

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais
Especialização em Engenharia de Recursos Minerais

Petrus Luís da Silva Gomes Ribeiro

Geometalurgia Aplicada ao Planejamento de Lavra

Belo Horizonte

2025

Petrus Luís da Silva Gomes Ribeiro

Geometalurgia Aplicada ao Planejamento de Lavra

Monografia de especialização apresentada ao Curso de Especialização em Engenharia de Recursos Minerais do Departamento de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Especialista em Engenharia de Recursos Minerais.

Orientador: Prof. Dr. Douglas Batista Mazzinghy

Coorientador: Leonardo Junior Fernandes Campos

Belo Horizonte

Julho 2025



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MINAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ENGENHARIA DE RECURSOS MINERAIS

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

MONOGRAFIA/ARTIGO

Aos vinte e oito dias do mês de junho do ano de dois mil e vinte e cinco, às 08h:50, o estudante Petrus Luís da Silva Gomes, da 2023700846, defendeu o Trabalho intitulado **“Geometalurgia aplicada ao planejamento de lavra”**.

Participaram da banca examinadora os professores abaixo indicados, que, por nada mais terem a declarar, assinam eletronicamente a presente ata.

Nota: 93

Situação: Aprovado

Orientador: Professor Douglas Batista Mazinghy

Examinador: Professor Gilberto Rodrigues da Silva

Examinador: Professor Luciano Fernandes de Magalhães

Examinador: Leonardo Junior Fernandes Campos (Doutor)



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Fernandes de Magalhães, Professor(a)**, em 17/09/2025, às 09:51, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Gilberto Rodrigues da Silva, Professor do Magistério Superior**, em 17/09/2025, às 11:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Leonardo Junior Fernandes Campos, Técnico de Laboratório**, em 17/09/2025, às 13:20, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Douglas Batista Mazinghy, Professor do Magistério Superior**, em 17/09/2025, às 19:34, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4444939** e o código CRC **4715DFDC**.

INSTRUÇÕES

Este documento deve ser editado apenas pelo Orientador e deve ser assinado eletronicamente por todos os membros da banca.

RESUMO

O planejamento de lavra é uma etapa importante da cadeia de valor mineral e é considerado um problema do tipo NP-Difícil devido a sua natureza combinatória. O sequenciamento de blocos indica se um bloco será extraído, se for extraído quando isso será feito e também o destino do mesmo. Nessa investigação a geometurgia foi aplicada ao sequenciamento de lavra de um depósito de cobre do tipo pórfiro, com o objetivo de comparar duas abordagens distintas de sequenciamento: a abordagem de sequenciamento direto de blocos (SDB) e a abordagem tradicional baseada em cut-off. Os resultados demonstraram que a abordagem SDB resultou em um Valor Presente Líquido Anualizado (VPLA) de 13,2% maior que o melhor cenário que aplica a abordagem tradicional de teor de corte. Conclui-se que o uso integrado de dados geometúrgicos com ferramentas de otimização avançadas oferece ganhos expressivos na eficiência econômica e técnica do planejamento mineiro.

Palavras-chave: Geometurgia; planejamento de mina; modelo de blocos geometúrgico; sequenciamento de lavra; integração de dados.

ABSTRACT

Mine planning is a critical stage within the mineral value chain and is classified as an NP-Hard problem due to its combinatorial nature. Block sequencing determines whether a block will be mined, when it will be mined if selected, and its subsequent destination. In this study, geometallurgy was integrated into the mine sequencing of a porphyry copper deposit with the objective of comparing two distinct sequencing approaches: the direct block sequencing (DBS) approach and the traditional cut-off grade-based method. The results demonstrated that the DBS approach yielded an Annualized Net Present Value (ANPV) 13.2% higher than the best-performing scenario using the conventional cut-off strategy. It is concluded that the integrated use of geometallurgical data alongside advanced optimization tools provides significant improvements in both the economic and technical efficiency of mine planning.

Keywords: Geometallurgy; mine planning; geometallurgical block model; mining scheduling; data integration.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	7
2. MATERIAL E MÉTODOS	8
2.1. Identificação dos Tipos de Variáveis	9
2.2. Sequenciamento do Modelo de Bloco Consolidado	16
3. RESULTADOS E DISCUSSÕES	21
4. CONCLUSÕES	27
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	29

1. INTRODUÇÃO

A geometalurgia tem se consolidado como uma abordagem estratégica essencial no planejamento e na gestão de projetos minerais, ao articular, de maneira integrada, conhecimentos oriundos da geologia, mineralogia e engenharia de processos. Mais do que uma simples combinação interdisciplinar, ela representa um paradigma capaz de modelar e prever, de forma espacialmente explícita, as relações entre as características intrínsecas das rochas e o comportamento das mesmas nas unidades de processamento ao longo da cadeia de valor mineral (Coward & Dowd, 2015). Nesse contexto, atributos metalúrgicos fundamentais — como a recuperação metalúrgica, a taxa de alimentação da planta, a eficiência energética e o consumo de reagentes — influenciam diretamente os custos operacionais e as receitas obtidas, sendo, portanto, determinantes para a viabilidade econômica de um empreendimento mineral (Dunham e Vann, 2007).

Apesar de sua relevância, a previsão acurada dessas variáveis e sua integração ao sequenciamento da produção ainda constituem desafios significativos. Isso se deve, em grande parte, à natureza não-linear das interações entre as propriedades das rochas e o desempenho das plantas de beneficiamento, especialmente em contextos onde o blend de diferentes litotipos é necessário (Dowd, Xu e Coward, 2016). Assim, a geometalurgia não deve ser concebida como uma solução pontual, mas como um compromisso contínuo com a maximização do valor ao longo de todo o ciclo de vida do projeto mineral, complementando — e não substituindo — as metodologias tradicionais de planejamento e otimização das operações de lavra e processamento (Dominy et al., 2018).

Um dos pilares da geometalurgia é o uso intensivo de dados e modelos espaciais robustos, que permitam o suporte quantitativo às decisões operacionais. A maturidade na utilização de dados geometalúrgicos varia substancialmente entre as operações, sendo possível observar desde empreendimentos com amplos bancos de dados ainda subutilizados, até casos em que conjuntos limitados de informações são empregados com alta eficácia na tomada de decisão (Michaux e O'Connor, 2020). Esse espectro evidencia a necessidade de uma avaliação crítica e preliminar do grau de maturidade geometalúrgica de cada organização.

Para que a geometalurgia cumpra seu papel como ferramenta preditiva e orientadora de decisões, é imprescindível o emprego de análises estatísticas rigorosas —

como análise de sensibilidade e análise de risco —, que possibilitem a redução da complexidade do problema por meio da identificação de variáveis-chave e cenários representativos (Mazzinghy, 2024). A construção de modelos confiáveis requer, por sua vez, uma quantidade significativa de dados, os quais podem ser obtidos de forma economicamente viável por meio de testes proxy (testes simplificados) em pequena escala. Enquanto os protocolos experimentais voltados à cominuição já apresentam alto grau de maturidade, aqueles voltados à recuperação metalúrgica ainda se encontram em desenvolvimento (Hunt et al., 2019).

