

# ANAIS DO I SIMPÓSIO DE GEOMETALURGIA



# PATROCINADORES

## Cota Platina



## Cota Ouro

## Cota Prata



## Cota Bronze

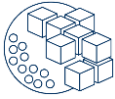


## Apoio Editorial



## Secretaria Executiva





## PREFÁCIO

**Douglas Batista Mazzinghy & João Felipe Costa**

A Geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar integrando todas as áreas da cadeia de valor mineral com o objetivo de incluir a resposta do processamento mineral no planejamento de lavra, tornando o processo de tomada de decisão mais acurado e preciso. Ainda são poucas as pessoas que trabalham com Geometalurgia e esses profissionais, normalmente, sentem falta de discutir sobre várias questões que envolve o dia a dia da Geometalurgia. A possível organização de um Simpósio de Geometalurgia já estava sendo pensada há algum tempo. Inicialmente, o encontro dos profissionais envolvidos com Geometalurgia havia sido idealizado para um total de até 80 pessoas, incluindo profissionais da indústria e da academia.

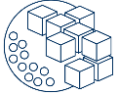
O I Simpósio de Geometalurgia aconteceu entre os dias 24 e 25 de junho de 2024, na Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), e contou com 330 participantes ao longo dos dois dias de evento. Foi uma excelente oportunidade para profissionais de todas as áreas da cadeia de valor mineral discutirem, em conjunto, este tema tão relevante para as mineradoras.

Durante o evento, foram apresentadas 12 palestras de diversas empresas e de diferentes bens minerais e portes. Cada empresa apresentou e discutiu sobre seus programas de Geometalurgia ou suas iniciativas nessa área. Todas as palestras foram de altíssimo nível, e proporcionaram diversas discussões sobre temas importantes da Geometalurgia.

Três mesas redondas discutiram pontos críticos da Geometalurgia. Houve um intenso debate sobre a não aditividade de variáveis geometalúrgicas, sobre a execução de ensaios completos ou simplificados e sobre a aplicação dos modelos geometalúrgicos no planejamento de lavra e processo de tomada de decisão, apenas para citar alguns temas.

Durante os intervalos, tivemos três sessões de poster com 30 trabalhos de diferentes empresas e Universidades. Foi um momento de muita conexão entre os participantes. Foram enviados e aprovados 11 trabalhos completos, os quais fazem parte dos anais do evento. São trabalhos diversos, que abordam os diferentes tópicos pertencentes a geometalurgia, tais como sequenciamento de lavra aplicando variáveis geometalúrgicas, a interpolação de índices de cominuição, modelos geometalúrgicos de produtividade, regressão linear multivariada e conversão elemento-mineral.

A melhor palestra e o melhor poster receberam o prêmio professor Paulo Brandão, em homenagem ao falecido professor emérito da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais. O professor foi agraciado pela Associação Internacional de Mineralogia (IMA) com a honra de ter seu nome dado à descoberta de uma nova espécie mineral, a Brandãoita  $\text{BeAl}_2(\text{PO}_4)_2(\text{OH})_2(\text{H}_2\text{O})_5$ .



Foram realizados quatro minicursos sobre temas diversos que envolve a Geometalurgia, como ciência de dados, mineralogia automatizada, modelagem e simulação. Também houve vários sorteios de treinamentos e licenças de softwares. Um dos objetivos do evento foi contribuir com o treinamento de profissionais da indústria e da academia e colaborar com a formação de profissionais especializados em Geometalurgia.

A avaliação geral dos presentes indicou que o evento foi um sucesso, com um ambiente propício para discussões de alto nível sobre Geometalurgia, e troca de experiências entre os profissionais de diferentes áreas, gerando percepções para possíveis melhorias nos programas de Geometalurgia de suas respectivas empresas.

A próxima edição do evento será organizada pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) em 2026. Esperamos nos encontrar em breve para mais uma oportunidade de discutir sobre os avanços e desafios da Geometalurgia!!!

