot R_{Au} \cdot (P_{Au} - C_{S_{Au}})) \right] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (5)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (6)$$

Em que, VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estéril (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{Cu} e g_{Au} : teor de cobre (%) e ouro (g/t), respectivamente; R_{Cu} e R_{Au} : recuperação de cobre e ouro, respectivamente; P_{Cu} e P_{Au} : preço de venda de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); $C_{S_{Cu}}$ e $C_{S_{Au}}$: custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro de cobre e ouro, respectivamente (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de mina até o destino final (\$/t).

Os preços e custos de venda, os custos de mina e usina utilizados nas equações 5 e 6 foram retirados do relatório técnico da empresa e são apresentados na Tabela 7-3. Os parâmetros geométricos utilizados durante a otimização, bem como as capacidades de mina e processo, foram fornecidos pela empresa e são apresentados na tabela 7-4.

Tabela 7-3: Parâmetros econômicos

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu	8.818,48 US\$/t
Preço de venda Au	51,45 US\$/t
Custo de venda Cu	1.388,91 US\$/t
Custo de venda Au	0,14 US\$/t
Custo de mina	4,79 US\$/t
Custo de usina	3,31 US\$/t

Tabela 7-4: Parâmetros de entrada da otimização

Parâmetros	Valores
Taxa anual de desconto	18%
Capacidade de usina	8 Mt/year
Capacidade total de mina	24 Mt/ year
Largura mínima de lavra	10 m
Tamanho mínimo do fundo de cava	30 m
Comprimento mínimo de lavra	50 m
Média anual de teor de cobre	0,1 a 0,4 %
Tempo de operação da usina	8.060 h/year

As capacidades de processamento e de mina foram proporcionais à capacidade real da mina. O total de horas de operação da planta foi determinado considerando que o circuito de cominuição opera 365 dias por ano, 24 horas por dia, com eficiência operacional de 92%, resultando em 8.060 horas/ano.

7.3 Resultados e discussões

7.3.1 Análise estatística

O modelo de blocos na segunda abordagem apresentou maior número de blocos com maior energia (acima de 11 kWh/t), atingindo valor máximo de 15,78 kWh/t, contra 14,57 kWh/t na primeira abordagem. Isto significa que o modelo de blocos na primeira abordagem subestimou a energia específica dos blocos. As Figuras 7-9 e 7-10 apresentam as distribuições de energia específica dos blocos na primeira e segunda abordagens, respectivamente.

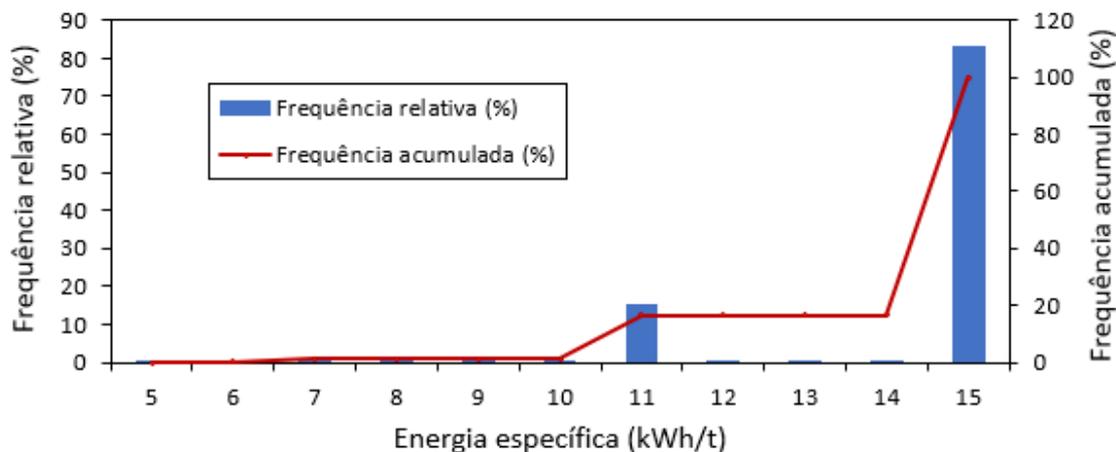


Figura 7-9: Histograma da energia específica dos blocos na primeira abordagem.

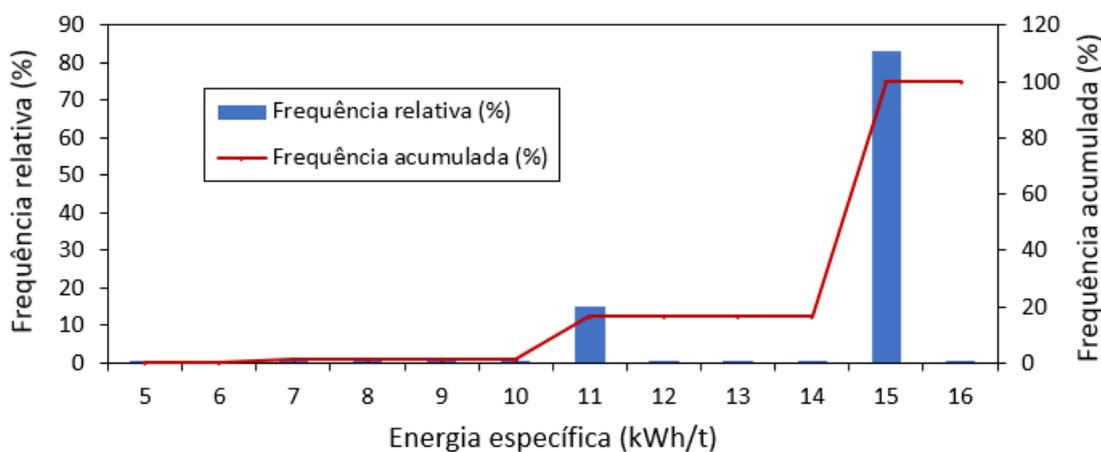


Figura 7-10: Histograma da energia específica dos blocos na segunda abordagem.

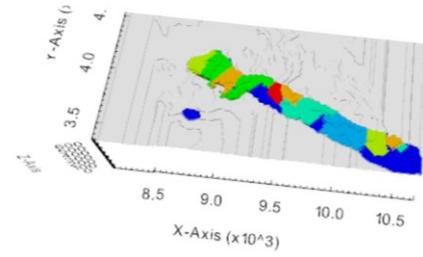
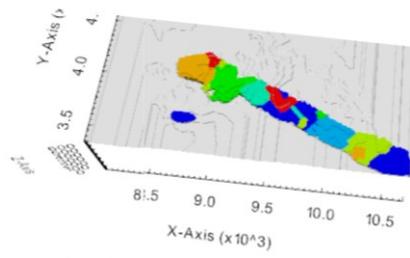
7.3.2 3.2. SDB

A otimização para ambos os modelos de blocos resultou numa sequência de extração em sete anos. A diferença na extração dos blocos pode ser observada nas imagens mostradas na Figura 7-11.

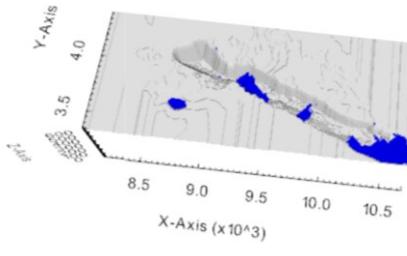
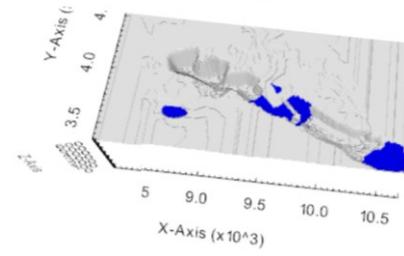
1ª abordagem

2ª abordagem

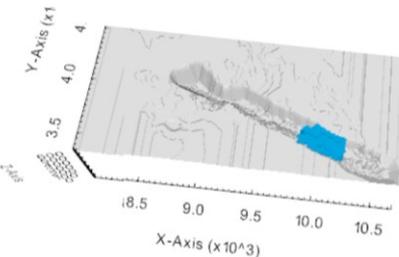
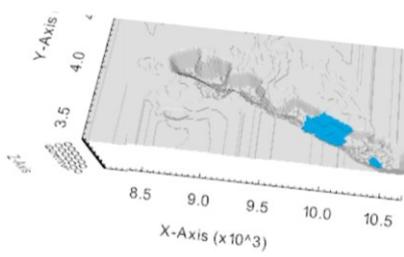
Todos



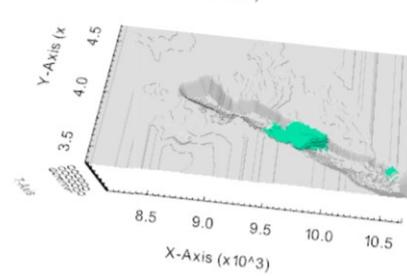
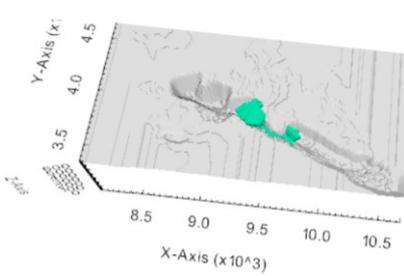
1º ano



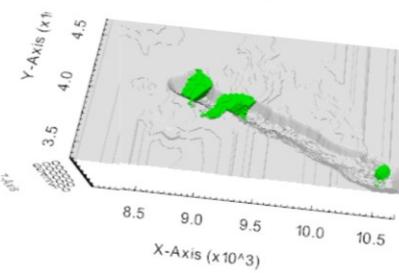
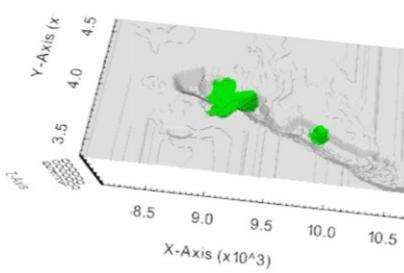
2º ano



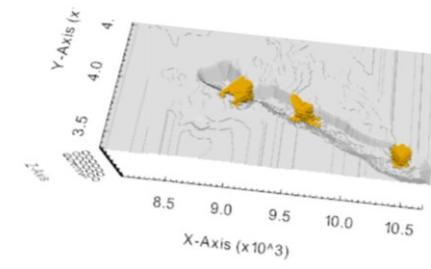
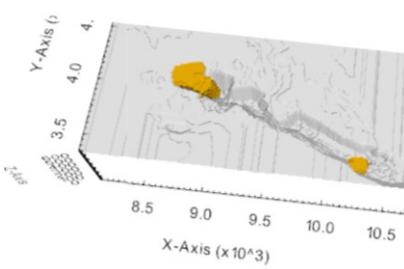
3º ano



4º ano



5º ano



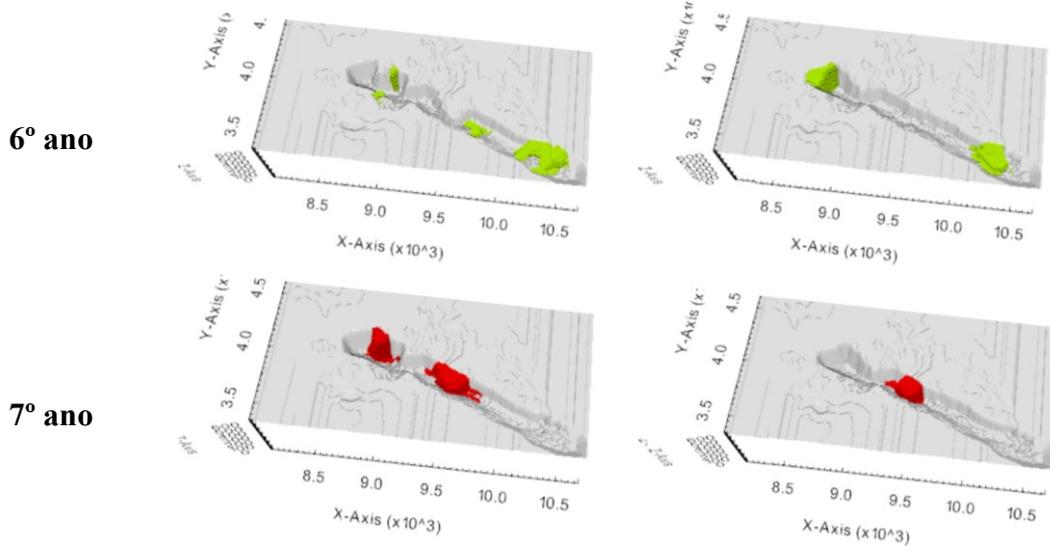


Figura 7-11: Extração período a período e todos.

A Figura 7-11 mostra que os resultados do sequenciamento de lavra foram diferentes nas duas abordagens, embora, em geral, a remoção dos blocos tenha sido realizada em regiões semelhantes, resultando em cavas finais semelhantes. Este resultado pode parecer estranho à primeira vista, pois a diferença entre os modelos de blocos utilizados em cada abordagem está apenas no tempo de processamento dos blocos. Analisando a Figura 7-12 é possível compreender as razões desta diferença. Esta figura mostra o que aconteceria com o tempo de processamento anual da planta se o modelo de blocos da segunda abordagem tivesse a mesma programação de mina usada no modelo de blocos da primeira abordagem.

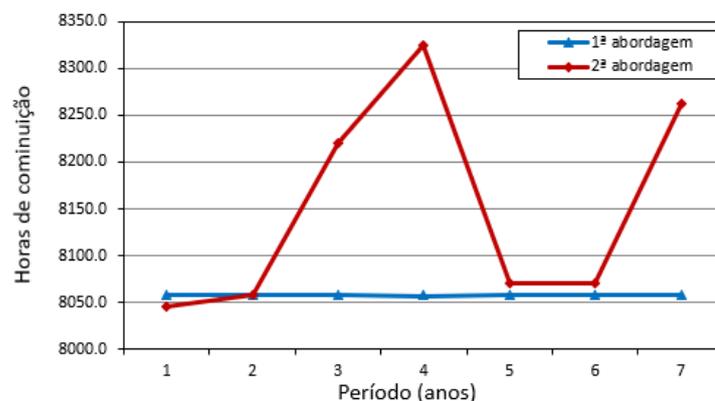


Figura 7-12: Tempo anual de processamento para extração de ambos os modelos de blocos seguindo o sequenciamento da primeira abordagem mostrada na figura 7-13.