A presente pesquisa tem como objetivo a aplicação da geometurgia ao planejamento de lavra por meio do sequenciamento direto de blocos comparando dois cenários distintos, aplicando uma abordagem que busca integrar o comportamento metalúrgico previsto dos blocos diretamente nas estratégias de lavra, otimizando a geração de valor e a mitigação de riscos ao longo da vida da mina. A partir dessa perspectiva, investiga-se como a geometurgia pode ser eficaz no processo decisório, promovendo uma abordagem mais holística, adaptativa e orientada por dados.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Este estudo ilustra a aplicação da abordagem geometúrgica em um depósito de cobre tipo pórfiro avaliando dois cenários: o primeiro utilizando a abordagem de sequenciamento direto de blocos, e o segundo aplicando a abordagem de teor-de-corte. O modelo foi desenvolvido a partir de um banco de dados público, com cerca de 153.076 blocos, disponível no repositório "geomet_datasets" (Github, 2025). O projeto está estruturado em dois principais eixos de trabalho:

I. Construção do modelo de blocos geometúrgico: identificação dos tipos de variáveis e aplicação de técnicas de modelagem geometúrgica;

II. Sequenciamento do modelo de blocos geometúrgico: definição de uma estratégia de lavra e beneficiamento visando a maximização do valor presente líquido (VPL).

2.1. Identificação dos Tipos de Variáveis

Do ponto de vista geometalúrgico, as variáveis podem ser agrupadas em duas grandes categorias. A primeira inclui propriedades intrínsecas da rocha, denominadas variáveis primárias, enquanto a segunda engloba variáveis que refletem a resposta do material a condições específicas de processamento, conhecidas como variáveis de resposta (Coward et al., 2009). Exemplos de variáveis primárias incluem teor e densidade. Já as variáveis de resposta abrangem índices de moabilidade - como o Índice de Trabalho de Bond (BWI) e o Índice de Potência (SPI – SAG Power Index) para Moagem Semi-Autógena (SAG), além de métricas relacionadas à recuperação. Vale destacar que as variáveis de resposta são, em geral, não-aditivas, o que apresenta desafios para sua propagação dentro do modelo de blocos geometalúrgico (Carrasco, Chiles e Séguret., 2008).

De acordo com Both e Dimitrakopoulos (2022), os principais componentes da abordagem geometalúrgica consistem em conjuntos de dados derivados de informações de produção coletadas em minas operacionais e plantas de beneficiamento. Esses dados são utilizados para estabelecer conexões entre a reserva mineral e o desempenho da planta. Essa abordagem oferece as seguintes vantagens: (i) os dados da planta de beneficiamento medem diretamente as respostas geometalúrgicas da rocha processada em uma escala de suporte adequada, e (ii) tais dados são amplamente disponíveis em um complexo minerador em operação. A utilidade de atributos específicos da rocha depende da aplicação geometalúrgica em questão.

Além disso, conjuntos de dados relacionados a diversos indicadores-chave de desempenho, como capacidade de processamento do moinho de bolas, taxas de consumo de reagentes e recuperação de minerais, são regularmente registrados na planta de beneficiamento e podem ser utilizados como variáveis dependentes. Um elemento crucial na vinculação das características da rocha das reservas minerais aos dados de produção observados nas plantas de processamento é o rastreamento detalhado dos materiais extraídos das frentes de lavra até as plantas, permitindo uma melhor compreensão do fluxo de material (Both & Dimitrakopoulos, 2022).

O desenvolvimento de modelos de blocos geometalúrgicos integra diversas técnicas para capturar a complexidade dos depósitos minerais e prever o comportamento do minério durante o processamento. Cada técnica apresenta vantagens específicas e

pode ser selecionada com base nas características dos dados disponíveis e nos objetivos do estudo. A combinação dessas técnicas possibilita uma compreensão mais abrangente e precisa dos processos geometalúrgicos, auxiliando na tomada de decisão nas operações mineiras. Entre as diversas técnicas aplicáveis, a regressão linear e a regressão multivariada foram empregadas no estudo e serão apresentadas a seguir:

- **Regressão Linear:** Segundo Montgomery (2021), esta é uma técnica estatística fundamental que modela a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. No contexto da geometalurgia, pode ser utilizada para prever o desempenho metalúrgico de um minério com base em suas propriedades físicas e químicas, como teor e densidade. Boisvert et al. (2013) aplicou um modelo de regressão linear dos dados para obter um modelo preditivo com correlações entre as variáveis de desempenho de uma usina variando entre 0,65 e 0,90 na mina Olympic Dam na Austrália.
- **Regressão Multivariada:** Montgomery (2021) argumenta que a técnica estende a regressão linear para modelos com múltiplas variáveis dependentes. É particularmente útil na geometalurgia, onde o comportamento de várias variáveis inter-relacionadas deve ser considerado simultaneamente, como a recuperação de diferentes minerais nos processos de flotação. Sepulveda et al. (2017) utilizou regressão multivariada de variáveis geometalúrgicas na caracterização geometalúrgica de um depósito polimetálico no qual ocorre mineralização de ouro-cobre em uma intrusão de pórfiro e parede rochosa adjacente.

A partir do conjunto de dados original utilizado neste estudo, foram consideradas as seguintes variáveis apresentadas no Quadro 2.1.

Quadro 2.1 – Variáveis originais utilizadas do modelo de blocos base

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO	UNIDADE
x	coordenada x	Adimensional
y	coordenada y	Adimensional
z	coordenada z	Adimensional
%cu	teor de cobre	%

%rec	recuperação metalúrgica	%
BWI	Bond Work Index	kWh/t

Para transformá-lo no modelo de blocos geometalúrgico adotado neste estudo, o conjunto de dados foi ampliado com as variáveis adicionais listadas no Quadro 2.2: A base de dados foi construída utilizando a aplicação Microsoft Excel.

Os dados de SPI foram adicionados à base de dados aplicando a função ALEATÓRIOENTRE, que retorna um número aleatório entre dois números especificados, aplicando como limites inferior e superior os valores 72 e 80, respectivamente.

Quadro 2.2 – Variáveis adicionais utilizadas do modelo de blocos

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO	UNIDADE
SPI	SAG Power Index	minutos
density	densidade do bloco	t/m ³
Esag_kWh/t	consumo específico de energia do moinho SAG	kWh/t
Eball_kWh/t	consumo específico de energia do moinho de bolas	kWh/t
Etot_sag_ball	consumo total de energia (moinho SAG e moinho de bolas)	kWh/t
rom_th	taxa de alimentação da planta	t/h
cu_th	produção de cobre	t/h
mass	massa total do bloco	t
time	Tempo de processamento	h
Process_Value	valor do bloco quando classificado para processamento	\$
Waste_Value	valor do bloco quando classificado para descarte	\$

A densidade do modelo foi calculada através de regressão linear multivariada utilizando-se dos valores do teor de cobre, BWI e SPI, conforme a Equação 1.

$$Density = -0,00075 + 0,033500 \%cu + 0,033295 BWI + 0,033350 SPI \quad (1)$$

A equação foi obtida através da utilização do software estatístico Minitab. Com o auxílio da ferramenta, aplicou-se o procedimento stepwise, que é definido como uma técnica de modelagem estatística em que a seleção das variáveis explicativas é conduzida por meio de um procedimento automatizado, com o objetivo de identificar o subconjunto de preditores que proporciona o melhor ajuste ao modelo de regressão, segundo critérios estatísticos previamente definidos (Montgomery, 2021). O resultado da regressão é exibido na Figura 2.1., o qual consta a aplicação de Análise de Variância (ANOVA). O teste F é usado para avaliar a significância do modelo de regressão linear. É um teste no qual se avalia a significância dos coeficientes β a partir das hipóteses a seguir:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \text{ (modelo não significante) – P-valor} > \alpha$$

$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \beta_3 \neq 0$ (pelo menos um coeficiente é diferente de zero) (modelo significante) – P-valor $< \alpha$

Para o a equação da densidade criada, rejeita-se a hipótese nula (H_0). A partir do valor-p também é possível definir a significância do modelo. Como o valor-p é inferior ao valor de α , definido em 0,05, conclui-se que o modelo é relevante.