**Prof. Douglas Batista Mazzinghy**  
Presidente

**Prof. João Felipe Costa**  
Vice-Presidente



## COMISSÃO ORGANIZADORA

### **Presidente**

Douglas Batista Mazzinghy

### **Vice-presidente**

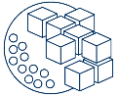
João Felipe Costa

### **Avaliação dos trabalhos**

André Santos  
Claudio Schneider  
Edmo Rodovalho  
Leonardo Campos  
Pedro Campos  
Pedro Casagrande

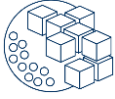
### **Divulgação e Apoio**

Augusto Cordeiro  
Debora Resende  
Deivid Andrade  
João Lopes  
Julia Gonçalves  
Pedro Rezende



## SUMÁRIO

<b>GEOMETALURGIA NO SEQUENCIAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DA OTIMIZAÇÃO GLOBAL</b> <i>S. C. MARTINS, G. F. C. TOMI, D. B. MAZZINGHY</i>	<b>7</b>
<b>EXPLORANDO VARIAÇÕES DE PARÂMETROS GEOMETALÚRGICOS COM O AUMENTO DE PROFUNDIDADE DA MINA CUIABÁ</b> <i>S. O. PINTO, M. G. LEMOS, L. M. LOBATO, R. B. FONSECA, M. F. MAGALHÃES, R. O. MABUB, I. T. DE CARVALHO, R. FERNANDES, T. F. SANTOS, D. T. PETERLE</i>	<b>25</b>
<b>ANÁLISE COMPARATIVA DE MODELOS GEOMETALÚRGICOS DE PRODUTIVIDADE DA MINA MORRO DO OURO: ABORDAGENS RECENTES E CONVENCIONAIS</b> <i>L. C. M. LUCRÉCIO, F. S. MENDES, D.B. MAZZINGHY, A.B. HENRIQUES</i>	<b>43</b>
<b>USO DE REGRESSÃO LINEAR MULTIVARIADA PARA MODELAGEM GEOMETALÚRGICA DE DEPÓSITO DE BAUXITA</b> <i>E. RODOVALHO, J. D. O. LIMA, P. H. A. CAMPOS, P. B. CASAGRANDE, D. B. MAZZINGHY</i>	<b>57</b>
<b>MODELAGEM GEOMETALÚRGICA DA RECUPERAÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM PROJETO GREENFIELD UTILIZANDO CONVERSÃO ELEMENTO-MINERAL</b> <i>T.N.M. OLIVEIRA, D.B. MAZZINGHY</i>	<b>73</b>
<b>ADITIVIDADE DA VARIÁVEL PERDA POR CALCINAÇÃO (PPC) PARA O MODELO GEOMETALÚRGICO DA SAMARCO</b> <i>T. L. SILVA, M. C. SILVA, P. C. F. N. COELHO, A. S. CORREA, P.H.A. CAMPOS, D.B. MAZZINGHY</i>	<b>88</b>
<b>ABORDAGEM GEOMETALÚRGICA APLICADA A UM NOVO DEPÓSITO POLIMETÁLICO DE COBRE, OURO E PRATA NA REGIÃO CENTRO OESTE DO BRASIL</b> <i>L. F. SILVA, L. F. MAGALHAES, L. J. F. CAMPOS, D. B. MAZZINGHY</i>	<b>97</b>
<b>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</b> <i>S. C. MARTINS, P. H. A. CAMPOS, D. B. MAZZINGHY</i>	<b>116</b>
<b>VIABILIZAÇÃO DO CORPO DE MINÉRIO DE DOLOMITOS APLICANDO UMA ABORDAGEM GEOMETALÚRGICA NA MINA DE SERRA GRANDE, GOIÁS</b> <i>M. L. CAIXETA, M.G. LEMOS, M.F. MAGALHÃES, J. SCHROEDER, D.B. MAZZINGHY, P.B. CASAGRANDE</i>	<b>135</b>
<b>INCLUSÃO DE VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS NO SEQUENCIAMENTO DE MINA DE FERRO</b> <i>C. C. T.BARBOSA, D. B. MAZZINGHY, P. H. A. CAMPOS</i>	<b>147</b>
<b>MODELO GEOMETALÚRGICO PARA PREVISÃO DE RECUPERAÇÃO METALÚRGICA DE COBRE DE UMA PILHA DE ESTOQUE DE BAIXO TEOR</b> <i>G. A. SANTOS JR, G. J. EVANGELISTA, A. A. MOREIRA, P. B. CASAGRANDE, D. B. MAZZINGHY</i>	<b>159</b>