Como esperado, o modelo de blocos da primeira abordagem não ultrapassou o tempo de processamento de 8.060 horas, o que foi uma restrição inserida na programação da mina. Porém, extraíndo-se a mesma sequência de blocos no modelo de blocos da segunda abordagem, no primeiro período não haveria extração de blocos suficientes para atingir o tempo total de operação da planta. Isso indica que esses blocos possuem um tempo de processamento menor no modelo de segunda abordagem do que no modelo de primeira abordagem. A partir do terceiro ano, o tempo de processamento dos blocos do modelo da segunda abordagem é maior que o dos blocos presentes na primeira abordagem, fazendo com que a soma do tempo de processamento desses blocos ultrapasse o limite de tempo de operação da planta. Portanto, mesmo que o valor econômico dos blocos seja o mesmo nos modelos utilizados em ambas as abordagens, seria impossível para o *software* gerar duas sequências de extração idênticas devido às restrições de tempo de operação da usina. Logo, a otimização resultou em dois sequenciamentos diferentes para atender essa restrição.

Os resultados apresentados para os dois sequenciamentos de blocos mostrados na Figura 7-11 são apresentados na Figura 7-13. As massas enviadas para a usina em ambas as abordagens são mostradas na Figura 7-13a e o tempo anual de cominuição na usina, na Figura 7-13b.

Como pode ser visto na Figura 7-13a, a produção de 8 Mt toneladas não é alcançada em nenhuma das abordagens. Como a abordagem geometalúrgica considera a energia específica de cada bloco, o tempo de processamento desses blocos torna-se um gargalo, interferindo na produção da usina. Considerando-se a restrição de tempo total de processamento anual de 8.060 horas, não seria possível alimentar mais blocos na usina, conforme é mostrado na figura 7-13b. As massas enviadas para a usina foram semelhantes período a período, diferindo no máximo em 0,70 Mt no 3º ano. No total, foram processadas 42,90 Mt na segunda abordagem contra 43,25 Mt na primeira abordagem.

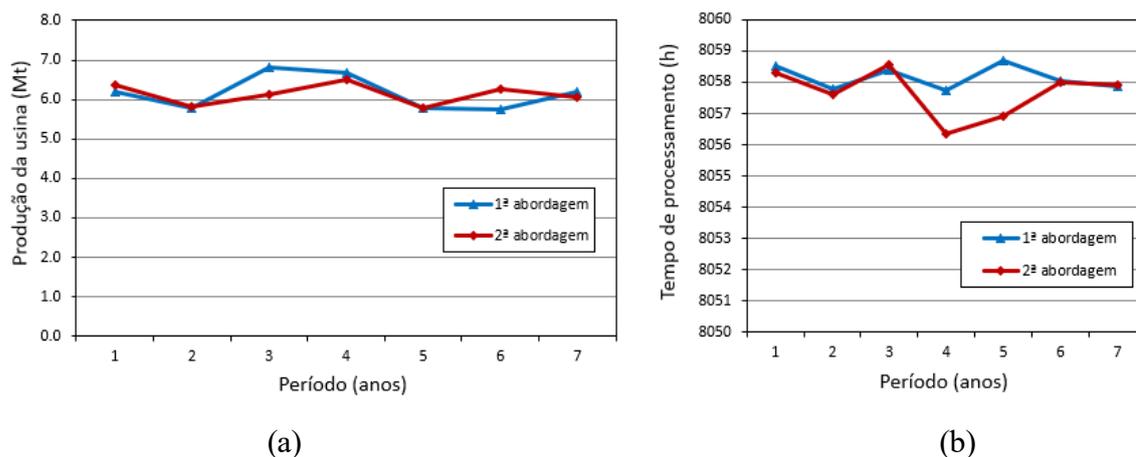


Figura 7-13: Resultados do SDB. (a) Massas anuais enviadas para a usina em ambas as abordagens. (b) Tempo de processamento anual da usina em ambas as abordagens.

A Figura 7-14 mostra as massas totais extraídas período a período. Até o 4º período as massas movimentadas foram muito semelhantes em ambas as abordagens. No 7º período, a queda na extração da segunda abordagem reforçou a imagem mostrada no 7º ano da Figura 7-11. No total, foram extraídas 118,16 Mt na primeira abordagem contra 102,81 Mt na segunda abordagem.

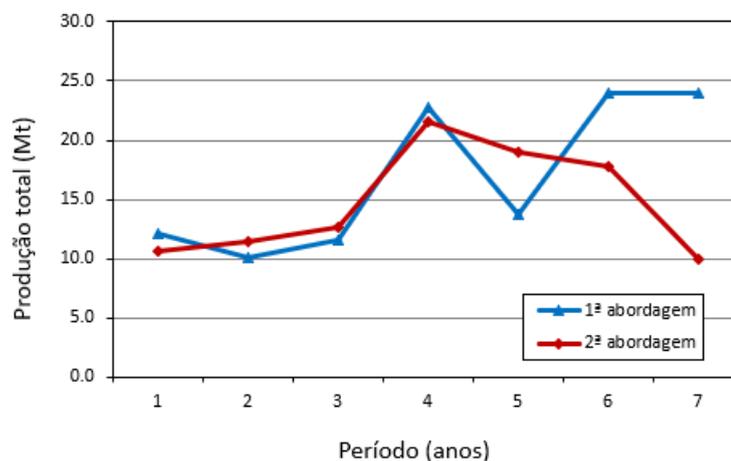


Figura 7-14: Movimentação total da mina período a período em ambas as abordagens

As Figuras 7-15a e 7-15b mostram os teores médios de cobre e ouro, respectivamente, para ambas as abordagens. A restrição do teor de cobre na planta foi respeitada pelo *software*. O teor de cobre do 3º ao 5º período teve uma tendência diferente; enquanto o teor médio de cobre processado na segunda abordagem aumentou, o da primeira abordagem diminuiu. A diferença

máxima no teor médio de cobre entre as abordagens ocorreu no 3º ano, sendo de 0,06%. O teor médio de ouro apresentou pequenas diferenças entre as duas abordagens, sendo a diferença máxima no 7º período de 0,05 g/t.

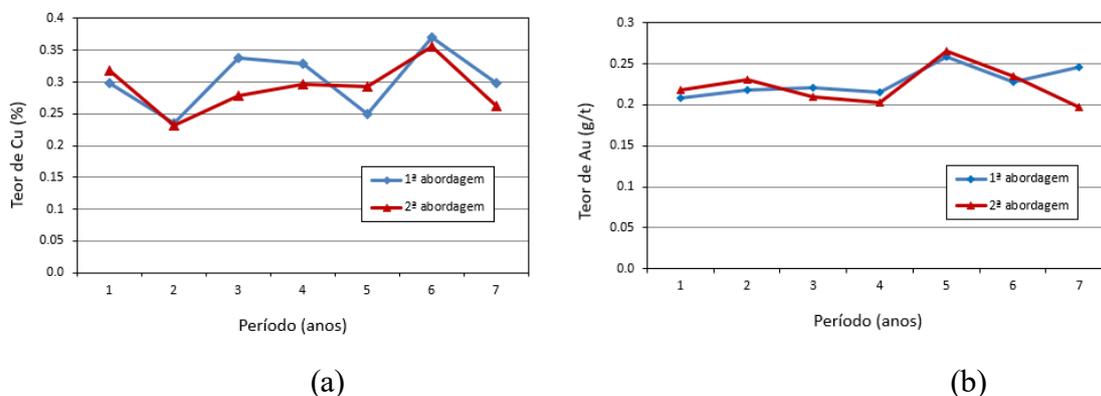


Figura 7-15: (a) Teores de Cu em ambas as abordagens. (b) Teores de Au em ambas as abordagens.

As Figuras 7-16a e 7-16b mostram as massas de cobre e ouro produzidas respectivamente. No início, a produção de metal seguiu a mesma tendência dos teores médios apresentados nas figuras 7-16a e 7-16b. Porém, no 6º período, houve maior produção de cobre no modelo da segunda abordagem, embora naquele ano o teor médio de cobre tenha sido menor que o modelo da primeira abordagem. Isso se deve à maior tonelagem enviada para processamento na segunda abordagem, em comparação com a primeira abordagem. No total, a primeira abordagem produziu 11.303,15 kt de cobre e 622,13 t de ouro contra 10.742,39 kt de cobre e 604,02 t de ouro da segunda abordagem.

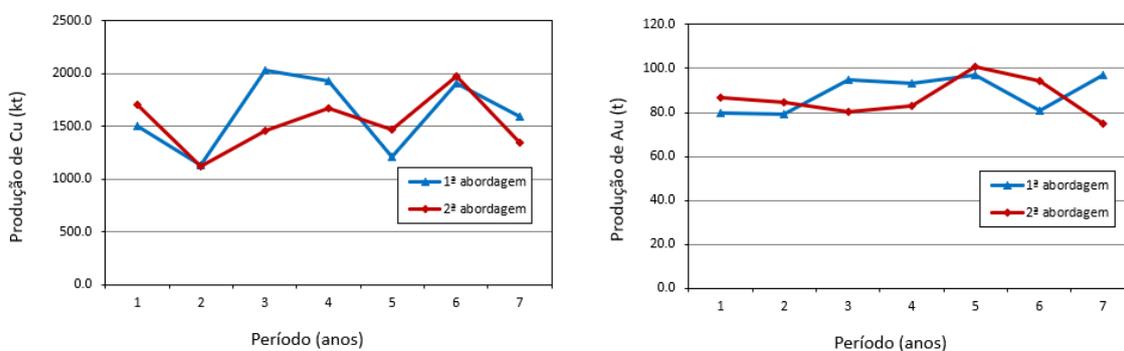


Figura 7-16: (a) Produção de Cu em ambas as abordagens. (b) Produção de Au em ambas as abordagens.

Por fim, a figura 7-17 mostra o VPL acumulado para ambas as abordagens. Nos dois primeiros períodos, o VPL acumulado na segunda abordagem foi superior, sendo ultrapassado a partir do 3º período. No último período, houve uma diferença insignificante entre os dois modelos, tendo a segunda abordagem apresentado um VPL superior em 0,54%.

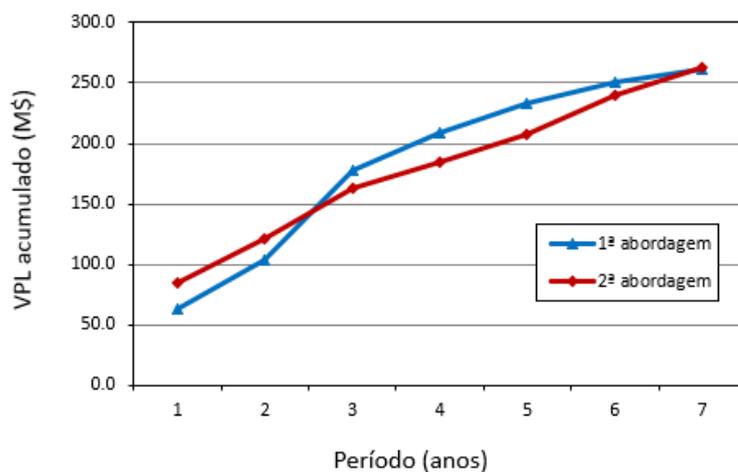


Figura 7-17: VPL acumulado período a período.

Apesar das duas abordagens terem gerado modelos de blocos com tempos de cominuição diferentes, os resultados do sequenciamento não justificam a escolha entre uma ou outra abordagem. O tempo de sequenciamento foi semelhante, com cavas finais muito parecidas e a diferença entre o VPL acumulado foi insignificante.

Vale destacar que a cava utiliza nesse estudo de caso possui menos de 3 milhões de blocos, podendo ser considerada pequena. Os autores acreditam que em depósitos maiores as diferenças nos resultados possam ser mais acentuadas, sendo necessário avaliar caso a caso.

7.4 Conclusões

A comparação entre os resultados obtidos no sequenciamento de lavra interpolando os índices de cominuição e interpolando a energia específica mostraram que:

- Ambas as interpolações espaciais retornaram sete anos de vida da mina (LoM);

- Embora a sequência de extração dos blocos tenha sido diferente nas duas abordagens, as cavas finais foram semelhantes;
- Ambas as interpolações não atingiram a capacidade total da planta, devido à restrição de horas de processamento da planta, sendo a diferença percentual da massa total processada de 0,81%;
- A diferença entre as duas abordagens para a produção em massa de cobre foi de 4,96% e a de ouro foi de 2,91%;
- O VPL acumulado diferiu entre os dois métodos em apenas 0,54%.

Portanto, conclui-se que para o estudo de caso realizado neste trabalho a interpolação dos índices de cominuição resultou num sequenciamento de mina semelhante à interpolação de energia específica, com cavas finais semelhantes e retorno financeiro semelhante.

É importante ressaltar que não é possível apenas com este estudo afirmar que os resultados serão sempre semelhantes, sendo necessário avaliar outros depósitos.

Conflitos de interesse

Os autores declaram não haver conflito de interesses.

Declaração ética

Os autores afirmam que a pesquisa foi conduzida de acordo com padrões éticos.

Agência financiadora

Esta pesquisa foi financiada pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) [Código Financeiro 001].

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à MiningMath pela licença do software fornecida e à mineradora que forneceu as informações necessárias para a realização deste estudo, CAPES - PROEX, CNPq and FAPEMIG

7.5 Referências

- Alruiz, O., Morrell, S., Suazo, C. & Naranjo, A. (2009). A novel approach to the geometallurgical modelling of the Collahuasi grinding circuit. *Minerals Engineering*, 22(12):1060–1067. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2009.03.017>.
- Bergeron, Y., Kojovic, T., Gagnon, M-d-N. & Okono, P. (2017). *Applicability of the HIT for Evaluating Comminution and Geomechanical Parameters from Drill Core Samples—The Odyssey Project Case Study*. Proceedings of the COM 2017. Vancouver, Canada.
- Boisvert, J., Rossi, M., Ehrig, K. & Deutsch, C. (2013). Geometallurgical Modeling at Olympic Dam Mine, South Australia. *Mathematical Geosciences*, 45(8):901–925. <https://doi.org/10.1007/s11004-013-9462-5>.
- Bond FC. (1959). *Confirmation of the Third Theory*, In: Proceedings of the AIME Annual Meeting, San Francisco, California.
- Campos, L.J.F., Silva, P.H., Mazzinghy, D.B., Tavares, L.M., Campos, P.H.A. & Galéry, R. (2019). *Índice de trabalho de bond para moagem de bolas (bwi) é uma variável aditiva?*. Proceedings of the XXVIII Encontro Nacional de Tratamento de Minérios e Metalurgia Extrativa. Belo Horizonte, MG.
- Campos, P.H.A. (2023) *Spatial modeling, mine scheduling and blending considerations about geometallurgical variables*. [Tese de doutorado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul]. Repositório Digital UFRGS.
- Campos, P.H.A., Costa, J.F.C.L., Koppe, V.C. & Bassani, M.A.A. (2021). Geometallurgy-oriented mine scheduling considering volume support and non-additivity. *Mining Technology*, 131(1):1-11. <https://doi.org/10.1080/25726668.2021.1963607>.
- Carrasco, P., Chilès, J. & Séguret, S.A. (2008). *Additivity, metallurgical recovery, and grade*. Proceedings of the 8th international Geostatistics Congress. Santiago, Chile.
- Chicoisne, R., Espinoza, D., Goycoolea, M., Moreno, E. & Rubio, E. (2012). A New algorithm for the open-pit mine production scheduling problem. *Operations Research*, 60(3):517-528. <http://dx.doi.org/10.1287/opre.1120.1050>.