Os Fatores de Inflação de Variância, do inglês Variance Inflation Factor (VIF), medem o quanto a variância dos coeficientes de regressão estimados está inflada em comparação à quando as variáveis preditoras não são relacionadas linearmente. Devido a multicolinearidade que ocorre quando as variáveis preditoras são altamente correlacionadas entre si, as estimativas dos coeficientes de regressão podem ser instáveis. Valores maiores que 5 sugerem que o coeficiente de regressão é mal estimado devido à multicolinearidade severa (Montgomery, 2021).

Análise de Regressão: density versus cu, bwi, spi

Seleção Stepwise de Termos

α para entrada = 0.15, α para remoção = 0.15

Equação de Regressão

density = -0.00075 + 0.033500 cu + 0.033295 bwi + 0.033350 spi

Coefficientes

Termo	Coef	EP de Coef	Valor-T	Valor-P	VIF
Constante	-0.00075	0.00139	-0.54	0.587	
cu	0.033500	0.000184	181.71	0.000	1.07
bwi	0.033295	0.000012	2810.21	0.000	1.07
spi	0.033350	0.000018	1835.71	0.000	1.00

Sumário do Modelo

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0.0164578	98.75%	98.75%	98.75%

Análise de Variância

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Regressão	3	3277.38	1092.46	4033296.97	0.000
cu	1	8.94	8.94	33018.65	0.000
bwi	1	2139.06	2139.06	7897276.93	0.000
spi	1	912.75	912.75	3369833.74	0.000
Erro	153072	41.46	0.00		
Total	153075	3318.84			

Figura 2.1 – Análise de Regressão: densidade x %cu, BWI e SP

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Os valores máximos de VIF encontrados, definidos em 1,07, indicam que não há problemas de colinearidade, pois os VIF são pequenos. Adicionalmente, os valores dos coeficientes de determinação e coeficiente de determinação ajustado, os quais definem a quantidade de variação de y explicada pela reta de regressão, de forma isolada e em comparação com outros modelos respectivamente, mostram-se relevantes. Assim, a partir da análise dos resultados, conclui-se que o modelo expresso pela reta de regressão construída para a densidade é significativa.

A estimativa de consumo específico de energia do moinho SAG ($E_{sag_kWh/t}$) foi obtida conforme a Equação 2, proposta por Starkey e Dobby (1996).

$$E_{sag_kWh/t} = \frac{2,2 + (0,1) SPI}{T_{80}^{0,33}} \quad (2)$$

onde:

SPI : SAG Power Index (minutos);

T_{80} : tamanho da malha em que 80% do material passou pela peneira na descarga do moinho SAG (mm). Valor de referência do estudo: 1,68 mm.

A estimativa de consumo específico de energia do moinho de bolas ($E_{ball_kWh/t}$) foi feita conforme a Equação 3, concebida por Bond (1952) e conforme Wills e Finch (2016).

$$E_{ball_kWh/t} = BWI \left(\frac{10}{\sqrt{P_{80}}} - \frac{10}{\sqrt{T_{80}}} \right) \quad (3)$$

onde:

BWI : Bond Work Index (kWh/t);

T_{80} : tamanho da malha em que 80% do material é passante (μm). Valor de referência adotado no presente estudo: 1680 μm ;

P_{80} : tamanho do produto em que 80% do material é passante (μm). Valor de referência adotado no presente estudo: 125 μm .

Com base nos dois valores citados anteriormente, estima-se o consumo total de energia ($E_{tot_sag_ball}$) através da relação exibida na Equação 4.

$$Etot_sag_ball_{kWh/t} = Esag_{kWh/t} + Eball_{kWh/t} \quad (4)$$

A taxa de ROM processado (*rom_th*) foi calculada pela Equação 5.

$$rom_{t/h} = \frac{Psag_{kW} + Pball_{kW}}{Etot_sag_ball_{kWh/t}} \quad (5)$$

onde:

Etot_sag_ball: consumo total de energia (moinho SAG e moinho de bolas);

Psag_kW: potência do moinho SAG. Valor de referência adotado no presente estudo: 17.896,0 kW;

Pball_kW: potência do moinho de bolas. Valor de referência adotado no presente estudo: 12.348,8 kW.

A massa de cada bloco em toneladas foi estimada através da Equação 6.

$$mass_t = \frac{Volume_{m^3} * Density_{kg/m^3}}{1000} \quad (6)$$

onde:

Volume: volume do bloco (m³). Valor de referência: 20³ = 8000 m³;

Density: densidade (kg/m³).

O tempo de processamento (*time*) por bloco em horas é calculado pela Equação 7.

$$time_h = \frac{mass_t}{rom_{t/h}} \quad (7)$$

Do ponto de vista operacional, a energia específica é diretamente relacionada à resistência do minério à fragmentação e, portanto, determina o tempo necessário para processar cada bloco, afetando substancialmente a produtividade do circuito. Em termos econômicos, a consequência imediata é a variabilidade no custo de processamento, que deixa de ser um valor fixo por tonelada e passa a ser uma função do tempo e da energia consumida para processar um dado bloco, considerando as características geometalúrgicas locais.

Considerando, por exemplo, um custo total de processamento da ordem de 10 \$/t, e assumindo que aproximadamente 50% desse valor é atribuído à etapa de moagem, tem-se um custo estimado de 5 \$/t especificamente para essa operação. No entanto, esse valor não é fixo, pois a moagem apresenta variações significativas em função da energia específica demandada, que, por sua vez, está relacionada às propriedades do material de cada bloco. Assim, o custo efetivo de moagem por tonelada processada tende a variar conforme a competência do minério. Ao adotar um custo de processamento uniforme (10 \$/t) para todos os blocos, desconsidera-se essa variabilidade. Como consequência, o algoritmo de sequenciamento pode selecionar blocos de elevada competência, os quais exigem mais energia por tonelada e apresentam menores taxas de produtividade (t/h). Essa simplificação pode comprometer o atendimento das metas de produção, evidenciando a importância da caracterização geometalúrgica para a modelagem acurada dos custos operacionais e para a otimização do planejamento de lavra.

2.2. Sequenciamento do Modelo de Bloco Consolidado

O sequenciamento de lavra envolve diversos desafios operacionais e estratégicos, destacando-se a necessidade de balanceamento de massas entre a mina e a planta de beneficiamento, a gestão eficiente das horas de processamento e a manutenção de teores adequados ao longo da vida útil do empreendimento. O equilíbrio de massas é fundamental para garantir que o volume de material lavrado esteja compatível com a

capacidade nominal da planta de processamento, evitando cenários de subalimentação ou sobrecarga. Esse alinhamento é, comumente, viabilizado por meio de simulações computacionais, nas quais softwares especializados em planejamento mineiro modelam diferentes cenários de produção e avaliam seus efeitos sobre a capacidade de processamento instalada.

Nesse contexto, o Sequenciamento Direto de Blocos (SDB) representa uma abordagem moderna e robusta de otimização global do sequenciamento de lavra. Essa técnica determina simultaneamente os limites finais da cava e a sequência ótima de extração dos blocos, com o objetivo de maximizar o Valor Presente Líquido (VPL) do empreendimento, respeitando metas produtivas e restrições operacionais (Martins, Tomi, Mazzinghy, 2024). Por meio da incorporação de incertezas geológicas ao processo de otimização, o SDB possibilita o planejamento estocástico da produção, ampliando a robustez das decisões estratégicas em ambientes incertos.