# GEOMETALURGIA NO SEQUENCIAMENTO DE LAVRA ATRAVÉS DA OTIMIZAÇÃO GLOBAL

S. C. MARTINS\*<sup>1,2</sup>, G. F. C. TOMI<sup>3</sup>, D. B. MAZZINGHY<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG)

<sup>2</sup>Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, materiais e de minas (PPGEM)

<sup>3</sup>Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo  
silviaengminas@cefetmg.br\*

## RESUMO

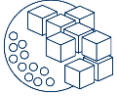
A geometalurgia é uma abordagem que associada ao planejamento de lavra pode produzir resultados mais acurados. Um dos seus desafios é a obtenção de parâmetros normalmente obtidos através de ensaios que necessitam significativa quantidade de amostra, tempo e elevado custo. Esse trabalho usou o Sequenciamento 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



## 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.

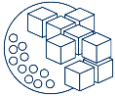
A recuperação metalúrgica é definida como a razão entre a quantidade de metal recuperada no concentrado e a quantidade total de metal na alimentação (Wills & Napier-Munn, 2006). A inserção da recuperação metalúrgica no modelo de blocos ajuda a prever com maior precisão a tonelagem de metal obtida durante 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 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 m<sup>3</sup> e a potência nominal de moagem foi de 10 MW.





(a) Modelo de blocos sem variáveis geometalúrgicas			(b) Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas		
0,2% Cu 2,85 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,2% Cu 2,85 t/m <sup>3</sup> R: 76,95% 10,5 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 80,18% 11,0 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 80,18% 11,3 kWh/t
0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,4% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,3% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 78,93% 10,9 kWh/t	0,4% Cu 2,98 t/m <sup>3</sup> R: 81,33% 12,4 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 82,23% 12,6 kWh/t
0,5% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,6% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,8% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 81,6% 11,8 kWh/t	0,5% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 82,23% 12,5 kWh/t	0,6% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 82,96% 12,9 kWh/t	0,8% Cu 3,01 t/m <sup>3</sup> R: 83,93% 13,9 kWh/t

Figura 1: (a) Modelo de blocos sem variáveis geometalúrgicas; (b) Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas.

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 1. Os blocos foram nomeados por índices, sendo que a contagem é crescente de cima para baixo e da esquerda para a direita.

$$M_{Cu} = V_B \cdot \rho \cdot g_{Cu} \cdot R_{Cu} \quad (1)$$

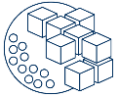
$$TPH = \frac{P}{SE} \quad (2)$$

$$P_h = \frac{V_B \cdot \rho}{TPH} \quad (3)$$

Em que,  $M_{Cu}$ : massa de cobre (t);  $V_B$ : volume do bloco (m<sup>3</sup>);  $\rho$ : densidade (t/m<sup>3</sup>);  $g_{Cu}$ : 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).

A Tabela 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.

Tabela 1: Produtividade para os modelos de blocos mostrados na Figura 1.

Blocos	Modelo de blocos sem variáveis geometalúrgicas			Modelo de blocos com variáveis geometalúrgicas		
	$M_{Cu}$ (t)	TPH (t/h)	$P_h$	$M_{Cu}$ (t)	TPH (t/h)	$P_h$
B <sub>1,1</sub>	4,65	847,46	3,36	4,39	952,38	2,99
B <sub>1,2</sub>	7,30	847,46	3,52	7,17	909,09	3,28
B <sub>1,3</sub>	7,30	847,46	3,52	7,17	884,96	3,37
B <sub>2,1</sub>	7,30	847,46	3,52	7,06	917,43	3,25
B <sub>2,2</sub>	9,73	847,46	3,52	9,69	806,45	3,70
B <sub>2,3</sub>	12,28	847,46	3,55	12,38	793,65	3,79
B <sub>3,1</sub>	12,28	847,46	3,55	12,38	800,00	3,76
B <sub>3,2</sub>	14,74	847,46	3,55	14,98	775,19	3,88
B <sub>3,3</sub>	19,65	847,46	3,55	20,21	719,42	4,18
<b>Soma</b>	<b>95,21</b>	<b>7.627,14</b>	<b>31,64</b>	<b>95,42</b>	<b>7.558,57</b>	<b>32,20</b>
<b>Média</b>	<b>10,58</b>	<b>847,46</b>	<b>3,52</b>	<b>10,60</b>	<b>839,84</b>	<b>3,58</b>