Coward, S., Vann, J., Dunham, S. & Stewart, M. (2009) *The primary-response framework for geometallurgical variables*. Proceedings of the 7th International Mining Geology Conference (paper 17-19), Perth, Western Australia.

Dimitrakopoulos, R. (2018). *Advances in Applied Strategic Mine Planning*. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy.

Dominy, S., O'Connor, L., Parbhakar-Fox, A., Glass, H. & Purevgerel, S. (2018). Geometallurgy—A Route to More Resilient Mine Operations. *Minerals*, 8(12):560. <https://doi.org/10.3390/min8120560>.

DOLL, A. (2022) SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn. Retrieved from: <https://www.linkedin.com/in/alex-doll-66b57465/recent-activity/all/>

DOLL, A. (2024). SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn. Retrieved from: https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0

Eivazy, H., Esmaili, K. & Jean, R. (2016). *Challenges in modelling geomechanical heterogeneity of rock masses using geostatistical approaches*. Proceedings of the 24th World Mining Congress (paper 27-36). Rio de Janeiro, RJ.

Garrido, M., Sepúlveda, E., Ortiz, J., Navarro F & Townley B. (2018). *A Methodology for the Simulation of Synthetic Geometallurgical Block Models of Porphyry Ore Bodies*. Proceedings of the Procemin geomet 2018, Las Condes, Santiago.

Global Mining Guidelines Group. (2021). The Morrell Method to determine the efficiency of industrial grinding circuits. [internet]. Retrieved from: https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE_The-Morrell-Method-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits_2021.pdf.

Gomes, R., Tomi, G. & Assis, P. (2016). Mine/Mill production planning based on a Geometallurgical Model. *Rem: Revista Escola de Minas*, 69(2):213–218. <https://doi.org/10.1590/0370-44672015690173>.

Johnson, T.B. (1968). *Optimum open pit mine production scheduling*. [Tese de doutorado, University of California]. Defense Technical Information Center. <https://apps.dtic.mil/sti/citations/AD0672094>

Kojovic, T. (2016). HIT—*A Portable Field Device for Rapid Hardness Index Testing at Site*. Proceedings of the AusIMM Mill Operators' Conference 2016 (paper. 9–16). Perth, Western Australia.

Kojovic, T., Bergeron, Y. & Leetmaa, K. (2019). *The Value of Daily HIT Ore Hardness Testing of SAG Feed at the Meadowbank Gold Mine*. Proceedings SAG2019, Vancouver, Canada.

Leal R S, Peroni R L, Costa J F C L, Pereira S G, Martins R M, Capponi L N. Geostatistics applied to geometallurgical modeling. In: Proceedings of the 24th World Mining Congress (paper 115-122). Rio de Janeiro, RJ; 2016.

Lishchuk, V., Koch, P., Lund, C. & Lamberg, P. (2015). The geometallurgical framework. Malmberget and mikheevskoye case studies. *Mining Science*, 22(2):57-66. <https://doi.org/10.5277/ms150206>.

Mata, J.F.C., Nader, A.S. & Mazzinghy, D.B. (2022a). Methodology to include the comminution specific energy into open-pit strategy mine planning using global optimization. *TMMM*, 19(2752). <http://dx.doi.org/10.4322/2176-1523.20222752>.

Mata, J.F.C., Nader, A.S. & Mazzinghy, D.B. (2022b). Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling. *TMMM*, 19(2677). <https://doi.org/10.4322/2176-1523.20222677>.

MiningMath. [internet]. 2022. Retrieved from: <https://knowledge.miningmath.com/general-contents/trending-topics/algorithm-framework>

Morales, N., Seguel, S., Caceres, A., Jélvez, E. & Alárcon, M. (2019). Incorporation of Geometallurgical Attributes and Geological Uncertainty into Long-Term Open-Pit Mine Planning. *Minerals*, 9(2):108. <https://doi.org/10.3390/min9020108>.

Morrell, S. (2023). SMC Masterclass – Session 8 - Geometallurgical Modelling [internet]. 2024. Retrieved from: <https://www.smctestesting.com/videos/geometallurgical-geomet-modelling>

Parian, M., Lamberg, P., Möckel, R. & Rosenkranz, J. (2015). Analysis of mineral grades for geometallurgy: Combined element-to-mineral conversion and quantitative X-ray diffraction. *Minerals Engineering*, 82:25-35. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2015.04.023>.

Revuelta, B. & Jimeno, C. (1997). *Manual de evaluación y diseño de explotaciones mineras*. Entorno Grafico, 705p.

Vieira, M. & Costa, J. (2016). *Geometallurgical modelling to help in predicting zinc metallurgical recovery*. Proceedings of the 24th World Mining Congress Proceedings. (paper 51-61). Rio de Janeiro, RJ.

Wills, B. & Napier-Munn, T. (2006). *Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral*. 7th ed. Butterworth-Heinemann.

Varianemil, D., Kojovic, T., Hakim, D., Dilaga, R. & Condori, P. (2023). *Ore Hardness Mapping of Batu Hijau Ore Deposit Using the Hardness Index Tester*. Proceedings of the SAG2023, Vancouver, Canada.

8 USO DA GEOMETALURGIA NO SEQUENCIAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DA OTIMIZAÇÃO GLOBAL

Sílvia Martins^{1,2*}, Giorgio de Tomi³ and Douglas Mazzinghy¹

¹Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas, Universidade Federal de Minas Gerais, Brasil.

²Departamento de Minas e Construção Civil, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Brasil.

³Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo, Universidade de Sao Paulo, Brasil.

RESUMO

A geometalurgia é uma abordagem que associada ao planejamento de lavra pode produzir resultados mais acurados. Um dos seus desafios é a obtenção de parâmetros normalmente obtidos através de ensaios que necessitam significativa quantidade de amostra, tempo e elevado custo. Esse trabalho usou o Sequenciamento Direto de Blocos associado a geometalurgia em uma mina de cobre e ouro. Utilizou-se o HIT (Hardness Index Testing) para a obtenção dos índices de cominuição Axb e BWI de forma simples, rápida e com baixo custo. A energia específica foi estimada através do método SMC. A recuperação foi calculada em função dos teores e litologias dos blocos. Parâmetros econômicos, de capacidades e geométricos foram utilizados no sequenciamento, resultando 20 anos de mina, com VPL de 408 MUS\$. A metodologia proposta é simples e pode ser reproduzida em outras minas, sendo um caminho para viabilizar o uso da geometalurgia como prática no planejamento de lavra.

Palavras-chave: geometalurgia, planejamento de mina, Sequenciamento direto de blocos, Hardness Index Tester.

ABSTRACT

Geometallurgy is an approach that, combined with mine planning, can produce more accurate results. One of its challenges is obtaining parameters normally obtained through tests that require a significant amount of sample, time and high cost. This work used Direct Block Scheduling associated with geometallurgy in a copper and gold mine. HIT (Hardness Index Testing) was used to obtain the Axb and BWI comminution indices in a simple, quick and low-cost way. Specific energy was estimated using the SMC method. Recovery was calculated depending on the grades and lithologies of the blocks. Economic, capacity and geometric parameters were used in the scheduling, resulting in 20 years of mine, with NPV of 408 MUS\$. The proposed methodology is simple and can be reproduced in other mines, being a way to enable the use of geometallurgy as a practice in mine planning.

Keywords: geometallurgy, mine planning, Direct Block Scheduling, Hardness Index Tester

8.1 Introdução

A geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar que combina geologia, mineralogia e processamento mineral para prever a resposta metalúrgica de diferentes tipos litológicos na mina, promovendo melhorias nas decisões operacionais. Sua maior aplicação é em jazidas minerais que apresentam alta variabilidade, e tem como principal objetivo criar um modelo de produtividade de mina, prevendo com maior precisão a capacidade de processamento de cada litologia e, conseqüentemente, a capacidade da mina. Associado ao planejamento de lavra, é capaz de otimizar processos, tornando-os mais precisos e proporcionando maior resiliência ao projeto de mineração (Dominy et al., 2018; Lishchuk et al., 2015; Parian, 2015).

As variáveis geometalúrgicas são classificadas em primárias e de resposta. As variáveis primárias são inerentes às propriedades do minério e podem ser medidas diretamente na rocha, como densidade in situ, teores, etc. Já as variáveis de resposta correspondem aos atributos do minério que descrevem as respostas metalúrgicas durante o processamento (Coward et al. 2009). Entre as principais variáveis de resposta estão a recuperação metalúrgica e a energia específica.

A recuperação metalúrgica é definida como a razão entre a quantidade de metal recuperada no concentrado e a quantidade total de metal na alimentação (Wills & Napier-Munn, 2006). A inserção da recuperação metalúrgica no modelo de blocos ajuda a prever com maior precisão a tonelagem de metal obtida durante o processamento, o que impactará diretamente na programação de produção dos blocos e no Valor Presente Líquido (VPL) da mina.

A energia específica é uma indicação do desempenho do minério na etapa de cominuição e pode ser entendida como a energia necessária para moer o minério até um determinado tamanho de partícula. Esta variável está associada ao desempenho do circuito de cominuição e, conseqüentemente, ao tempo de processamento do bloco. Quanto maior o valor da energia específica de um bloco, mais tempo levará para que ele atinja um determinado tamanho de partícula, fazendo com que a taxa de alimentação do circuito de cominuição reduza (Morales et al., 2019).

A incorporação das variáveis geometalúrgicas de recuperação e energia específica ao modelo de blocos permite prever com mais certeza a capacidade de produção de concentrado associada a cada bloco. O uso de variáveis geometalúrgicas para reduzir riscos e aumentar a precisão do projeto é discutido por muitos autores na literatura (Alruiz et al., 2009; Boisvert et al. 2013; Dimitrakopoulos et al., 2018; Garrido et al., 2018; Gomes et al., 2016; Mata et al., 2022a, Mata et al. 2022b; Morales et al., 2019).

A Figura 8-1 apresenta um exemplo numérico para mostrar como o uso de variáveis geometalúrgicas é capaz de prever com maior precisão a tonelagem de metal produzida por um bloco. A Figura 1a apresenta um modelo de blocos com recuperação fixa e valores de energia específicos. Na Figura 1b, esses valores variam bloco a bloco, dependendo da litologia (cores) e do teor do bloco. Neste exemplo, o volume do bloco foi de 1000 m³ e a potência nominal de moagem foi de 10 MW.

0,2% Cu 2,85 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,2% Cu 2,85 t/m ³ R: 76,95% 10,5 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 80,18% 11,0 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 80,18% 11,3 kWh/t
0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,4% Cu 2,98 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m ³ R: 78,93% 10,9 kWh/t	0,4% Cu 2,98 t/m ³ R: 81,33% 12,4 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m ³ R: 82,23% 12,6 kWh/t
0,5% Cu 3,01 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,6% Cu 3,01 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,8% Cu 3,01 t/m ³ R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m ³ R: 82,23% 12,5 kWh/t	0,6% Cu 3,01 t/m ³ R: 82,96% 12,9 kWh/t	0,8% Cu 3,01 t/m ³ R: 83,93% 13,9 kWh/t

(a) (b)

Figura 8-1: (a) Modelo de blocos sem variáveis geometalúrgicas; (b) Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas (GBM)

A Equação 1 apresenta o cálculo para a produção de cobre. As Equações 2 e 3 (Mata et al., 2022a, Mata et al., 2022b), os cálculos da taxa de alimentação da usina e do tempo de cominuição do bloco, respectivamente, utilizados nos cálculos da Tabela 8-1. Os blocos foram nomeados por índices, sendo que a contagem é crescente de cima para baixo e da esquerda para a direita.

$$M_{Cu} = V_B \cdot \rho \cdot g_{Cu} \cdot R_{Cu} \quad (1)$$

$$TPH = \frac{P}{SE} \quad (2)$$

$$P_h = \frac{V_B \cdot \rho}{TPH} \quad (3)$$

Em que, M_{Cu} : massa de cobre (t); V_B : volume do bloco (m³); ρ : densidade (t/m³); g_{Cu} : teor de cobre (%); R_{Cu} : recuperação de cobre (%), TPH : taxa de alimentação (t/h); P : potência nominal da moagem (W); SE : energia específica (kWh/t); P_h : tempo de cominuição (h).

Blocos	Modelo de blocos sem variáveis			Modelo de blocos com variáveis		
	geometalúrgicas			geometalúrgicas		
	M_{Cu} (t)	TPH (t/h)	P_h	M_{Cu} (t)	TPH (t/h)	P_h
B _{1,1}	4,65	847,46	3,36	4,39	952,38	2,99
B _{1,2}	7,30	847,46	3,52	7,17	909,09	3,28
B _{1,3}	7,30	847,46	3,52	7,17	884,96	3,37
B _{2,1}	7,30	847,46	3,52	7,06	917,43	3,25
B _{2,2}	9,73	847,46	3,52	9,69	806,45	3,70
B _{2,3}	12,28	847,46	3,55	12,38	793,65	3,79
B _{3,1}	12,28	847,46	3,55	12,38	800,00	3,76
B _{3,2}	14,74	847,46	3,55	14,98	775,19	3,88
B _{3,3}	19,65	847,46	3,55	20,21	719,42	4,18
Soma	95,21	7.627,14	31,64	95,42	7.558,57	32,20
Média	10,58	847,46	3,52	10,60	839,84	3,58

A Tabela 8-1 mostrou como a inserção de variáveis geometalúrgicas no modelo de blocos conseguiu tornar o modelo de produtividade mais preciso. A produção de cobre foi 0,22% maior, o tempo total para moagem desses blocos foi 0,56% maior e a taxa de alimentação média do processo foi 0,9% menor do que o calculado no modelo de bloco mostrado na Figura 1a. Vale ressaltar que este é um pequeno exemplo, que em uma mina real, onde são lavrados milhões de blocos, o impacto da não utilização de variáveis geometalúrgicas pode ser acentuado.