Diferentemente das metodologias tradicionais, como aquelas baseadas em teores de corte fixos (cut-off grade), o SDB não pressupõe um valor pré-definido para determinar o destino de cada bloco. Em vez disso, são calculados ao menos dois valores econômicos para cada bloco baseado no destino do mesmo, planta de beneficiamento e pilha de estéril. Essa abordagem permite que o algoritmo selecione, de forma otimizada, o destino mais vantajoso para cada bloco — inclusive considerando múltiplas rotas ou destinos possíveis — com base em sua viabilidade operacional e contribuição econômica ao longo do tempo, expressa por seu valor econômico descontado (Campos et al., 2018).

O algoritmo SDB foi inicialmente proposto por Johnson (1968), embora sua aplicação prática só tenha se tornado exequível com os avanços computacionais proporcionados pelas arquiteturas de 64 bits. No presente estudo, essa metodologia é operacionalizada por meio do software MiningMath, ferramenta de sequenciamento que permite a geração simultânea de múltiplas soluções em um único processo computacional. Essa característica possibilita a construção de árvores de decisão que ampliam a capacidade analítica dos planejadores, permitindo avaliações de risco e decisões otimizadas que não estão limitadas a abordagens sequenciais convencionais (MiningMath, 2025).

As variáveis Process Value e Waste Value são utilizadas pelo algoritmo SDB na definição dos destinos dos blocos, se os mesmos serão direcionados para usina e serão classificados como minério ou se os blocos serão direcionados para a pilha e classificados como estéril. A definição do *Process Value* é mostrada na Equação 8.

$$Process\ Value = M_B g r (S_P - S_C) - M_B (C_P + C_M) \quad (8)$$

onde:

M_B : massa do bloco (t);

g : teor;

r : recuperação;

S_P : preço de venda;

S_C : custo de venda;

C_P : custo de processamento;

C_M : custo de lavra.

A variável *Waste Value* é apresentada na Equação 9.

$$Waste\ Value = - M_B C_M \quad (9)$$

Os parâmetros econômicos utilizados nas Eq. 8 e Eq. 9 foram estabelecidos com base nos valores disponibilizados pela London Metal Exchange (LME) para o período de março de 2025 e são apresentados na Tabela 2.1. A Tabela 2.2 apresenta os parâmetros empregados como dados de entrada no MiningMath.

Tabela 2.1 – Parâmetros econômicos

Parâmetros	Valores
Preço de venda do Cobre	9.500 US\$/t
Custo de venda do Cobre	3.800 US\$/t

Tabela 2.2 – Parâmetros de entrada para otimização DBS

Parâmetros	Valores
Taxa de desconto anual	20%
Capacidade da usina	11,5 Mt/Ano
Capacidade total da mina	40 Mt/Ano
Largura mínima de lavra	80 metros
Largura mínima de fundo de cava	100 metros
Comprimento mínimo de lavra	120 metros
Teor médio de cobre anual	0,4 a 0,6%
Tempo total de funcionamento da usina	8060 h/Ano

A capacidade da mina e da usina foi estimada para o estudo. O tempo anual de operação da planta, totalizando 8.060 horas, foi estimado com base em uma eficiência operacional de 92% do circuito de cominuição, operando ininterruptamente ao longo de 365 dias por ano, 24 horas por dia.

Para o sequenciamento aplicando o teor de corte como critério de classificação dos blocos foi definido valores distintos, dentre os quais temos o valor de 0,22%, que equivale ao 1º quartil do teor de cobre do modelo, conforme verificado na Figura 2.2. A Figura 2.3 mostra o histograma para o teor de cobre.

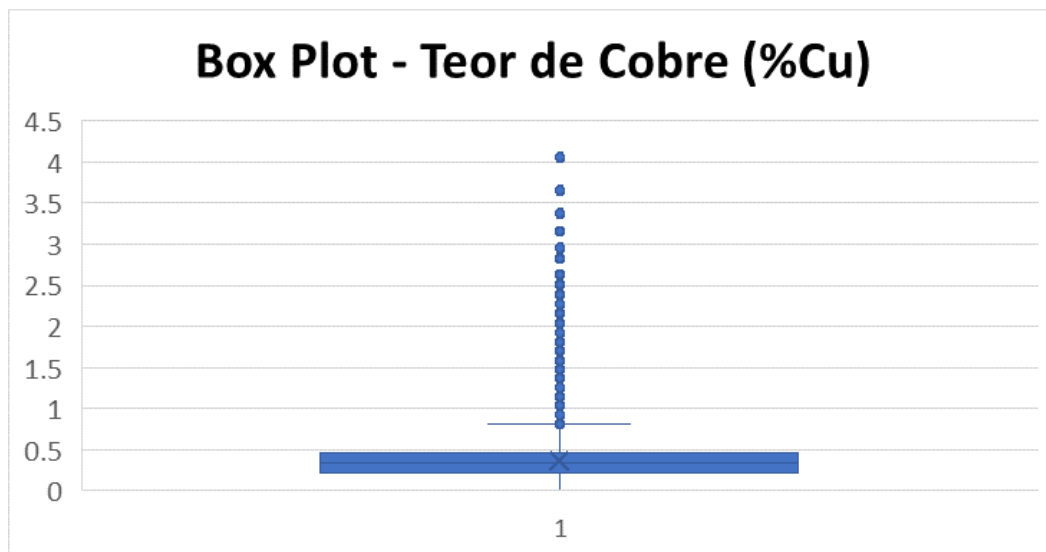


Figura 2.2 – Box plot – Teor de cobre do modelo.