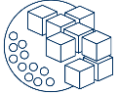
Uma alternativa para se determinar o desempenho da cominuição de forma rápida e de menor custo é o Hardness Index Tester (HIT). Com projeto semelhante ao equipamento utilizado no ensaio de DWT, o HIT consegue estimar de maneira rápida e de baixo custo os parâmetros de cominuição  $A \cdot b$  de forma 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).

### 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).

## 1.2 Sequenciamento direto de blocos (SDB)

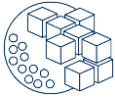
O SDB é um método de otimização global para o problema de sequenciamento de mina. O algoritmo pode definir os limites finais da cava e estabelecer a sequência específica de extração de blocos que otimiza o VPL, considerando metas de produção e restrições operacionais. Também é possível realizar planejamentos 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*.

## 1.3 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.

## 2.1 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  $B_{WI}$  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  $B_{WI}$  (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 2 e 3 mostram os histogramas para cobre e ouro, respectivamente.

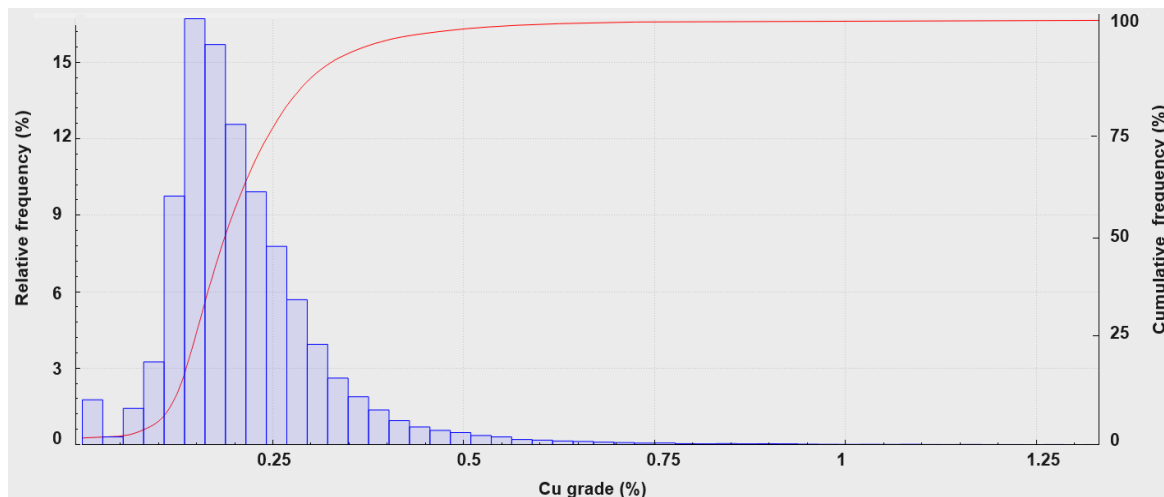


Figura 2: Histograma dos teores de cobre.