Apesar das vantagens associadas ao uso da geometalurgia, a implementação de um programa geometalúrgico encontra resistência em muitos empreendimentos minerários. Isso porque para mensurar as variáveis geometalúrgicas são utilizados, na maioria das vezes, testes que demandam grandes massas de minério, custos elevados com laboratórios, além de tempo para serem realizados. É o caso, por exemplo, do *Drop Weight Test* (DWT), que resulta na energia gasta para a quebra de partículas em diferentes dispositivos de cominuição. Esse teste possui um custo elevado, sendo necessário cerca de 50 kg de amostras que serão destruídas no teste. Outro exemplo é o teste *Steve Morrell Comminution* (SMC), uma simplificação do ensaio DWT, que apesar de utilizar menos massa, cerca de 15 a 20 kg de amostra, é um ensaio patenteado, realizado somente em laboratórios licenciados.

Uma alternativa para se determinar o desempenho da cominuição de forma rápida e de menor custo é o *Hardness Index Tester* (HIT). Com projeto semelhante ao equipamento utilizado no ensaio de DWT, o HIT consegue estimar de maneira rápida e de baixo custo os parâmetros de cominuição A^*b de forma direta e o BWI por calibração. O ensaio é feito em menos de 10 minutos, utilizando menos de 500 g de fragmentos, podendo ser realizado na própria mina, sem a necessidade do envio de amostras para um laboratório. Os índices de cominuição são calculados em um software online (Kojovic et al., 2019). Esse teste não chega a ser um substituto para os ensaios de cominuição padrão, mas é capaz de gerar um elevado número de índices de cominuição, reduzindo significativamente a necessidade dos ensaios laboratoriais padrão (Bergeron et al., 2017).

8.1.1 Custos de mina e usina

Os custos de mina e usina são parâmetros que têm grande impacto no VPL do projeto. Ambos são utilizados para calcular o valor econômico dos blocos, mostrados nas Equações 4 e 5 (Revuelta & Jimeno, 1997).

$$VEB_{min} = [M_B \cdot g_{metal} \cdot R_{metal} \cdot (P_{metal} - C_{S_{metal}})] - [M_B \cdot (C_P + C_M)] \quad (4)$$

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (5)$$

Em que, VEB_{min} : valor econômico do minério (\$); VEB_{est} : valor econômico do estério (\$); M_B : massa do bloco (t); g_{metal} : teor do metal (%); R_{metal} : recuperação do metal (%); P_{metal} : preço de venda do metal (\$/t); C_s : custos decorrentes das etapas do produto e comercialização, como fundição, refino, embalagem, frete, seguro (\$/t); C_P : custo de processamento (\$/t); C_M : custo de transporte (\$/t).

Os custos de processamento envolvem os custos de cada operação unitária da planta, cominuição, separação por tamanho e concentração. A moagem é um dos maiores contribuintes para os custos de processamento, devido ao elevado consumo de energia nesta fase. Esse valor pode variar de 30 a 50% da energia gasta na planta, chegando até 70% para minérios com maior dureza (Napier-Munn et al., 1996).

Os custos da mina envolvem a soma dos custos de perfuração, desmonte, carregamento e transporte. Considerando que o caminhão é o meio de transporte mais utilizado em minas a céu aberto no mundo (Souza et al., 2019), o custo de transporte é uma das variáveis com maior impacto nos custos da mina. Esses custos incluem combustível, pneus, itens de desgaste, reparos e salários dos operadores (Caterpillar, 2022).

8.1.2 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

O SDB é um método de otimização global para o problema de sequenciamento de mina. O algoritmo pode definir os limites finais da cava e estabelecer a sequência específica de extração de blocos que otimiza o VPL, considerando metas de produção e restrições operacionais. Também é possível realizar planejamentos estocásticos de lavra, incorporando incertezas geológicas na geração dos planos de produção. A abordagem SDB decide quais blocos serão minerados, quando esses blocos deverão ser minerados e o destino de cada bloco (Campos et al., 2018; Osanloo et al., 2008; Morales et al., 2015).

O SDB não utiliza o teor de corte para pré-definir o destino de cada bloco. Para cada bloco são calculados pelo menos dois valores econômicos, o primeiro se o bloco for considerado minério e o segundo se o bloco for considerado estéril, conforme mostram as Equações 4 e 5, respectivamente. Além disso, é possível criar multidestinos e o algoritmo é responsável por

definir os melhores destinos para os blocos com base na sua viabilidade de mineração e nas suas contribuições econômicas, representadas pelo valor econômico do bloco descontado ao longo do tempo (Campos et al., 2018; Osanloo et al., 2008; Morales et al., 2015).

Este algoritmo foi desenvolvido por Johnson em 1968 (Johnson, 1968), mas somente com computadores de 64 *bits* foi possível usar o SDB em *software* de planejamento de minas. Os principais *softwares* que empregam otimização global por SDB são *MiningMath*, *Doppler*, *Deswik.GO* e *KPI Cosmo*.

8.2 Objetivo e Contribuições deste trabalho

Esse trabalho se diferencia ao propor uma metodologia ainda não citada na literatura, em que a partir de resultados dos ensaios HIT realizados numa mina real de cobre e ouro, determinou-se a energia específica e os custos de cada bloco, seguido do planejamento de lavra por Sequenciamento Direto de Blocos.

Essa metodologia permite a incorporação de uma abordagem geometalúrgica ao planejamento de lavra, por meio de ensaios rápidos e de baixo custo, que não introduzem impactos operacionais no dia a dia da mina, mas que podem tornar o planejamento de lavra mais preciso e dinâmico. Além disso, é uma metodologia que pode ser reproduzida facilmente em outras minas que buscam introduzir uma abordagem geometalúrgica aos processos de planejamento de lavra.

8.3 Materiais e métodos

8.3.1 Base de dados

Esta pesquisa utilizou um banco de dados fornecido por uma mineradora brasileira de cobre e ouro. A mina está dividida em dez cavas, sendo que a exploração ocorre em 3 cavas simultaneamente e o processamento é alimentado por um blend de proporções iguais proveniente das 3 cavas. Apenas uma cava foi utilizada nesta pesquisa. Esta cava foi escolhida por apresentar 113 furos com informações dos índices de cominuição A_{xb} e BWI obtidos nos

testes HIT (Bergeron et al., 2017; Kojovic et al., 2016, 2019; Varianemil et al., 2023) e 12 furos com resultados dos testes DWT e BWI (Bond, 1959).

O modelo de bloco fornecido pela empresa foi gerado utilizando inverso da potência da distância (potência 3). O modelo possui 2.489.810 blocos de 10x10x10 m, dos quais 82.601 blocos são mineralizados com cobre e ouro. As Figuras 8-2 e 8-3 mostram os histogramas para cobre e ouro, respectivamente.

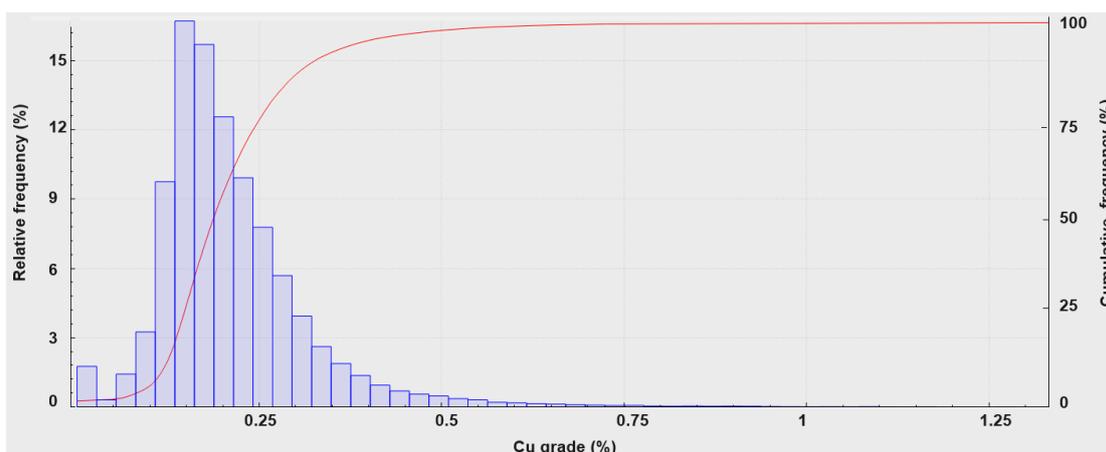


Figura 8-2: Histograma dos teores de cobre.

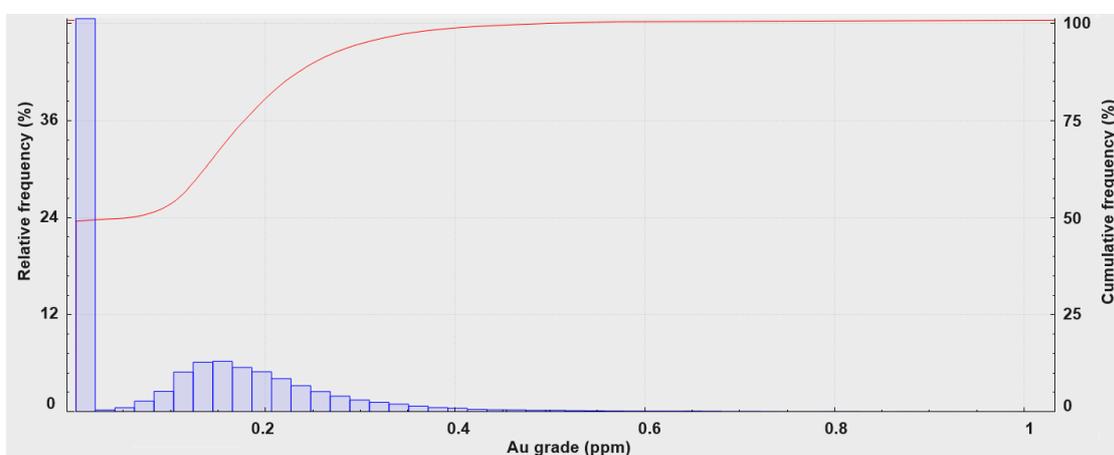


Figura 8-3: Histograma dos teores de ouro.

8.3.2 Cálculos de recuperação metalúrgica

A empresa utiliza curvas de recuperação metalúrgica para cobre e ouro que variam dependendo da litologia e do teor de cobre e ouro, respectivamente. As Tabelas 8-2 e 8-3 apresentam as Equações 6 e 7 utilizadas para cálculo da recuperação metalúrgica do cobre e do ouro,

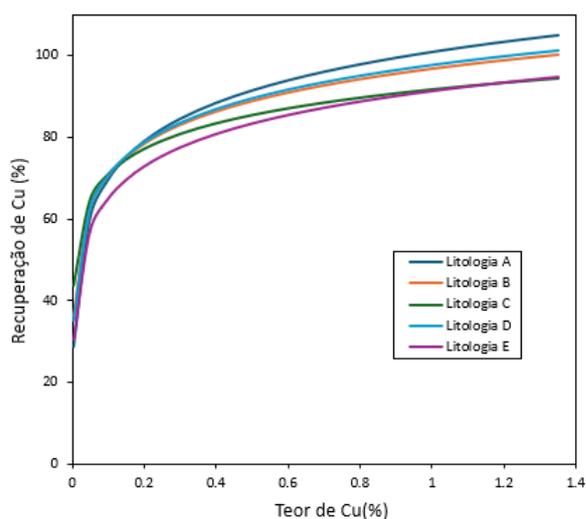
respectivamente. As Figuras 8-4 mostram as curvas de recuperação metalúrgica para cobre e ouro, respectivamente.

Tabela 8-1: Equação da recuperação de cobre.

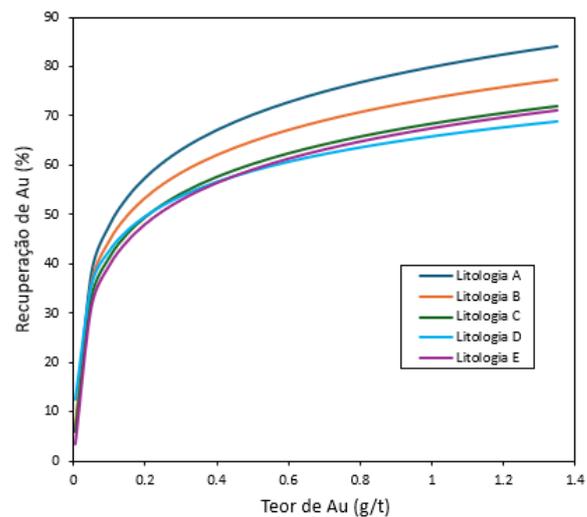
Recuperação Cu	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Cu feed grade}) + b + 1.5$ (6)	A	13.626	99.487
	B	11.411	95.172
	C	9.080	90.357
	D	11.799	96.158
	E	11.479	89.862

Tabela 8-2: Equação da recuperação de ouro

Recuperação de Au	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Au feed grade}) + b$ (7)	A	13.948	79.787
	B	12.529	73.521
	C	11.791	68.321
	D	10.099	65.882
	E	12.092	67.474



(a)



(b)

Figura 8-4: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.

8.3.3 Cálculos de energia específicos do bloco

A partir dos valores das variáveis Axb e BWI no modelo de blocos, a energia específica foi calculada utilizando a metodologia de *Steve Morrel Comminution* (SMC) (Global Mining Guidelines Group [GMG], 2021). O parâmetro Mia foi estimado a partir da Figura 8-5 (Doll, 2024). E o parâmetro Mib foi estimado a partir da Figura 8-6 (Doll, 2022), utilizando $P100$ em $150\mu\text{m}$, que foi a malha de controle utilizada no teste BWI e equivale a um $P80$ de $114\mu\text{m}$.