Fonte: Resultados originais da pesquisa

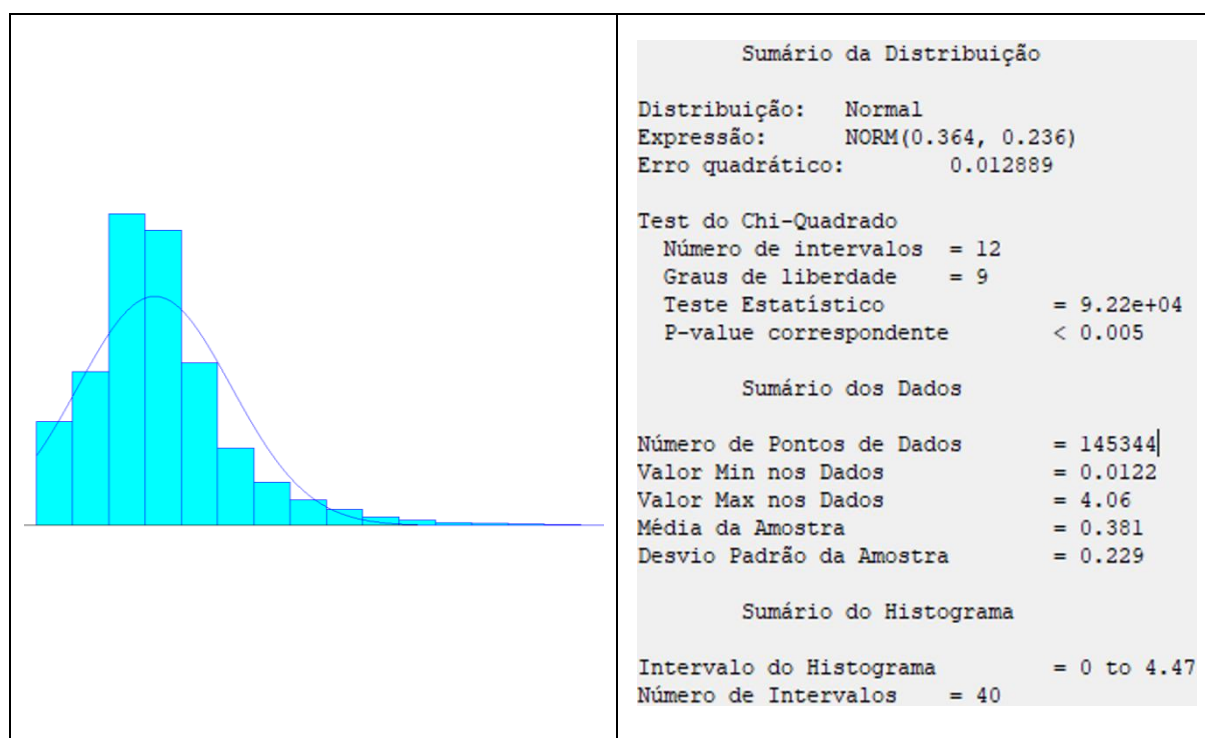
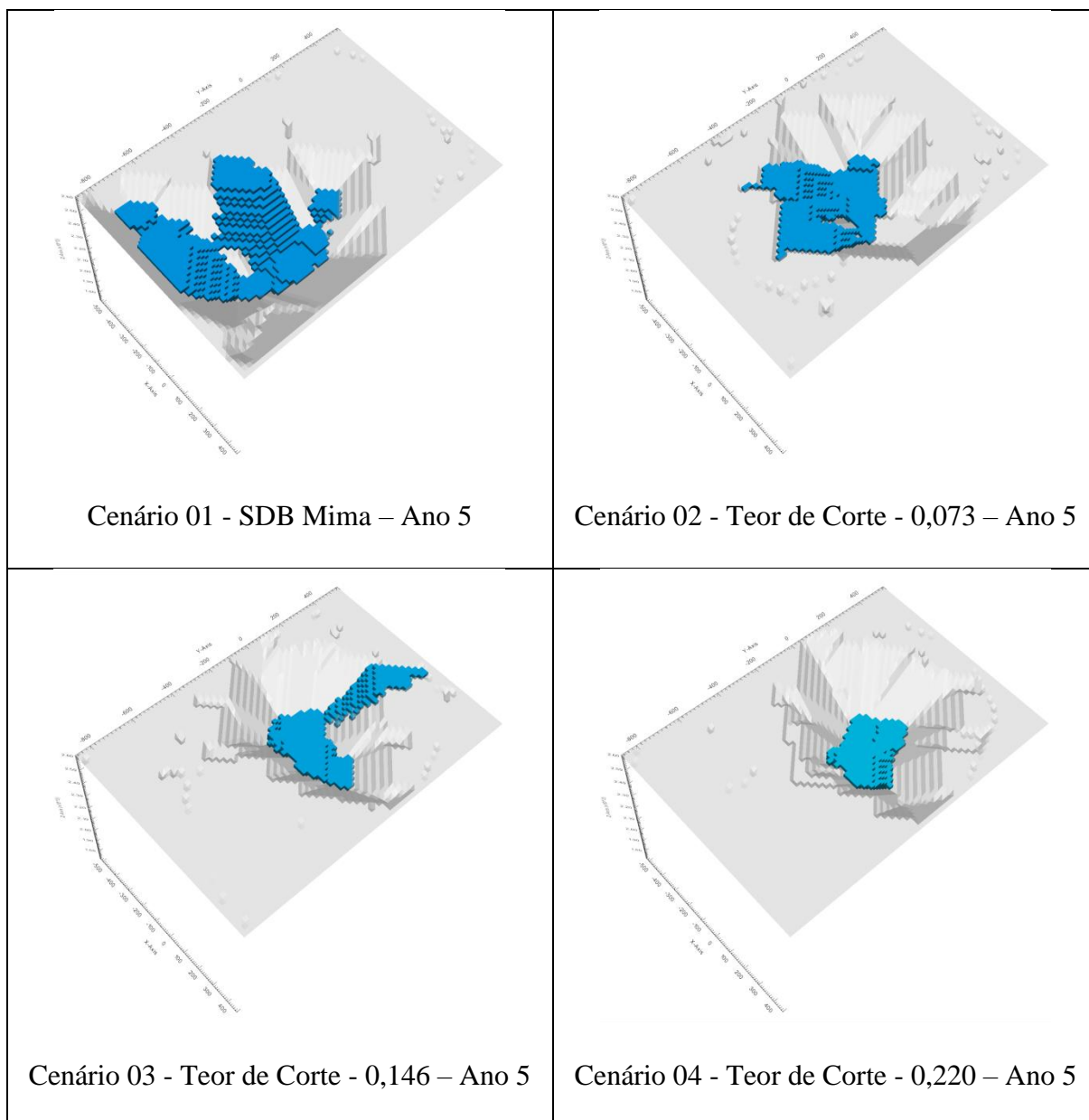


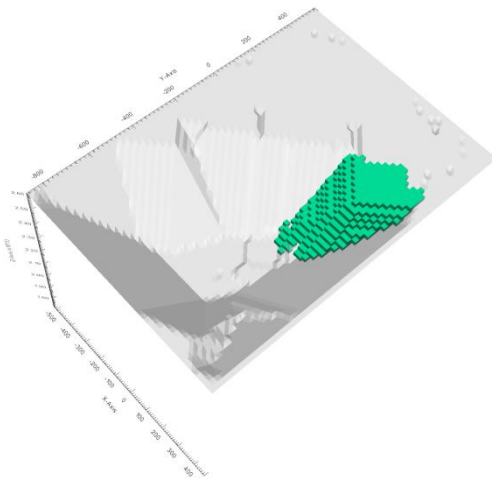
Figura 2.3 – Histograma dos teores de cobre

Fonte: Resultados originais da pesquisa

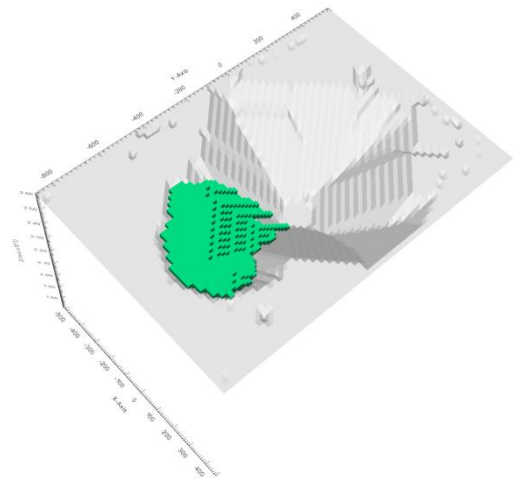
3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Quatro cenários foram construídos, conforme exibido na Figura 3.1, em intervalos de cinco anos. O primeiro aplicou a abordagem SDB e os demais aplicaram uma abordagem tradicional por teor de corte para valores distintos. A otimização realizada por SDB gerou uma sequência de lavra de 27 anos para o cenário 1, superior em anos a todos os demais cenários.