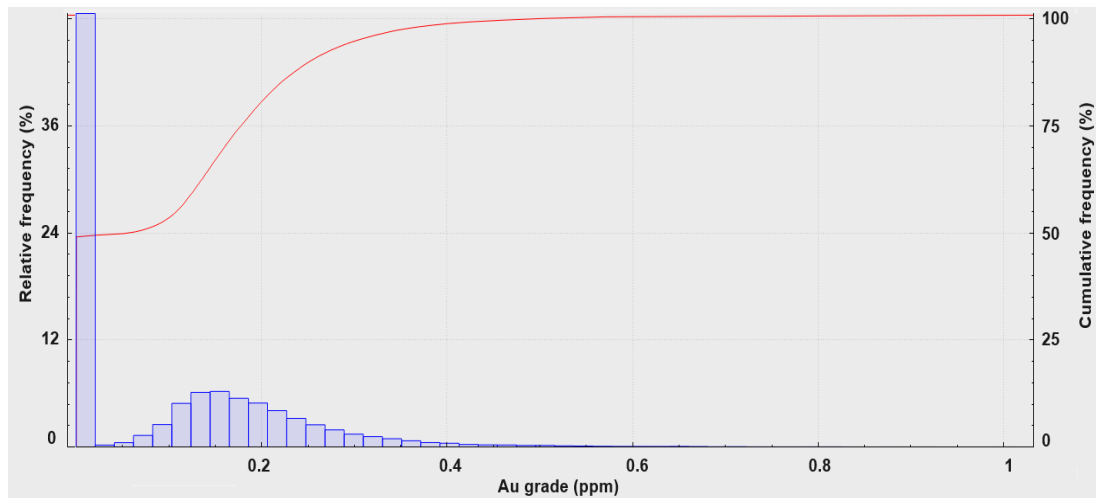
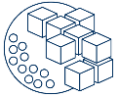


Figura 3: Histograma dos teores de ouro.

## 2.2 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 2 e 3 apresentam as Equações 6 e 7 utilizadas para cálculo da recuperação metalúrgica do cobre e do ouro, respectivamente. As Figuras 4 mostram as curvas de recuperação metalúrgica para cobre e ouro, respectivamente.

Tabela 2: Equação para a recuperação de cobre

Recuperação de Cu	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Cu}) + b + 1.5$ (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 3: Equação da recuperação de ouro

Recuperação de Au	Litologia	<i>a</i>	<i>b</i>
$a \cdot \ln(\text{Teor de Au}) + b$ (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

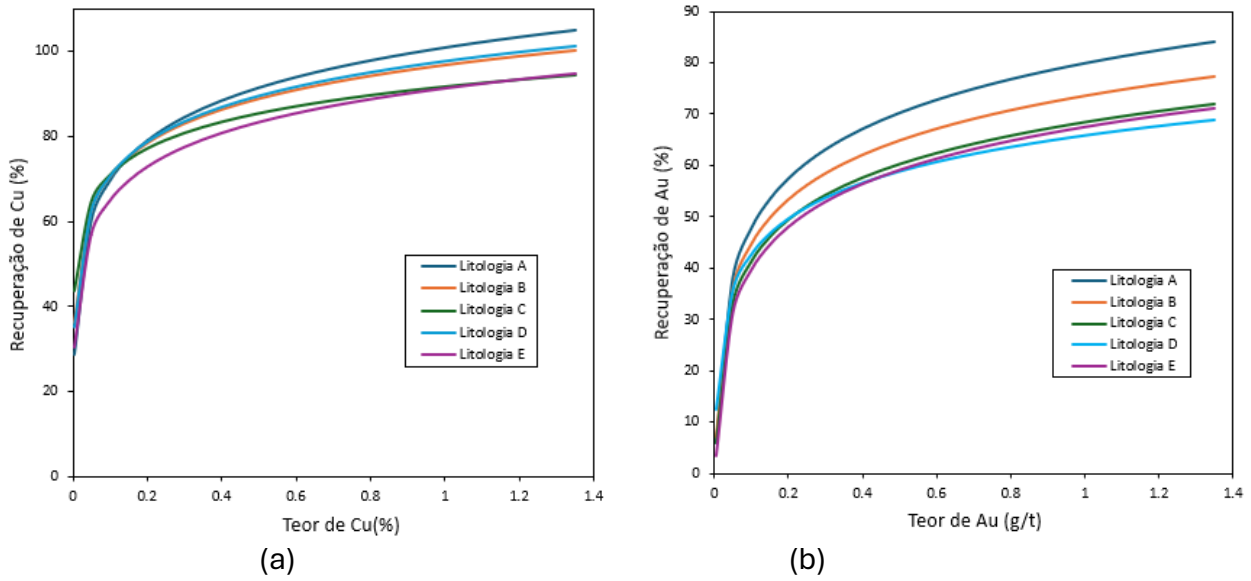
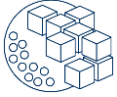


Figura 4: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.