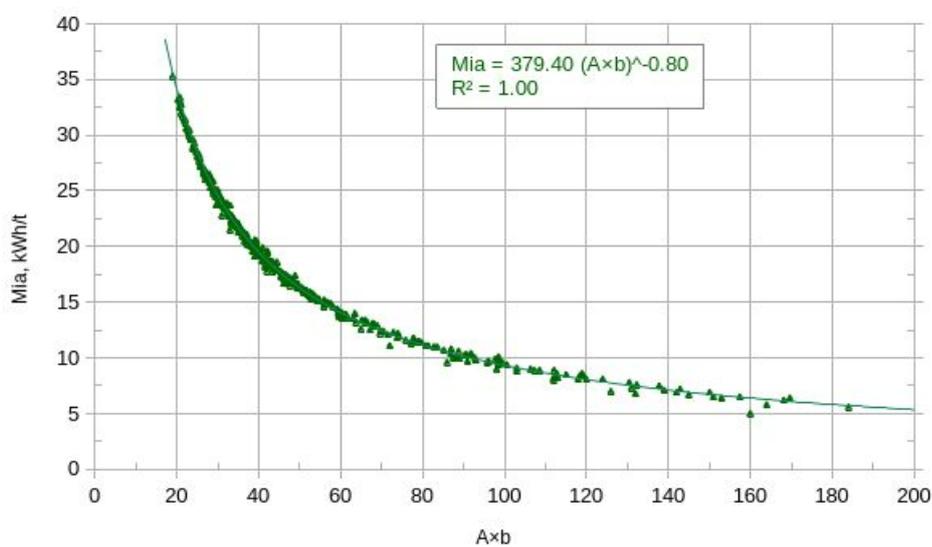


Figura 8-5: Relação entre Axb e Mia (Doll, 2024).

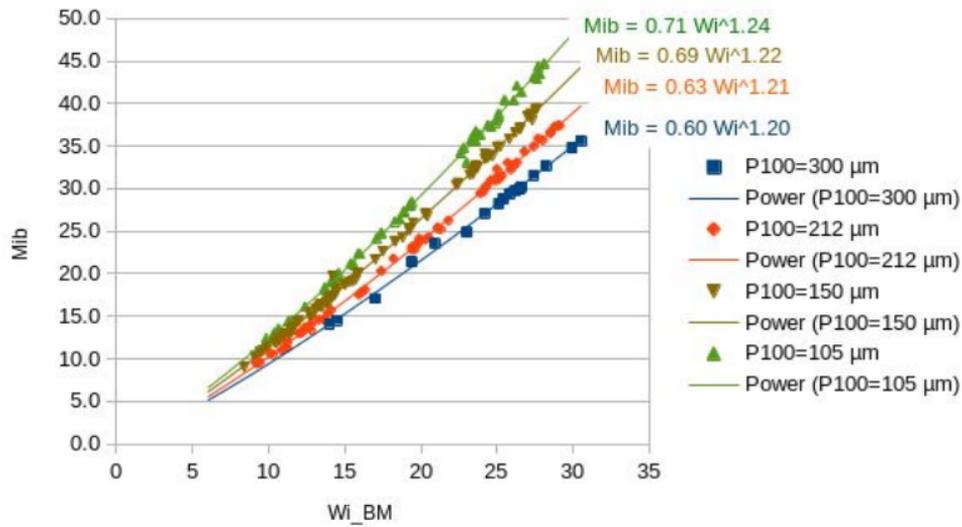


Figura 8-6: Relação entre Mib e BWI (Doll, 2022).

Porém, o P_{80} praticado na usina é de 280 μm . Portanto, a Equação 8 foi utilizada para determinar o Mib da planta (GMG, 2021).

$$Mib_{target} = Mib_{ref} \left(\frac{P_{80ref}}{P_{80target}} \right)^{0,24} \quad (8)$$

Em que, Mib_{target} : Mib no cálculo que se deseja realizar; Mib_{ref} : Mib calculado usando os dados de BWI do laboratório; $P_{80target}$: P_{80} no cálculo que se deseja realizar, em μm ; P_{80ref} : P_{80} obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em μm .

A energia específica foi então calculada de acordo com a Equação 9 (GMG, 2021).

$$SE = 4Mia(750^{-(0,295+750/10^6)} - F_{80}^{-(0,295+F_{80}/10^6)}) K_1 + 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (9)$$

Em que, SE : energia específica (kWh/t); Mia : índice de trabalho da fração grossa; F_{80} : 80% passante na alimentação da moagem (μm); K_1 : fator de eficiência da moagem Pebble, sendo 0,95 quando há recirculação de pebble e 1 quando não há recirculação de pebble; Mib : índice de trabalho da fração fina, Mib_{target} ; P_{80} : 80% passante no produto da moagem (μm).

Para cálculo dos valores de energia específica foram utilizados $F80$ de 146.000 μm , $K1$ de 0,95 e $P80$ de 280 μm .

A taxa de alimentação da usina e o tempo de cominuição foram calculados de acordo com as Equações 2 e 3, respectivamente.

8.3.4 Cálculo de custos de processamento

De acordo com informações da empresa, o custo do processamento é estimado em 4,08 US\$/t. Para esta pesquisa foi assumido que 50% deste valor são custos fixos da planta. A outra parcela variou dependendo do custo de moagem do minério. Os custos de processamento foram calculados conforme Equação 10.

$$C_P = SE * Energy\ cost + 50\% . C_{FP} \quad (10)$$

Em que, C_P : custo de processo (US\$/t); SE : energia específica (kWh/t); E_C : custo da energia (US\$/kWh); C_{FP} : custo fixo de processamento (US\$/t).

De acordo com o Relatório Técnico da empresa, o custo da mina é considerado um valor fixo de 2,06 US\$/t. Segundo informações da empresa, os custos de perfuração e detonação equivalem a 50% desse custo. A parcela referente ao custo de transporte foi calculada considerando que cada tonelada de material custa US\$ 0,20 por km transportado. Em seguida, foi calculada a distância euclidiana entre cada bloco e as possibilidades de destino, usina ou pilha de estéril. Além disso, foi adicionado um custo incremental de US\$ 0,026 por profundidade de bancada, que neste caso é de 10 metros. A Equação 11 apresenta o cálculo dos custos da mina.

$$C_M = 50\% . C_{FM} + D . C_T + \frac{Z - Z_B}{10} . C_I \quad (11)$$

Em que, C_M : custo de mina (US\$/t); C_{FM} : custo fixo de mina (US\$/t); D : distância Euclidiana entre o bloco e o seu destino (km); C_T : custo de transporte de 1 t a cada km (US\$/(t.km)); Z :

coordenada Z do destino, Z_B : coordenada Z do bloco; C_I : custo incremental por profundidade de bancada.

8.3.5 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

O planejamento de lavra de longo prazo foi feito usando a otimização SDB implementada no *software MiningMath* (MiningMath, 2024).

Os parâmetros econômicos utilizados nas Equações 4 e 5 foram retirados do Relatório Técnico da empresa e estão apresentados na Tabela 8-4. A Tabela 8-5 mostra os parâmetros usados como dados de entrada no *software*. Esses parâmetros foram fornecidos pela empresa.

Tabela 8-3: Parâmetros econômicos.

Parâmetros	Valores
Preço de venda Cu	8.818,48 US\$/t
Preço de venda Au	51,45 US\$/t
Custo de venda Cu	1.388,91 US\$/t
Custo de venda Au	0,14 US\$/t

Tabela 8 5: Tabela 5. Parâmetros de entrada para otimização DBS.

Parâmetros	Valores
Taxa de desconto anual	18%
Capacidade da usina	8 Mt/ano
Capacidade total da mina	24 Mt/ ano
Largura mínima de lavra	10 m
Largura mínima de fundo de cava	30 m
Comprimento mínimo de lavra	50 m
Teor médio de cobre anual	0,1 a 0,4 %
Tempo total de funcionamento da usina	8060 h/ano

As capacidades da mina e da usina foram proporcionais à capacidade real da planta. O tempo total de operação da planta, 8.060 horas por ano, foi calculado considerando que o circuito de cominuição tem eficiência operacional de 92% e funciona 365 dias por ano, 24 horas por dia.

8.3.6 Diagrama de metodologia

A Figura 8-7 apresenta um esquema ilustrativo da metodologia a ser aplicada neste trabalho.

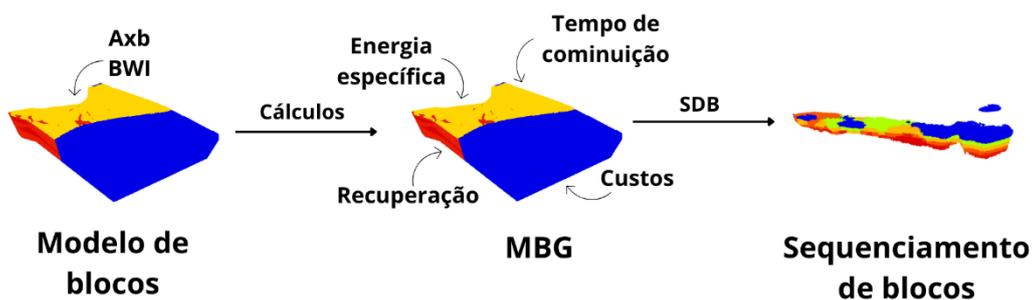


Figura 8-7: Diagrama da metodologia.

8.4 Resultados e discussões

A otimização gerou uma sequência de lavra de 20 anos. A Figura 8-8 mostra o sequenciamento dos blocos e a Figura 8-9 mostra os blocos extraídos ano a ano.

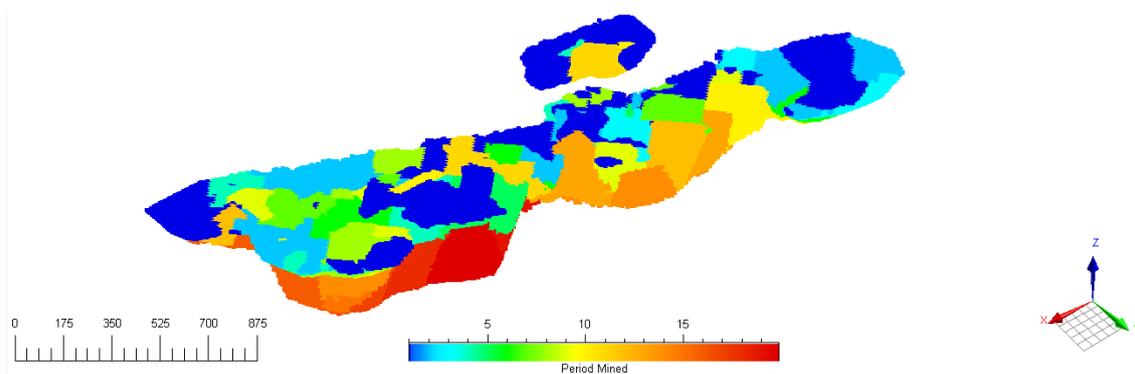


Figura 8-8: Sequenciamento de blocos de 20 anos.

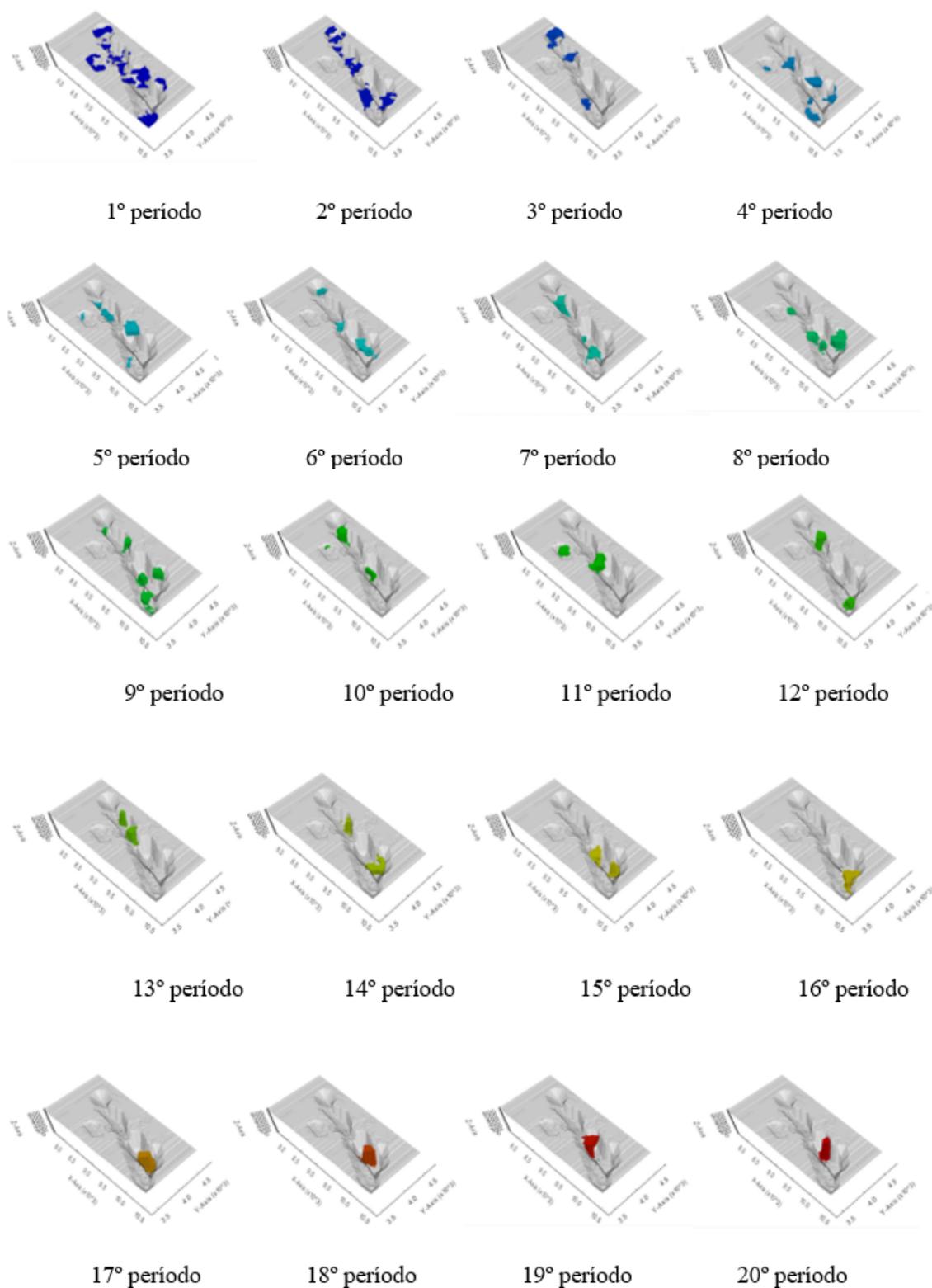


Figura 8-9: Sequenciamento de blocos de 20 anos.