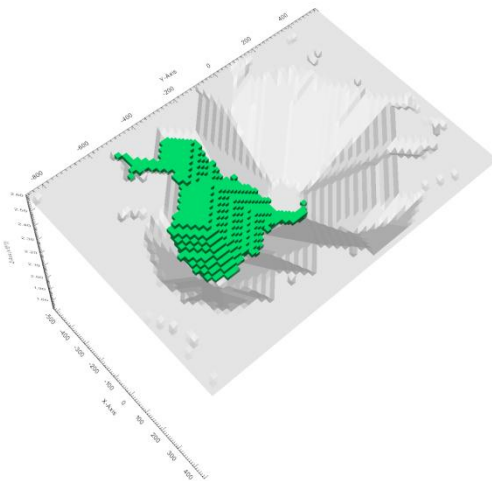




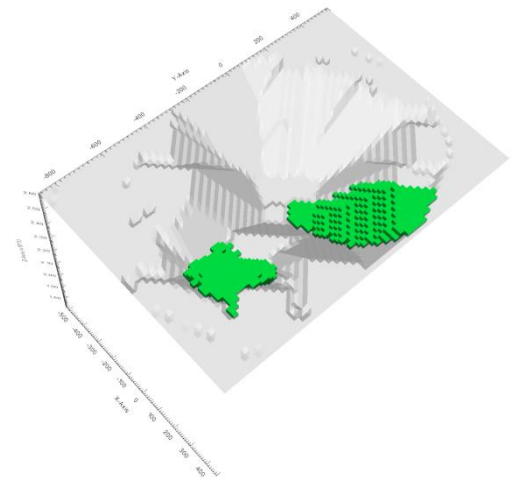
Cenário 01 - SDB Mima – Ano 10



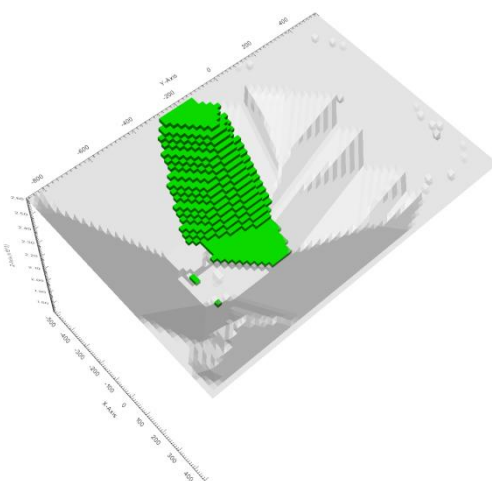
Cenário 02 - Teor de Corte - 0,073 – Ano 10



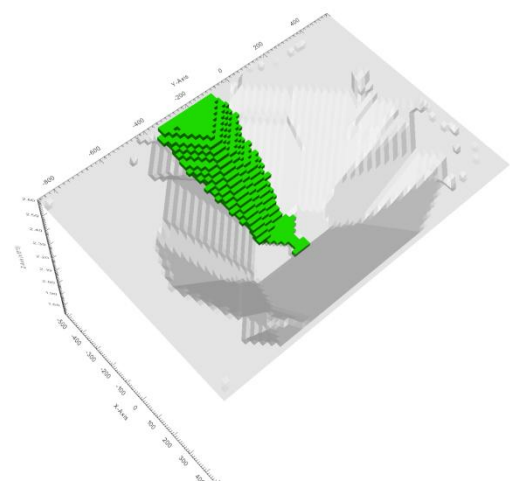
Cenário 03 - Teor de Corte - 0,146 – Ano 10



Cenário 04 - Teor de Corte - 0,220 – Ano 10



Cenário 01 - SDB Mima – Ano 15



Cenário 02 - Teor de Corte - 0,073 – Ano 15

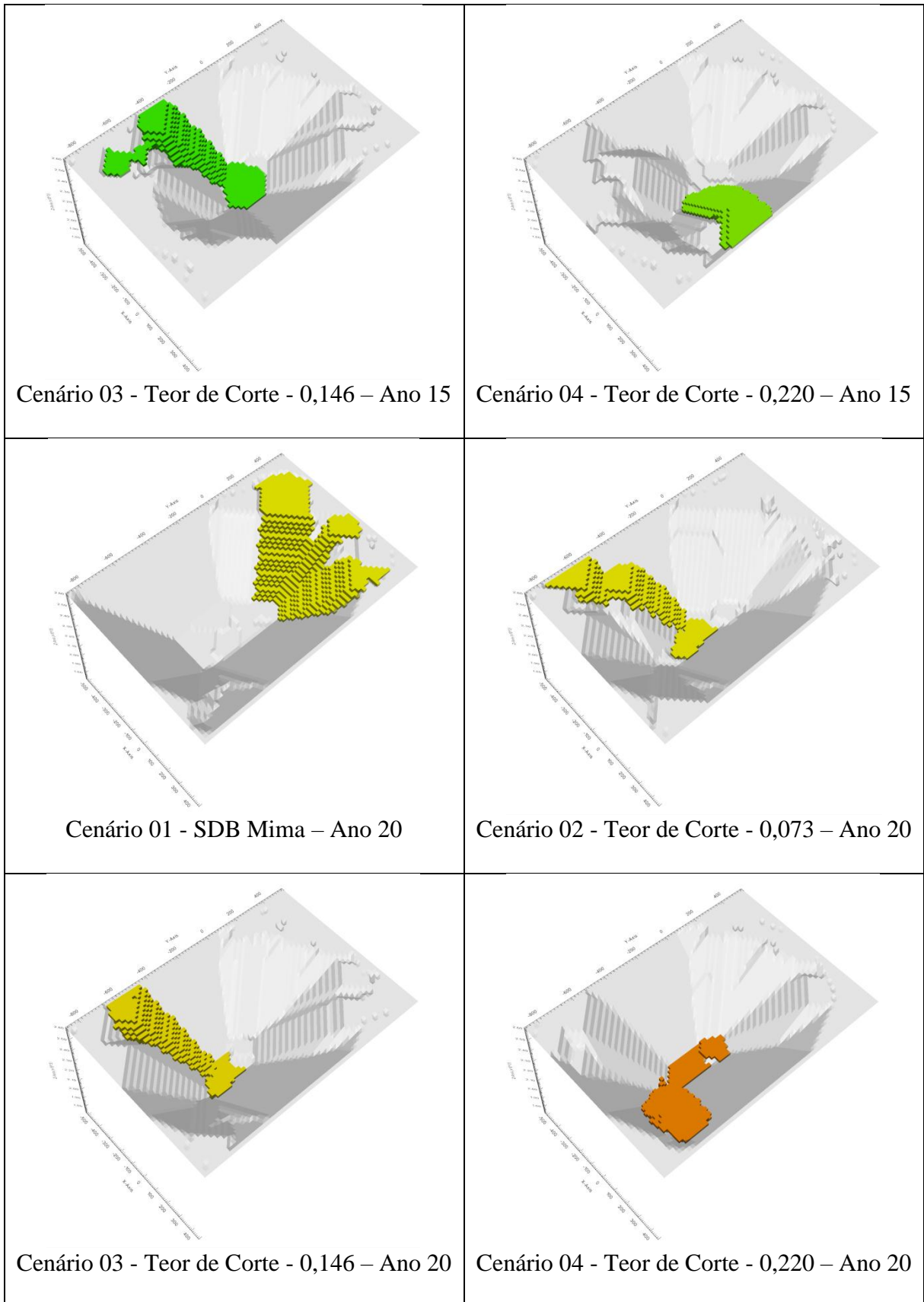


Figura 3.1 – Comparação das cavas – Anos 5, 10, 15 e 20

A Figura 3.2 exibe a tonelagem anual de minério extraído e processado na planta durante a vida útil da mina. A movimentação de minério ao longo da vida da mina variou entre 4,01 e 11,49 Mt, respeitando o limite de capacidade de 11,5 Mt anuais para o SDB. Considerando os cenários nos quais o teor de corte foi aplicado, a quantidade de minério direcionada para a planta de processamento teve uma maior variação para a maioria dos cenários.