### 2.3 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 5 (Doll, 2024). E o parâmetro  $Mib$  foi estimado a partir da Figura 6 (Doll, 2022), utilizando  $P100$  em  $150\mu m$ , que foi a malha de controle utilizada no teste  $BWI$  e equivale a um  $P80$  de  $114\mu m$ .

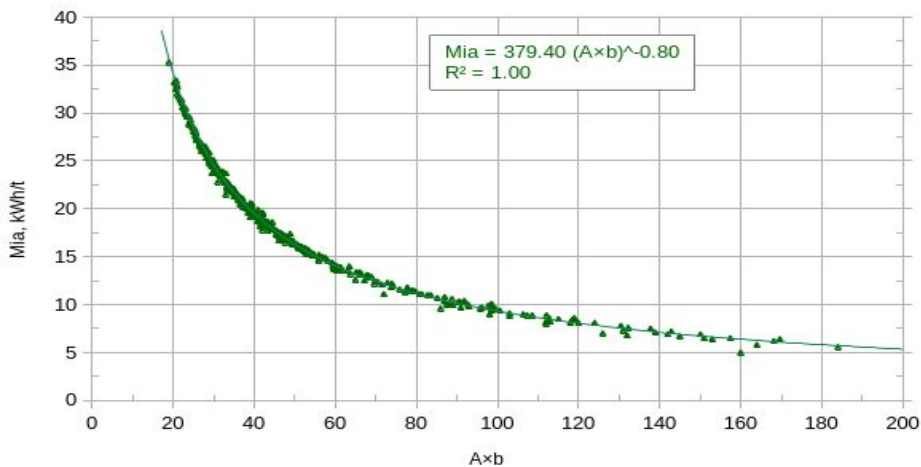


Figura 5: Relação entre  $Axb$  e  $Mia$  (Doll, 2024).

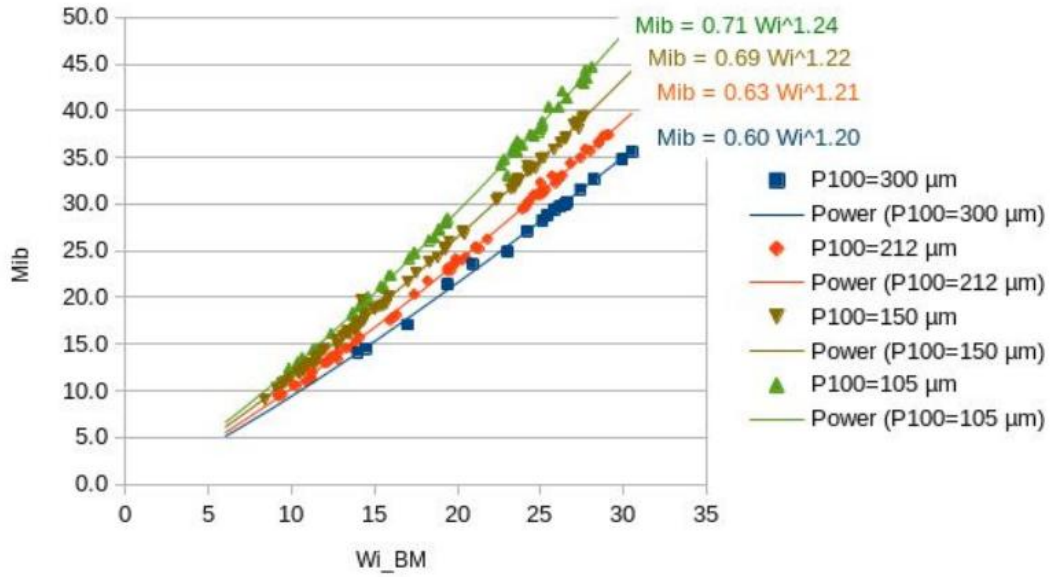


Figura 6: Relação entre Mib e BWI (Doll, 2022).

Porém, o  $P_{80}$  praticado na usina é de 280  $\mu\text{m}$ . 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  $\mu\text{m}$ ;  $P_{80ref}$ :  $P_{80}$  obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em  $\mu\text{m}$ .