A Figura 8-10 mostra a tonelage anual extraída durante a vida útil da mina. A movimentação de materiais ao longo da vida da mina variou entre 21,43 e 23,99 Mt, respeitando o limite de capacidade de 24 Mt anuais. A tonelage enviada para processamento não atingiu a capacidade máxima da planta de 8 Mt/ano, variando entre 5,46 e 6,44 Mt anuais. Considerando que a abordagem geometalúrgica considera o tempo de cominuição de cada bloco e que a usina possui restrição operacional de 8060 horas anuais, esses parâmetros funcionaram como um gargalo, limitando a entrada de novos blocos na usina quanto a soma do tempo de cominuição dos blocos atingisse as 8060 horas anuais, conforme mostrado na Figura 8-11.

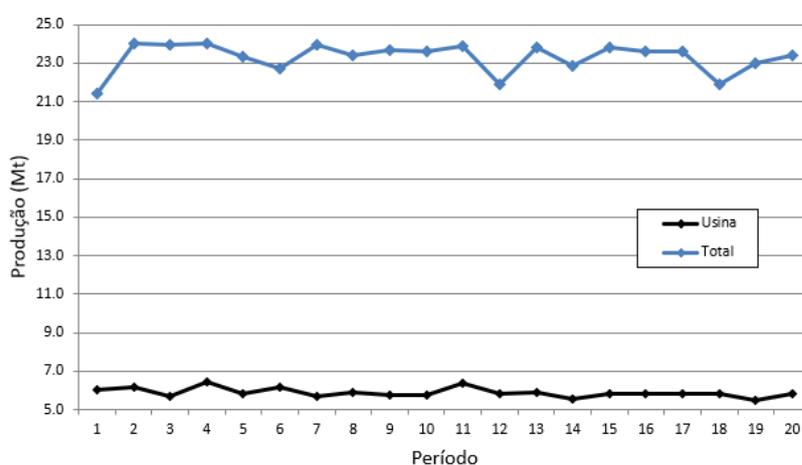


Figura 8-10: Tonelage enviada para processamento e tonelage total durante a mina de 20 anos.

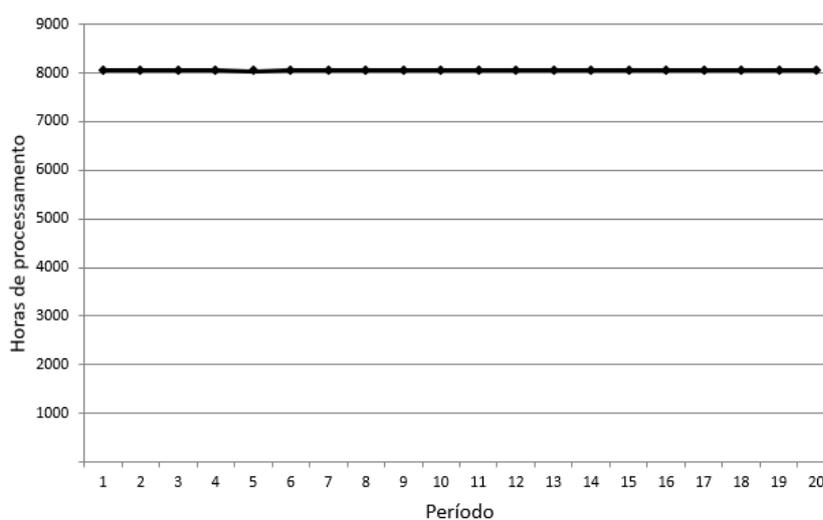


Figura 8-11: Tempo de processamento anual da usina

A Figura 8-12 mostra os teores médios de cobre e ouro que alimentaram a usina de processamento ano após ano. Pode-se observar que ambos os teores tendem a diminuir no final da vida útil da mina. Além disso, a restrição média do teor de cobre foi respeitada.

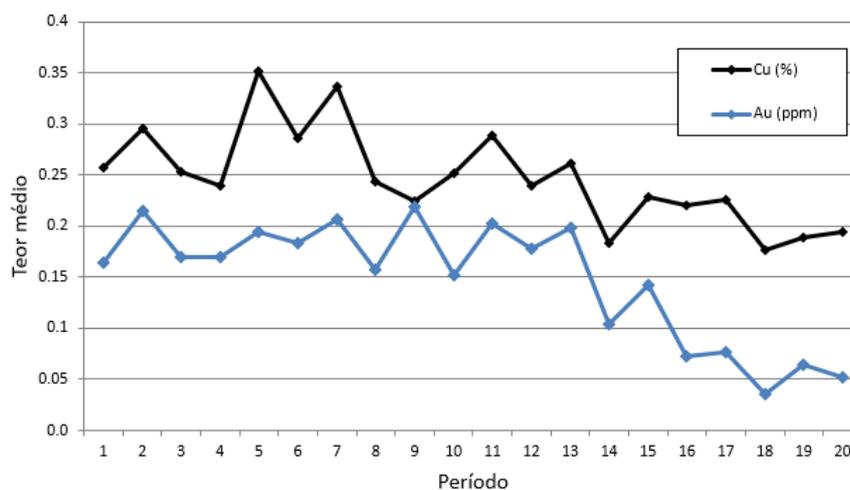


Figura 8-12: Teores médios de cobre e ouro que alimentaram a usina.

Como esperado, a produção de cobre e ouro mostrou a mesma tendência decrescente dos teores, conforme mostrado na Figura 8-13.

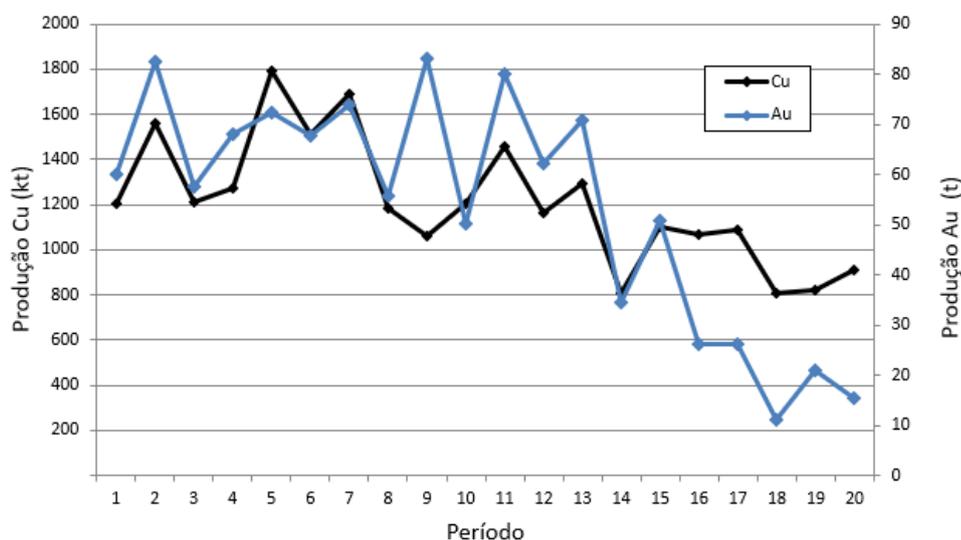


Figura 8-13: Produção de cobre e ouro por período.

O VPL acumulado resultante da otimização é mostrado na Figura 14. A partir do 13º período o VPL permaneceu praticamente estável, variando de 398 MUS\$ no 13º período a 408 MUS\$ no

20º período. Isso reflete o que mostra a Figura 12, em que há redução na produção de cobre e ouro a partir do 12º período. Além disso, a otimização do SDB considera o valor do dinheiro no tempo, neste caso com uma taxa de desconto de 18% ao ano.

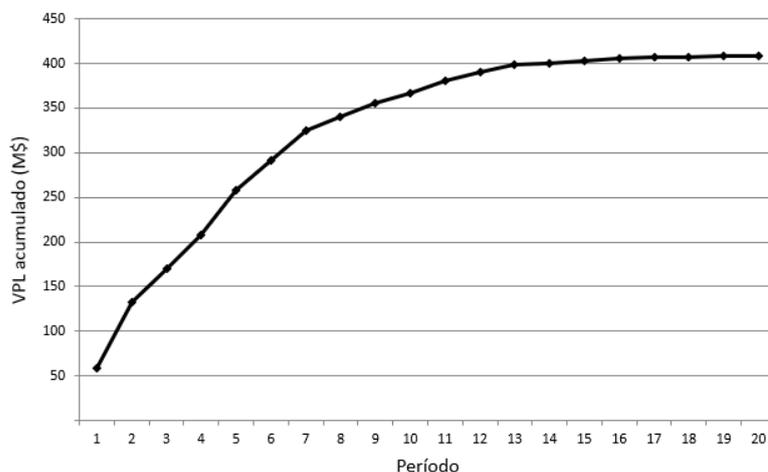


Figura 8-14: VPL acumulado

8.5 Conclusões

A cava selecionada utilizada neste estudo foi escolhida porque possui um número significativo de testes HIT disponíveis, também apoiadas por testes adicionais de BWI e DWT. Assim, foi possível utilizar os índices de cominuição presentes no modelo de blocos para calcular a energia específica bloco a bloco, além dos custos de lavra e beneficiamento de cada bloco.

A otimização global utilizando SDB permitiu a aplicação de restrições operacionais durante o sequenciamento de lavra, e uma taxa de desconto para considerar o valor temporal do dinheiro. A otimização retornou um sequenciamento de 20 anos e um VPL acumulado de 408 MUS\$. As produções de mina e usina se mantiveram estáveis ao longo da vida da mina, e como a abordagem geometalúrgica considera a energia específica de cada bloco, o tempo de processamento desses blocos tornou-se um gargalo, impactando a taxa de produção da usina.

Os resultados do estudo mostraram que é possível aplicar a geometalurgia no planejamento de lavra a partir de ensaios rápidos e de baixo custo como o HIT, que fornecem uma estimativa adequada dos índices de cominuição e, conseqüentemente, maior previsibilidade do tempo de cominuição do bloco. Isso elimina as simplificações normalmente utilizadas na indústria

mineral, como considerar o tempo de cominuição e os custos fixos para todos os blocos, e aumenta a confiança nos resultados encontrados.

Por fim, destaca-se que a metodologia mostrada aqui pode ser facilmente reproduzida em outras minas e que ela apresenta um caminho que pode viabilizar o uso da geometalurgia como prática no planejamento de lavra e tomada de decisão.

Reconhecimento

Os autores gostariam de agradecer à mineradora que forneceu as informações para realizar o estudo de caso, à *MiningMath* pela licença completa do *software* fornecida, à CAPES - PROEX, CNPq e FAPEMIG.

Detalhes de financiamento

Este trabalho contou com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) [Código Financeiro 001].

Declaração de divulgação.

Os autores relatam que não há interesses conflitantes a declarar.

8.6 Referências

Alruiz, O., Morrell, S., Suazo, C. & Naranjo, A. (2009). A novel approach to the geometallurgical modelling of the Collahuasi grinding circuit. *Minerals Engineering*, 22(12):1060–1067. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2009.03.017>.

Bergeron, Y., Kojovic, T., Gagnon, M-d-N. & Okono, P. (2017). *Applicability of the HIT for Evaluating Comminution and Geomechanical Parameters from Drill Core Samples—The Odyssey Project Case Study*. In Proceedings of the COM 2017. Vancouver, Canada.

Boisvert, J., Rossi, M., Ehrig, K. & Deutsch, C. (2013). Geometallurgical Modeling at Olympic Dam Mine, South Australia. *Mathematical Geosciences*, 45(8):901–925. <https://doi.org/10.1007/s11004-013-9462-5>.

Bond FC. (1959). *Confirmation of the Third Theory*, In: Proceedings of the AIME Annual Meeting, San Francisco, California.

Campos, P., Cabral, I., Ortiz, C. & Morales, N. (2018). Comparison between the application of the conventional mine planning and of the direct block scheduling on an open pit mine project. *Rem: International Engineering Journal*, 71:2. <https://doi.org/10.1590/0370-44672017710037>

Caterpillar. Caterpillar Performance Handbook. 50th ed. Illinois, USA: Peoria; 2022.

Coward, S., Vann, J., Dunham, S. & Stewart, M. (2009) *The primary-response framework for geometallurgical variables*. In Proceedings of the 7th International Mining Geology Conference (paper 17-19), Perth, Western Australia.

Dimitrakopoulos, R. (2018). *Advances in Applied Strategic Mine Planning*. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy.

DOLL, A. (2022) SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn. Retrieved from: <https://www.linkedin.com/in/alex-doll-66b57465/recent-activity/all/>

DOLL, A. (2024). SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn. Retrieved from: https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0

Dominy, S., O'Connor, L., Parbhakar-Fox, A., Glass, H. & Purevgerel, S. (2018). Geometallurgy—A Route to More Resilient Mine Operations. *Minerals*, 8(12):560. <https://doi.org/10.3390/min8120560>.

Garrido, M., Sepúlveda, E., Ortiz, J., Navarro F & Townley B. (2018). *A Methodology for the Simulation of Synthetic Geometallurgical Block Models of Porphyry Ore Bodies*. In Proceedings of the Procemin geomet 2018, Las Condes, Santiago.

Global Mining Guidelines Group. (2021). The Morrell Method to determine the efficiency of industrial grinding circuits. [internet]. Retrieved from: <https://gmgroup.org/wp->

Gomes, R., Tomi, G. & Assis, P. (2016). Mine/Mill production planning based on a Geometallurgical Model. *Rem: Revista Escola de Minas*, 69(2):213–218. <https://doi.org/10.1590/0370-44672015690173>.

Kojovic, T. (2016). HIT—*A Portable Field Device for Rapid Hardness Index Testing at Site*. In Proceedings of the AusIMM Mill Operators' Conference 2016 (paper. 9–16). Perth, Western Australia.

Kojovic, T., Bergeron, Y. & Leetmaa, K. (2019). *The Value of Daily HIT Ore Hardness Testing of SAG Feed at the Meadowbank Gold Mine*. In Proceedings SAG2019, Vancouver, Canada.

Lishchuk, V., Koch, P., Lund, C. & Lamberg, P. (2015). The geometallurgical framework. Malmberget and mikheevskoye case studies. *Mining Science*, 22(2):57-66. <https://doi.org/10.5277/ms150206>.