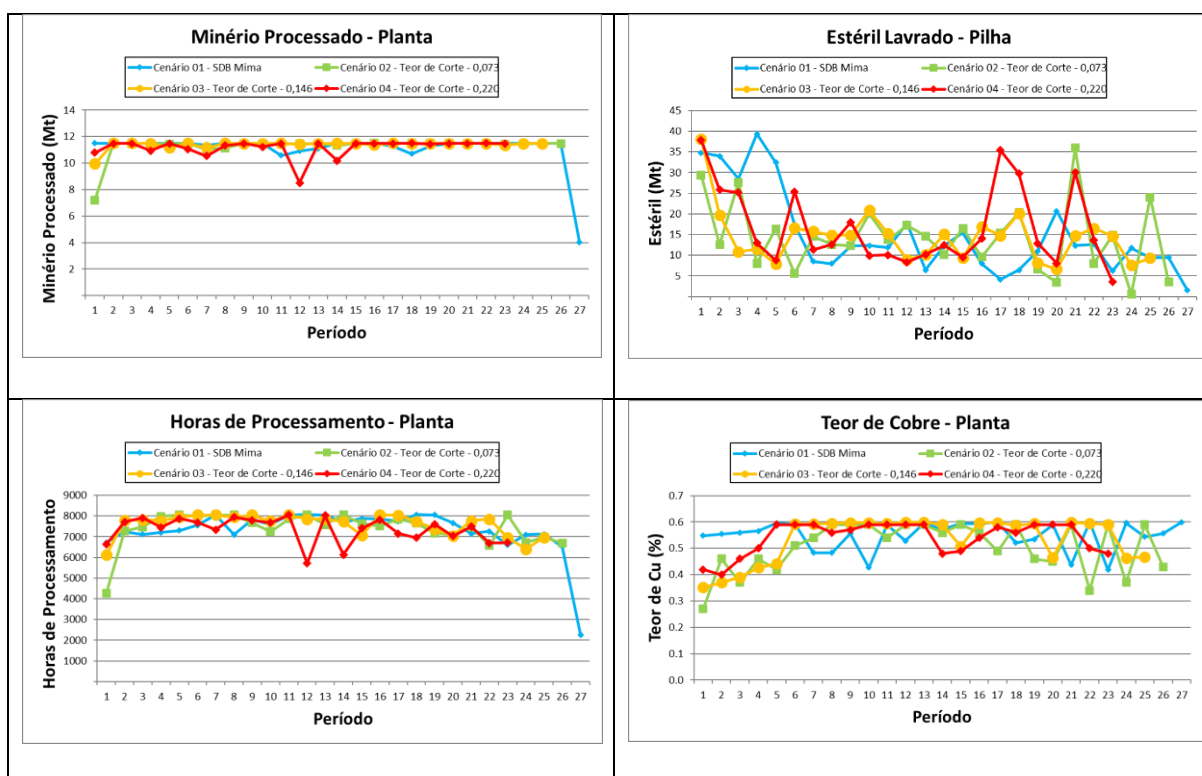


Figura 3.2 – Minério processado, estéril lavrado, horas de processamento e teor de cobre

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A movimentação de material estéril para pilhas respeitou o limite de 40 Mt por ano para o cenário do SDB e o cenário de teor de corte definido em 0,220, conforme ilustrado na Figura 3.2. Para o cenário 1 (SDB) variou entre 1,52 Mt e 39,37. Aplicando a abordagem de teor de corte, a restrição foi respeitada apenas para alguns cenários. A abordagem metalúrgica considera o tempo de cominuição de cada bloco e que a usina possui restrição operacional de 8060 horas anuais. Esses parâmetros atuam como um limitador, restringindo a entrada de novos blocos na usina ao atingir tal valor,

considerando a soma do tempo de cominuição dos blocos, conforme mostrado na Figura 3.2.

A Figura 3.2 também exibe os teores médios de cobre que alimentaram a usina de processamento anualmente. Pode-se observar que o teor de cobre foi respeitado para o cenário 1 e cenário 2, variando entre 0,4% e 0,6% durante todo o período analisado. Para os demais cenários que utilizaram o teor de corte a restrição não foi respeitada.

Os VPLs acumulados resultante da otimização para todos cenários, SDB (cenário 1) e demais cenários baseados em teor de corte (cenário 2, 3 e 4) são apresentados na Figura 3.3. O valor de VPL obtido na abordagem SDB é superior a todas as abordagens que aplicam o teor de corte em todos os períodos, considerando uma taxa de desconto de 20% ao ano.

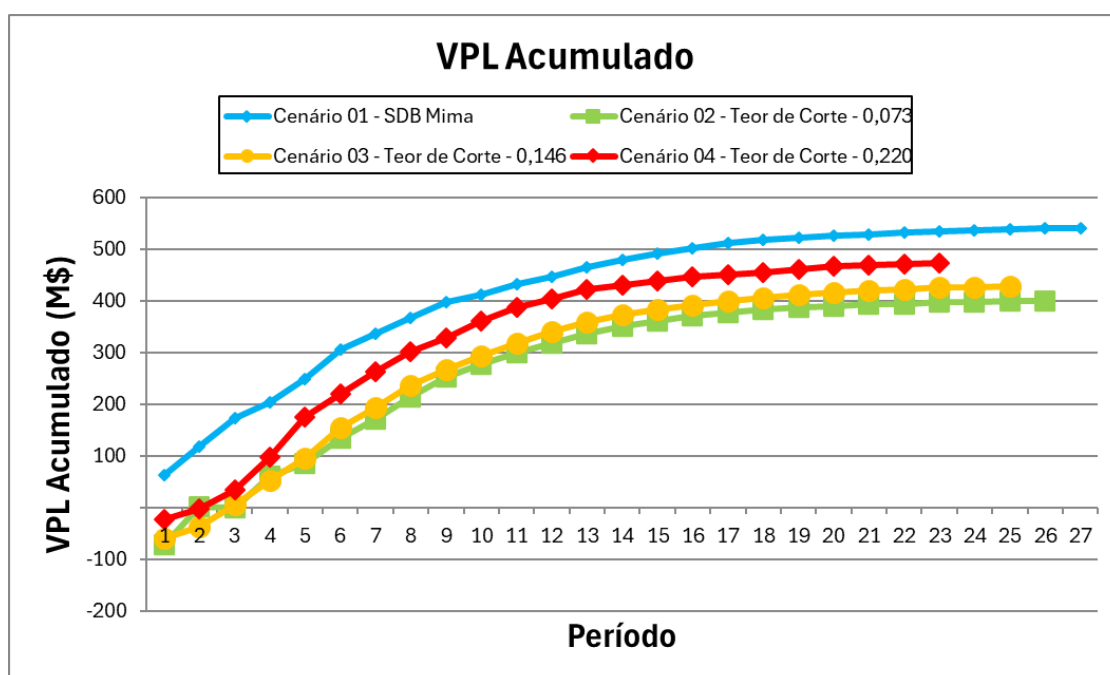


Figura 3.3 – VPL Acumulado

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Entretanto, para uma análise correta dos cenários é necessário utilizar o cálculo de VPL anualizado (VPLA), Equação 10, pois o período de vida da mina é diferente nos dois cenários. Considerando que os cenários analisados apresentam horizontes de tempo

distintos, a comparação direta dos respectivos Valores Presentes Líquidos (VPL) torna-se inadequada, comprometendo a consistência da avaliação econômica.

$$VPLA = VPL \left[\frac{(1+i)^ni}{(1+i)^n - 1} \right] \quad (10)$$

onde:

VPL: valor presente líquido;

i: taxa interna de retorno (TIR);

n: tempo.