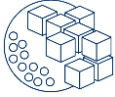
A energia específica foi então calculada de acordo com a Equação 9 (GMG, 2021).

$$SE = 4Mia(750^{-(0,295+750/10^6)} - F_{80}^{-(0,295+F_{80}/10^6)}) K_1 + 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (9)$$

Em que,  $SE$ : energia específica (kWh/t);  $Mia$ : índice de trabalho da fração grossa;  $F_{80}$ : 80% passante na alimentação da moagem ( $\mu\text{m}$ );  $K_1$ : 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 ( $\mu\text{m}$ ).

Para cálculo dos valores de energia específica foram utilizados  $F_{80}$  de 146.000  $\mu\text{m}$ ,  $K_1$  de 0,95 e  $P_{80}$  de 280  $\mu\text{m}$ .

A taxa de alimentação da usina e o tempo de cominuição foram calculados de acordo com as Equações 2 e 3, respectivamente.



## 2.4 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 10.

$$C_P = SE * E_C + 50\% . C_{FP} \quad (10)$$

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.

## 2.5 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 4. A Tabela 5 mostra os parâmetros usados como dados de entrada no MiningMath. Esses parâmetros foram fornecidos pela empresa.

Tabela 4: 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 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	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.

## 2.6 Diagrama de metodologia

A Figura 7 apresenta um esquema ilustrativo da metodologia a ser aplicada neste trabalho.

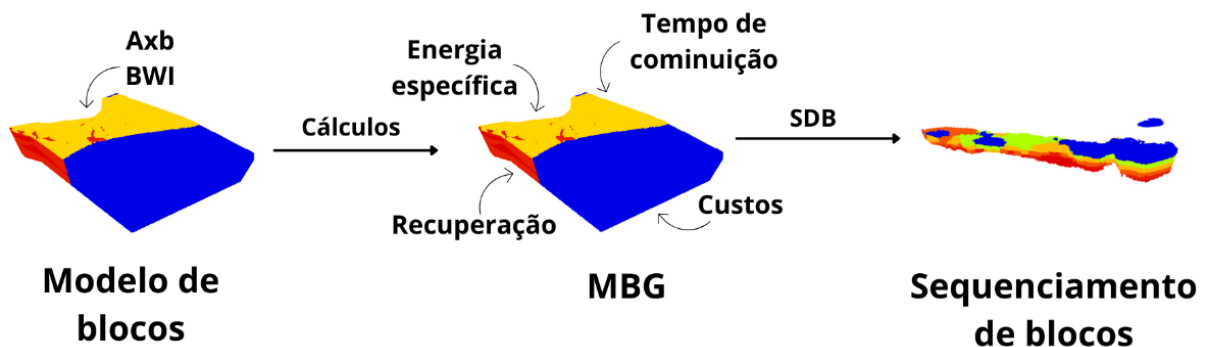


Figura 7: Diagrama da metodologia.

## 3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A otimização realizada no MiningMath gerou uma sequência de lavra de 20 anos. A Figura 8 mostra o sequenciamento dos blocos e a Figura 9 mostra os blocos extraídos ano a ano.