Osanloo, M., Gholamnejad, J. & Karimi, B. (2008). Long-term open pit mine production planning: a review of models and algorithms. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 22:3 – 33. <https://doi.org/10.1080/17480930601118947>

Mata, J.F.C., Nader, A.S. & Mazzinghy, D.B. (2022a). Methodology to include the comminution specific energy into open-pit strategy mine planning using global optimization. *TMMM*, 19(2752). <http://dx.doi.org/10.4322/2176-1523.20222752>.

Mata, J.F.C., Nader, A.S. & Mazzinghy, D.B. (2022b). Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling. *TMMM*, 19(2677). <https://doi.org/10.4322/2176-1523.20222677>.

MiningMath. [internet]. 2022. Retrieved from: <https://knowledge.miningmath.com/general-contents/trending-topics/algorithm-framework>

Morales, N., Jélvez, E., Nancel-Penard, P., Marinho, A. & Guimarães, O. (2015). *A comparison of conventional and direct block scheduling methods for open pit mine production scheduling*. In Proceedings of APCOM. Strbské Pleso, Slovakia.

Morales, N., Seguel, S., Caceres, A., Jélvez, E. & Alárcon, M. (2019). Incorporation of Geometallurgical Attributes and Geological Uncertainty into Long-Term Open-Pit Mine Planning. *Minerals*, 9(2):108. <https://doi.org/10.3390/min9020108>.

Napier-Munn, T.J., Morrell, S., Morrison, R.D. & Kojovic, T. (1996) *Mineral comminution circuits: their operation and optimisation*. Julius Kruttschnitt Mineral Research Centre, University of Queensland.

Parian, M., Lamberg, P., Möckel, R. & Rosenkranz, J. (2015). Analysis of mineral grades for geometallurgy: Combined element-to-mineral conversion and quantitative X-ray diffraction. *Minerals Engineering*, 82:25-35. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2015.04.023>.

Revuelta, B. & Jimeno, C. (1997). *Manual de evaluación y diseño de explotaciones mineras*. Entorno Grafico, 705p.

Souza, F., Câmara, T., Torres, V., Nader, B. & Galery, R. (2019). Optimum mine production rate based on price uncertainty. *REM – International Engineering Journal*, 72:4. <https://doi.org/10.1590/0370-44672018720093>

Varianemil, D., Kojovic, T., Hakim, D., Dilaga, R. & Condori, P. (2023). *Ore Hardness Mapping of Batu Hijau Ore Deposit Using the Hardness Index Tester*. In Proceedings of the SAG2023, Vancouver, Canada.

Wills, B. & Napier-Munn, T. (2006). *Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral*. 7th ed. Butterworth-Heinemann.

9 DISCUSSÃO FINAL

O presente trabalho realizou a inserção de variáveis geometalúrgicas no modelo de blocos para realizar a otimização global por SDB em dois modelos de blocos diferentes, o modelo *Marvin* e o modelo de cobre e ouro de uma mina brasileira. Dois estudos foram realizados com cada modelo de blocos.

No primeiro estudo, comparou-se o planejamento de lavra por SDB em dois cenários, um com valores fixos de recuperação metalúrgica, tempo de cominuição e custo de processamento dos blocos e o outro cenário, com esses valores variáveis bloco a bloco a partir da inserção das variáveis recuperação metalúrgica e energia específica.

O *Marvin* é um modelo de blocos sintético, que não possui nenhuma variável geometalúrgica associada a ele, portanto, nesse estudo foi necessário estimar diversos parâmetros para a inserção das variáveis geometalúrgicas. A energia específica foi inserida de forma aleatória e a recuperação metalúrgica de cobre e ouro, em função do teor de cobre.

O primeiro cenário obteve um tempo de vida de 16 anos, com VPLA de 654 MUS\$, contra 17 anos e VPLA de 609 MUS\$. A função da geometalurgia não é necessariamente aumentar o valor do projeto, mas sim obter resultados mais próximos da realidade. Portanto, o maior valor econômico do projeto utilizando valores fixos não deve ser um critério para a escolha dessa opção.

O segundo estudo apresentou uma metodologia mais detalhada para a inserção das variáveis geometalúrgicas no modelo de blocos. Dessa vez, as litologias presentes no banco de dados do *Marvin* foram interpoladas no modelo de blocos. Com isso, a adição das variáveis geometalúrgicas deixou de ser totalmente aleatória e passou a ser função das litologias. Com a energia específica pode-se calcular o tempo de cominuição e o custo de processamento para cada bloco. Além disso, inseriu-se também o custo de mina variável em função da distância de transporte entre bloco-usina ou bloco-mina. O plano de lavra foi distribuído em 11 anos, com valor acumulado de 454 MUS\$.

O terceiro estudo foi feito utilizando um banco de dados real, com índices de cominuição A_{xb} e B_{WI} presentes nele. Esse estudo avaliou se o planejamento de lavra utilizando um modelo de blocos com índices de cominuição interpolado é similar ao planejamento de lavra utilizando um modelo de blocos com a energia específica interpolada. Essa demanda surgiu da equipe técnica da mineradora, que atualmente utiliza a interpolação dos índices de cominuição.

Na primeira abordagem, a energia específica foi calculada já no modelo de blocos, após a interpolação dos índices de cominuição. Já na segunda abordagem, a energia específica foi calculada diretamente nos furos de sondagem, para posterior interpolação. A energia específica em ambas as abordagens foi calculada pela metodologia SMC e a interpolação foi realizada pelo IPD na terceira potência. Como o foco desse estudo foi avaliar a interpolação, os custos de mina e usina foram mantidos fixos para facilitar a interpretação.

Os resultados obtidos na otimização mostraram diferenças sutis entre abordagens. Ambas tiveram tempo de vida de 7 anos, e o VPL da segunda abordagem foi 0,54% maior que o da primeira abordagem. A sequência de extração de blocos foi o que mostrou a maior diferença. A interpolação da energia específica, aumentou o tempo de cominuição de alguns blocos se comparado à interpolação dos índices de cominuição. Com isso, o sequenciamento da lavra período a período precisou ser rearranjado pelo *software* para atender a restrição de tempo de funcionamento da usina. Apesar da diferença no sequenciamento, no geral, as cavas finais foram similares, assim como o VPL.

O último estudo mostrou a metodologia passo a passo para a inserção das variáveis geometalúrgicas e custos no modelo de blocos. Considerando que não houve diferenças significativas entre as abordagens anteriores, optou-se por utilizar o modelo de blocos empregado pela mina, com índices de cominuição interpolados. O custo de energia foi calculado em função do custo do kWh e o custo de mina foi calculado em função da distância de transporte entre o bloco e a usina e entre o bloco e a mina. Nesse estudo, foram utilizados os parâmetros de custos similares aos praticados atualmente na mina ao invés de valores retirados do relatório técnico da empresa, como aconteceu no estudo anterior. Isso possibilitou a abertura considerável da cava e o LOM saltou de 7 para 20 anos. O VPL ficou em 408 MUS\$.

Apesar da capacidade máxima da usina ser de 8 Mt/ano, a produção não chegou a 6,5 Mt/ano. Isso ocorreu devido a limitação de funcionamento da usina de 8060 horas anuais, que se tornou um gargalo para a capacidade, reforçando a importância do uso das variáveis geometalúrgicas (estimativa do tempo de processamento dos blocos através da energia específica).

Os quatro estudos realizados ao longo do doutorado possibilitaram o detalhamento da otimização por SDB, com o uso de diferentes variáveis e restrições. O uso do modelo geometalúrgico numa mina real vem para reforçar a literatura na área e mostrou a importância de se agregar as variáveis geometalúrgicas ao planejamento de lavra e como realizar essa inserção.

10 CONCLUSÕES

No decorrer dos quatro trabalhos abordados de maneira independente nessa tese, o objetivo da pesquisa foi, além de destrinchar o uso da geometurgia, mostrar uma maneira fácil, rápida e de baixo custo de agregar variáveis geometúrgicas ao planejamento de lavra.

No primeiro artigo apresentado foi possível entender a importância da geometurgia e como o uso dessa ferramenta foi capaz de modificar os resultados obtidos no planejamento de lavra quando houve a comparação com o planejamento de lavra sem variáveis geometúrgicas. Já no segundo artigo, a aplicação da geometurgia junto aos custos variáveis bloco a bloco trouxe maior precisão ao planejamento de lavra.

No terceiro artigo, foi realizado um estudo de caso de uma cava de uma mina localizada no Brasil, em que foi possível verificar que o planejamento de lavra com a interpolação dos índices de cominuição resultou num planejamento de lavra similar com a interpolação da energia específica.

No quarto artigo foi detalhada a metodologia para obter a energia específica a partir dos índices de cominuição provenientes do HIT, para posterior otimização global com variáveis geometúrgicas e custos variáveis bloco a bloco. Ainda pouco conhecido e utilizado na mineração, o HIT é um ensaio de baixo custo, que pode ser realizado na própria mina, que demanda pouca massa de minério e pouco tempo para sua realização. Como mostrado ao longo da revisão bibliográfica, os ensaios padrão mais utilizados atualmente na mineração (DWT e SMC, por exemplo) demandam uma massa considerável de material, que deve ser enviada a laboratórios especializados para a determinação dos índices de cominuição que serão utilizados na obtenção da energia específica. O custo elevado desses ensaios e a necessidade de um grande volume de ensaios muitas vezes inviabiliza o uso da geometurgia na mineração. O HIT não chega a ser um substituto para os ensaios de cominuição padrão, mas é capaz de gerar um elevado número de índices de cominuição, reduzindo significativamente a necessidade dos ensaios laboratoriais padrão. Como exemplo, pode-se citar a mina em estudo, que possui 113 furos com informações dos índices de cominuição A_{xb} e BWI obtidos nos testes HIT e 12 furos com resultados dos testes DWT e BWI. Portanto, o uso do HIT pode e deve ser utilizado na mineração como forma de viabilizar o programa geometúrgico.

Como conclusões finais, destacam-se:

- O uso de variáveis geometalúrgicas nem sempre irá aumentar o valor de um projeto, mas irá prever com maior precisão os resultados a serem obtidos no planejamento de lavra;
- O modelo de blocos interpolado com índices de cominuição resultou num planejamento de lavra similar ao modelo de blocos interpolado com a energia específica, no entanto, não é possível afirmar que isso será verdade para qualquer depósito, sendo necessário a avaliação caso a caso;
- O uso do HIT para obtenção de índices de cominuição pode viabilizar um projeto geometalúrgico;
- Foi visível a evolução da ferramenta SDB empregada ao longo dos quatro artigos apresentados. A produção da usina e da pilha de estéril passaram a ser mais estáveis e blocos isolados ao longo dos períodos de extração foram menos frequentes.

Sugere-se para trabalhos futuros utilizar diferentes ferramentas de otimização global e diferentes depósitos para testar a metodologia aplicada e utilizar diferentes bancos de dados para avaliar a interpolação dos índices de cominuição. Por fim, destaca-se o uso do HIT em outras mineradoras para obtenção dos índices de cominuição.

11 REFERÊNCIAS

ARAS, C.; DAGDELEN, K.; JOHNSON, T.B. Generating pushbacks using direct block mine production scheduling algorithm. **Mining Goes Digital** – Mueller et al. (Eds) © 2019 Taylor & Francis Group, London, 2019. ISBN 978-0-367-33604-2

ARROYO, C.H. **Caracterização Geometalúrgica e Modelagem Geoestatística da Mina Brucutu - Quadrilátero**. 2014. Tese (Doutorado) - Escola de Minas - Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2014.

Associação Brasileira de Normas Técnicas. (1990) MB-3253. Moinhos de bolas - Determinação do Índice de Trabalho - Método de ensaio.

BERGERON, Y.; KOJOVIC, T.; GAGNON, M-d-N.; OKONO, P. **Applicability of the HIT for Evaluating Comminution and Geomechanical Parameters from Drill Core Samples—The Odyssey Project Case Study**. In: Proceedings of the COM 2017. Vancouver, Canada; 2017.

Bond, F. C. (1961). “Crushing and Grinding Calculations – Part I”. **British Chemical Engineering**. 6(6), 378-385.

Bond, F. C. (1961) “Crushing and Grinding Calculations – Part II”. **British Chemical Engineering**. 6(8), 543-548.

CAMPOS, P.H.A. **Um comparativo de metodologias no planejamento de lavra: sequenciamento direto de blocos vs. planejamento tradicional**. 2017. 80 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) - Escola de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2017.

CAMPOS, P *et al.* Comparison between the application of the conventional mine planning and of the direct block scheduling on na open pit mine project. **Rem: International Engineering Journal**, v. 71, n. 2, 2018.

CAMPOS, P. H. A.; ARROYO, C.E.; MORALES, N. Application of optimized models through direct block scheduling in traditional mine planning. **The Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy**, Vol. 118, 381-386, apr. 2018.

CAMPOS, L.J.F., *et. al.* **O índice de trabalho de bond para moagem de bolas (bwi) é uma variável aditiva?** In: XXVIII Encontro Nacional de Tratamento de Minérios e Metalurgia Extrativa, 28, 2019, Belo Horizonte.

CAMPOS, P. *et al.* Geometallurgy-oriented mine scheduling considering volume support and non-additivity, **Mining Technology**, 2021.DOI: 10.1080/25726668.2021.1963607

CARMO, F. A. R. **Metodologias para o Planejamento de Cavas Finais de Minas a Céu Aberto Otimizadas**. 2001. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto, 2001.

CASTANHEIRA, L.R. **Impacto dos teores de cortes dinâmicos na geração de cavas finais utilizando o software deswik: uma comparação entre os métodos pseudoflow e sequenciamento direto de blocos**. 2021 Tcc (Graduação) – Universidade Federal de Ouro Preto, 2021.

CHICOISNE, R.; et al. A New Algorithm for the OpenPit Mine Production Scheduling Problem. **Operations Research**, v. 60, n. 3, p. 517-528, Maio-Junho, 2012.

COWARD, S.; VANN, J.; DUNHAM, S.; STEWART, M. **The primary-response framework for geometallurgical variables**. In: Proceedings of the 7th International Mining Geology Conference (paper 17-19). Perth, Western Australia; 2009.

CURI, A. **Minas a Céu Aberto: Planejamento de Lavra**. Oficina de Textos, 2014.

DAGDELEN, K. **Open Pit Optimization—Strategies for Improving Economics of Mining Projects Through Mine Planning**. In: 17TH INTERNATIONAL MINING CONGRESS AND EXHIBITION OF TURKEY, 17, 2001, Turquia, p. 117-121.