Assim, o resultado do VPLA obtido para os cenários é exibido na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – VPLA

Cenários	Anos	TIR (%)	VPL (M\$)	VPLA (M\$)
Cenário 01 - SDB Mima	27	20,0%	540,4	108,9
Cenário 02 - Teor de Corte - 0,073	26	20,0%	400,3	80,8
Cenário 03 - Teor de Corte - 0,146	25	20,0%	428,2	86,5
Cenário 04 - Teor de Corte - 0,220	23	20,0%	473,8	96,2

4. CONCLUSÕES

A comparação entre os resultados obtidos no sequenciamento de lavra para o cenário 1 (SDB) em relação aos demais cenários mostrou que a aplicação do sequenciamento direto de blocos (SDB) proporcionou ganhos substanciais em termos econômicos e operacionais quando comparada à abordagem tradicional baseada em teor de corte (cut-off). Os dados obtidos a partir da simulação do depósito de cobre tipo pórfiro evidenciam que o cenário 1 resultou em um Valor Presente Líquido Anualizado (VPLA) de 108,9 M\$, o que representa um incremento de aproximadamente 13,2% em relação ao VPLA do cenário 4, que foi o melhor cenário que aplicou a abordagem de teor de corte, resultando em VPLA de 96,2 M\$.

Além do superior desempenho econômico, o cenário 1 demonstrou maior capacidade de antecipação da geração de valor, proporcionando maior aproveitamento de blocos com atributos geometalúrgicos favoráveis, conforme identificado no modelo de blocos construído a partir das variáveis primárias e de resposta. A incorporação de múltiplas variáveis no processo decisório — como a recuperação metalúrgica e o consumo energético específico — permitiu uma abordagem mais holística e alinhada com os princípios da geometalurgia, promovendo um sequenciamento mais realista frente à variabilidade do minério. O uso do sequenciamento direto de blocos, permite a integração das características geometalúrgicas ao modelo de lavra, otimizando a seleção dos blocos sem a necessidade da imposição prévia de um teor de corte. Isso permitiu a maximização do retorno econômico global ao longo da vida útil da mina, além de reduzir potenciais perdas por decisões subótimas associadas à aplicação de cut-offs fixos.

Portanto, os resultados mostram que a abordagem SDB oferece uma alternativa metodológica robusta para o planejamento de lavra aplicado ao modelo estudado. Recomenda-se para trabalhos futuros, a avaliação do uso de teor de corte dinâmico, conforme proposto por Lane (2016), uma vez que a adoção de um teor de corte fixo representa uma abordagem simplificada em termos de otimização econômica. Por outro lado, o SDB configura-se como uma metodologia mais robusta, mas em contrapartida exige uma maior complexidade operacional para o controle de blendagem. A abordagem baseada em teor de corte dinâmico pode ser considerada intermediária, tanto em complexidade quanto em potencial de geração de valor. Assim, propõe-se a

comparação sistemática das três abordagens de modo a avaliar suas implicações operacionais e econômicas de forma consistente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BOISVERT, J. B.; ROSSI, M. E.; EHRIG, K.; DEUTSCH, C. V. **Geometallurgical modeling at Olympic Dam Mine**, South Australia. *Mathematical Geosciences*, v. 45, n. 8, p. 901–925, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11004-013-9462-5>.
- BOND, F.C. **The Third Theory of Comminution**. *Mining Engineering*, 4(5), 484–494, 1952.
- BOTH, C.; DIMITRAKOPOULOS, R. **Geometallurgical prediction models of processing plant indicators for stochastic mine production scheduling**. *IFAC-PapersOnLine*, v. 55, n. 21, p. 162–167, 2022.
- 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*, v. 71, n. 2, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1590/0370-44672017710037>.
- CARRASCO, P.; CHILES, J. P.; SÉGURET, S. A. **Additivity, metallurgical recovery and grade**. In: *INTERNATIONAL GEOSTATISTICS CONGRESS*, 8., 2008, Santiago.
- COWARD, S.; DOWD, P. **Geometallurgical models for the quantification of uncertainty in mining project value chains**. In: *INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON APPLICATION OF COMPUTERS AND OPERATIONS RESEARCH IN THE MINERAL INDUSTRY*, 35., 2015, Fairbanks.
- COWARD, S.; VANN, J.; DUNHAM, S.; STEWART, M. **The primary-response framework for geometallurgical variables**. In: *INTERNATIONAL MINING GEOLOGY CONFERENCE*, 7., 2009, Perth.
- DOMINY, S. C.; O’CONNOR, L.; PARBHAKAR-FOX, A.; GLASS, H. J.; PUREVGEREL, S. **Geometallurgy—A route to more resilient mine operations**. *Minerals*, v. 8, n. 12, p. 560, 2018.
- DOWD, P.; XU, C.; COWARD, S. **Strategic mine planning and design: some challenges and strategies for addressing them**. *Mining Technology*, v. 125, n. 1, p. 22–34, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/14749009.2015.1118944>. Acesso em: 1 maio 2025.

DUNHAM, S.; VANN, J. **Geometallurgy, geostatistics and project value – Does your block model tell you what you need to know?** In: Proceedings of the project evaluation conference, Melbourne, Australia. 2007. p. 19-20.

GITHUB. **Geomet_datasets**. 2025. Disponível em: https://github.com/exepulveda/geomet_datasets/tree/master/datasets. Acesso em: 1 maio 2025.

HUNT, J.; BERRY, R.; BECKER, M.; BAUMGARTNER, R. **A special issue dedicated to geometallurgy: preface**. Economic Geology, v. 114, n. 8, p. 1473–1479, 2019. DOI: <https://doi.org/10.5382/econgeo.4688>.

JOHNSON, T. B. **Optimum open pit mine production scheduling**. 1968. Tese (Doutorado em Engenharia de Minas) – University of California, Berkeley, 1968. Disponível em: <https://apps.dtic.mil/sti/citations/AD0672094>. Acesso em: 1 maio 2025.

LANE, K. F. **The economic definition of ore: cut-off grades in theory and practice**. Cleveland, Queensland, Australia: COMET Strategy Pty Ltd, 2016.

MARTINS, S. C.; TOMI, G. F. C.; MAZZINGHY, D. B. **Geometalurgia no sequenciamento de lavra através da otimização global**. In: SIMPÓSIO DE GEOMETALURGIA, 1., 2024, Belo Horizonte. Anais do I Simpósio de Geometalurgia. Belo Horizonte: Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, 2024.

MAZZINGHY, D. B. **Curso de Geometalurgia**. Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais, 2024.

MICHAUX, S.; O'CONNOR, L. **How to set up and develop a geometallurgical program**. GTK Open File Work Report, 2020. Disponível em: https://tupa.gtk.fi/raportti/arkisto/72_2019.pdf. Acesso em: 1 maio 2025.

MININGMATH. **Introduction to MiningMath**. 2025. Disponível em: https://miningmath.com/docs/intro_to_miningmath/. Acesso em: 1 maio 2025.

MONTGOMERY, D. C. **Estatística aplicada e probabilidades para engenheiros**. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2021.

SEPULVEDA, E.; DOWD, P.; XU, C.; ADDO, E. **Multivariate modelling of geometallurgical variables by projection pursuit**. Mathematical Geosciences, v. 49, n. 1, p. 121–143, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11004-016-9660-z>.

STARKEY, J; DOBBY, G. **Application of the Minnovex SAG power index at five Canadian SAG plants.** Proceeding Autogenous and Semi-Autogenous Grinding, p. 345-360, 1996.

WILLS, B. A.; FINCH, J. A. **Wills' mineral processing technology: an introduction to the practical aspects of ore treatment and mineral recovery.** 8. ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2016.