DELBONI JR, H. Modelagem e simulação de circuitos de cominuição e classificação. Apostila do curso PMI-5004 – Modelagem e simulação de circuitos de cominuição e classificação. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2003.

Delphos Mining Planning Laboratory [internet]; 2023. Retrieved from: <https://delphoslab.cl/index.php/software-es/41-delphos-open-pit-planner-doppler>

Deswik. [internet]; 2024. Retrieved from: <https://www.deswik.com/pt-br/product-detail/deswik-go/>

DIMITRAKOPOULOS, R.; FARRELLY, C.T.; GODOY, M. **Moving forward from traditional optimization: grade uncertainty and risk effects in open-pit design**. *Mining Technology*. 2002;111(1):82-88. doi:10.1179/mnt.2002.111.1.82

DOLL, A. SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn; 2024. Retrieved from: https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0

DOLL, A. SMC Test parameters from A×b. [internet]. LinkedIn; 2022. Retrieved from: https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0

DOMINY, S.C. et al. Geometallurgy—A Route to More Resilient Mine Operations. **Minerals**, 2018, 8, 560; doi:10.3390/min8120560. Disponível em: www.mdpi.com/journal/minerals.

DOWD, P. A. Optimal open Pit Design: Sensitivity to estimated block values. **Geological Society**, London, Special Publications, v. 79, n. 1, p. 87-94, 1994.

DUNHAM, S.; VANN, J. Geometallurgy, geostatistics and project value - Does your block model tell you what you need to know? **Australasian Institute of Mining and Metallurgy Publication Series**, n. June, p. 189–196, 2007.

EIVAZY H, ESMAIELIK, JEAN R. **Challenges in modelling geomechanical heterogeneity of rock masses using geostatistical approaches**. In: **World Mining Congress. Proceedings of 24th World Mining Congress**, 2016, Oct 18- 21, vol.3, p. 27-36.

FREITAS, S. B. M. **Planejamento estocástico de lavra: metodologias de simulação, otimização e gestão de risco para a mina do futuro**. 2015. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

GARRIDO, M.; SEPÚLVEDA, E.; ORTIZ, J.; NAVARRO, F.; TOWNLEY, B. **A Methodology for the Simulation of Synthetic Geometallurgical Block Models of Porphyry Ore Bodies**. In Procemin Geomet 2018, Las Condes, Santiago, 28-30 November 2018.

GMG - Global Mining Guidelines Group. The Morrell Method to determine the efficiency of industrial grinding circuits [internet]. 2021. Retrieved from: https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE_The-MorrellMethod-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits_2021.pdf.

GONÇALVES, P. C. P. **Geometalurgia: panorama de aplicação no setor minero-metalúrgico**. 2017. Monografia (Graduação) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2017.

GUIMARÃES, O.; MARINHO, A. **Sequenciamento direto de blocos**. In: **8º CONGRESSO BRASILEIRO DE MINA À CÉU ABERTO**, 2014, Belo Horizonte.

HARTMAN, H. L. **SME Mining Engineering Handbook**. 2nd edition. Littleton: Society for Mining, Metallurgy, and Exploration, Inc., 1992, 2394 p.

HOLE, E.B. **Strategisk dagbruddsplanlegging av en industrimineralforekomst. Planejamento estratégico a céu aberto de um depósito mineral industrial**. 2022. Dissertação (Mestrado). Universidade Norueguesa de Ciência e Tecnologia. 2022.

HUSTRULID, W.A.; KUCHTA, Mark. **Open Pit Mine Planning & Design**. 2nd edition. Rotterdam: A.A.Balkema, 2006, 991 p.

JEREZ, R; FEATHERSTONE, R; SCHEEPERS. **Strategic planning model using mathematical programming techniques**. In: **CANADIAN INSTITUTE OF MINING. METALLURGY AND PETROLEUM (CIM)**. 2003

JKMRC – Julius Kruttschnitt Mineral Research Center. **Mineral Comminution Circuits; Their Operation and Optimisation**. Australia. 413p. 1995

JOHNSON, T. B. **Optimum open pit mine production scheduling**. 1968. 120 f. Tese (Doutorado) - Operations Research Department - University of California, Berkeley, 1968.

KOJOVIC, T.; BERGERON, Y.; LEETMAA, K. **The Value of Daily HIT Ore Hardness Testing of SAG Feed at the Meadowbank Gold Mine**. In: **Proceedings SAG2019**, Vancouver, Canada; 2019.

KPI Mining Solutions. [internet]. 2024. Retrieved from: <https://kpimining.com/>.

LAMBERG, P. **Geometallurgy – What, Why and How?** In: **8TH FENNOSCANDIAN EXPLORATION AND MINING**. Levi, Finland: [s.n.]. 2011.

LAMBERG, P.; LUND, C. Geometallurgy – A tool for better resource efficiency. **European Geologist**, n. 37, p. 39-43, Maio 2014.

LEAL, R.S. et al. **Geostatistics applied to geometallurgical modeling**. In: **World Mining Congress**. Proceedings of 24th World Mining Congress, 2016, Oct 18-21, vol.3, p. 115- 22.

LEITE, T. M. G. **Comparação entre métodos de cálculo de cava final: lerchs grossmann vs. Sequenciamento direto de blocos**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Araxá, 2017.

LERCHS, H; GROSSMANN, I. F. Optimum Design of Open Pit Mines, **CIM Bulletin**, v. 58, p. 47 – 54, 1965.

LISHCHUK, V. et al. THE GEOMETALLURGICAL FRAMEWORK. MALMBERGET AND MIKHEEVSKOYE CASE STUDIES. **Mining Science**, v. 22, n. 2, p. 57-66, 2015. ISSN 2300- 9586. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.5277/ms150206>.

LISHCHUK, V. **Geometallurgical programs: critical evaluation of applied methods and techniques**. 2016. 104 Tese (Doutorado) - Luleå University of Technology, Luleå tekniska universitet, Luleå. 2016.

LISHCHUK, V.; PETTERSSON, M. The mechanisms of decision-making when applying geometallurgical approach to the mining industry. **Mineral Economics**. 34:71–80. Springer. 2021.

LUZ, A.B.; FRANÇA, S.C.A.; BRAGA, P.F.A. Tratamento de Minérios. – 6ª Edição. 948 p.p. Rio de Janeiro: CETEM/MCTIC, 2018

MARTINS, S.; MATA, J.; MAZZINGHY, D. **Adição de variáveis geometalúrgicas no planejamento de lavra com sequenciamento direto de blocos**. In: **10º CONGRESSO BRASILEIRO DE MINAS A CÉU ABERTO E MINAS SUBTERRÂNEAS**, Belo Horizonte, Brasil, 2021.

Mata J.F.C, Nader, A.S, Mazzinghy, D.B. Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling. **TMMM**, 2022;19:e2677. <https://doi.org/10.4322/2176-1523.20222677>

Mata J.F.C, Nader, A.S, Mazzinghy, D.B. Methodology to include the comminution specific energy into open-pit strategy mine planning using global optimization. **TMMM**, 2022;19:e2752 | <https://doi.org/10.4322/2176-1523.20222752>

MiningMath. [internet]. 2024. Retrieved from: <https://knowledge.miningmath.com/general-contents/trending-topics/algorithm-framework>

MISHRA, G. **A Geometallurgical Assessment of the Geological and Mineralogical Influences on Flotation Performance at the Nkomati Nickel Mine**, Tese (Doutorado) – Curso de - University Of Johannesburg, Joanesburgo, 2021.

MOHNOT, J.K.; SINGH, U.K. DUBE, A.K.; **Formulation of a Model for Determining the Optimum Investment, Operating Cost and Mine Life of Achieve Planned Profitability**. In: **THE INSTITUTION OF MINING AND METALLURGY**, London, UK, 2001, A129-132.

MORALES, N et *al.* A comparison of conventional and direct block scheduling methods for open pit mine production scheduling. **Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry**, p. 1040-1051. Fairbanks, AK: Society for Mining, Metallurgy & Exploration, p. 1040-1051, 2015.

MORALES, N. et *al.* Incorporation of Geometallurgical Attributes and Geological Uncertainty into Long-Term Open-Pit Mine Planning. **Minerals** 2019, 9, 108; DOI:10.3390/min9020108. 2019.

MOREIRA, A. L. M. **Planejamento de Longo Prazo: Comparação entre Métodos Estimativos e de Definição da Cava Final com Abordagem em Diferentes Formas de Sequenciamento**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2019

MWANGA, A. **Development of a Geometallurgical Testing Framework for ore Grinding and Liberation Properties**. 2016. 158p. Tese (Doutorado) - Luleå University of Technology, Luleå, 2016.

NAVARRA, A; GRAMMATIKOPOULOS, T; WATERS, K. Incorporation of geometallurgical modelling into long-term production planning. **Minerals Engineering**, 2018. p. 118-126.

NAPIER-MUNN, T.J.; MORRELL S.; MORRISON R.D.; KOJOVIC, T. **Mineral Comminution Circuits – Their Operation and Optimization**. JKMRM Monograph Series in Mining and Mineral Processing 2. 1996

OSANLOO, M.; GHOLAMNEJAD, J.; KARIMI, B. Long-term open pit mine production planning: a review of models and algorithms. **International Journal of Mining, Reclamation and Environment**, v.22, n. 1, p. 3 – 33, Março, 2008.

OTA, R. R. M.; MARTINEZ, L. A. **SimSched Direct Block Scheduler: A new practical algorithm for the open pit mine production scheduling problem**. In: **CONFERENCE APCOM 2017**, Volume 38. Golden, CO USA. 2017.

PARIAN, M. et *al.* Analysis of mineral grades for geometallurgy: Combined element-to-mineral conversion and quantitative X-ray diffraction. **Minerals Engineering**, v. 82, p. 25-35, 2015/10/15/ 2015. ISSN 0892-6875. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0892687515001934>

PERONI, R. L; COSTA, J. F. C. L; KOPPE, J. C. Análise da variabilidade de teores e sua incorporação no planejamento de lavra. 2012. **REM: Revista Escola de Minas**. 65(2), 263-270. Abr.jun. 2012.

PINTO, C.L.L; DUTRA, J.I.G. **INTRODUÇÃO AO PLANEJAMENTO E OPERAÇÃO DE LAVRA (A Céu Aberto e Subterrânea)**. Universidade Corporativa Chemtech. Belo Horizonte – MG. 51 p. 2008.

PINTO L. R. e MERSCHMANN, L.H.C. Planejamento Operacional Da Lavra De Mina Usando Modelos Matemáticos. **REM: Revista Escola de Minas**. vol.54 no.3. Ouro Preto July/Sept. 2001.

POTVIN, Y. **Strategic versus Tactical Approaches in Mining**. In: **AUSTRALIAN CENTRE FOR GEOMECHANICS – INTERNATIONAL SEMINAR**, Perth, Australia, 2006.

RAMAZAN, S.; DAGDELEN, K.; JOHNSON, T. B, Fundamental tree algorithm in optimising production scheduling for open pit mine design. **Mining Technology**, 114:1, 45-54, 2013. DOI: 10.1179/037178405X44511

RAMAZAN, S.; DIMITRAKOPOULOS, R. **Stochastic Optimisation of Long-Term Production Scheduling for Open Pit Mines with a New Integer Programming Formulation**. In: **ADVANCES IN APPLIED STRATEGIC MINE PLANNING**; Springer: Cham, Switzerland, pp. 139–153, 2018. ISBN 978-3-319-69319-4.

RECMIN. **Tutorial. 2022**. Disponível em: https://recmin.com/WP/?page_id=255

REVUELTA, B.; JIMENO, C. **Manual de evaluación y diseño de explotaciones mineras**. Madrid: Entorno Grafico, 1997, 705p.

SAMPAIO, J, A,; DELBONI JUNIOR, H. **Princípios da cominuição**, In: Tratamento de minérios, 6,ed, Rio de Janeiro: CETEM/MCTIC, 2018, Cap,4,1, p,107-131.

SCHNEIDER C. Geometarlurgia, mineração de precisão e sustentabilidade. **Revista Mineração e Sustentabilidade**, p 46-47. 2014.

SGS minerals services. Geometallurgy. **SGS Mineral Services: Technical paper T3 sgs**, 354 p, 2013. Disponível em <https://dokumen.tips/documents/sgs-minerals-services-t3-sgs-354-09-2013-sgs-minerals-services-t3-sgs.html>.

SILVA, N. C. S. **Metodologia de planejamento estratégico de lavra incorporando riscos e incertezas para a obtenção de resultados operacionais**. 2008. Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008

SOLA, C.; HARBORT, G. **Geometallurgy – Tricks, traps and treasures**. In: **11TH AUSTRALASIAN INSTITUTE OF MINING AND METALLURGY**. p. 16, 2012. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/289424492_Geometallurgy_-_Tricks_Traps_and_Treasures

SOUZA, F. et al. Direct block scheduling technology: Analysis of Avidity. **REM International Engineering Journal**, Ouro Preto, 71(1), 97-104, 2018. DOI: 10.1590/0370-44672017710129

SOUZA, F. et al. Optimum mine production rate based on price uncertainty. **REM – International Engineering Journal**, v. 72, n. 4, On-line version, 2019.

SOUZA, F. **Sequenciamento Direto de Blocos com Ênfase em Custos de Transporte**. 2018. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2018.

SOUZA JÚNIOR., J. M. **Utilização crítica do algoritmo de Lerchs Grossmann para determinação de cava final**. 2012. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Departamento de Engenharia de Minas, Universidade Federal de Minas Gerais, 2012.

SOUZA, M. R. M. **Comparação entre o método tradicional e o sequenciamento direto de blocos em um depósito de cobre e ouro**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2019

THORLEY, U. **Open Pit Mine Planning: Analysis and System Modeling of Conventional and Oil Sands Applications**. 2012. Tese (Doutorado) - Queen's University - Kingston, Ontario, 2012.

VIEIRA, M.; COSTA, J.F.C.L, **Geometallurgical modelling to help in predicting zinc metallurgical recovery**. In: **24TH WORLD MINING CONGRESS**, Rio de Janeiro, Brasil, 2016.

WILLIAMS, S; RICHARDSON, J. Geometallurgical Mapping: A new approach that reduces technical risk. **SGS Mineral Services: Technical Paper**, Janeiro 2004. 1-13.

WILLS, B.; NAPIER-MUNN, T. **Mineral Processing Technology: An Introduction to the Practical Aspects of Ore Treatment and Mineral**, 7 ed. 2006.

WRIGHT, E. A. Open Pit Mine Design Models. **Trans Tech Publications**, Vol. 8, Alemanha, 1990.