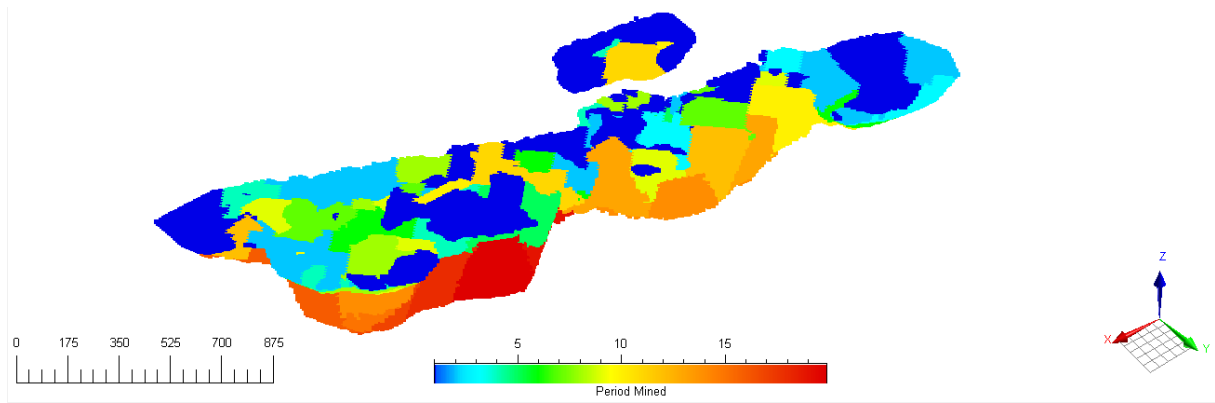
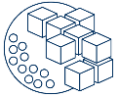
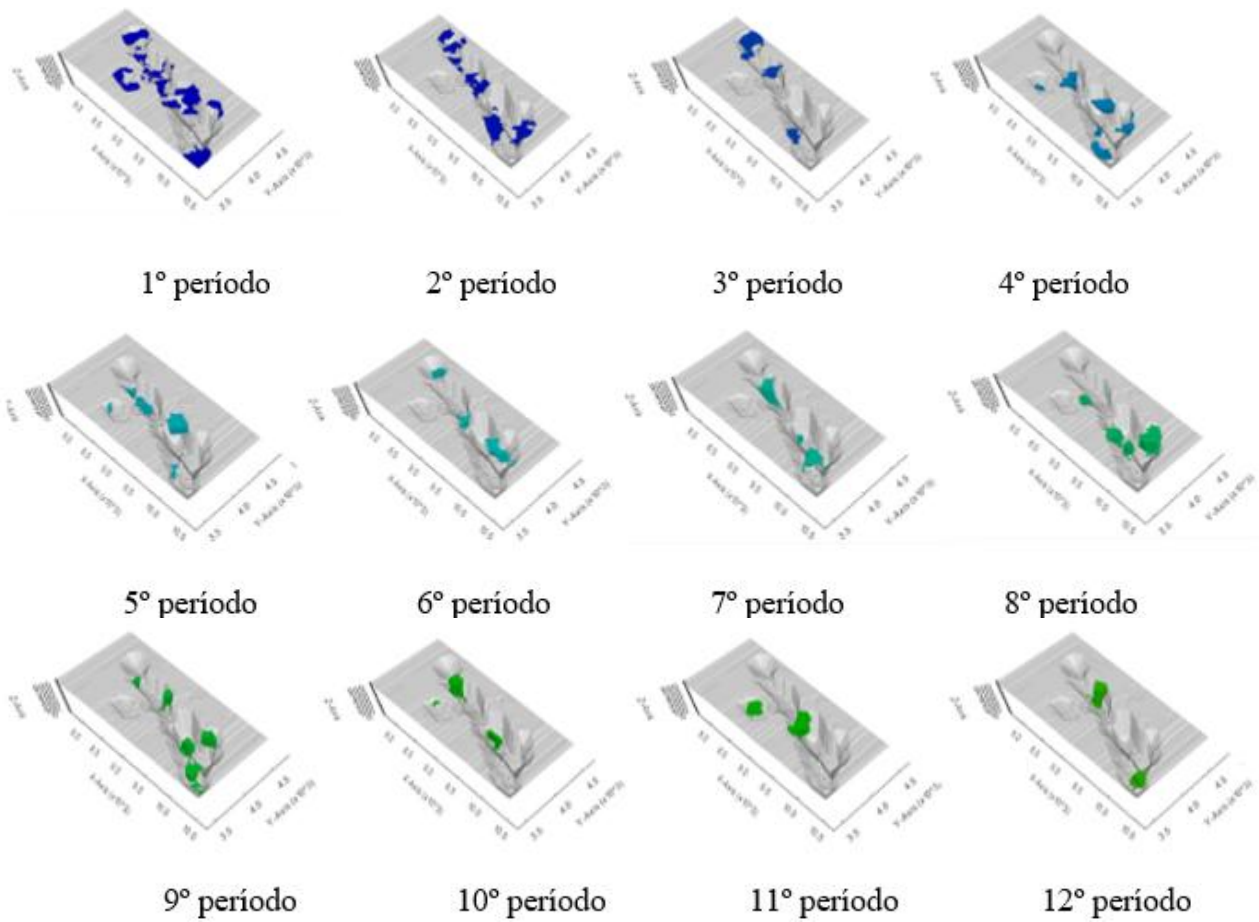


Figura 8: Sequenciamento de blocos de 20 anos.



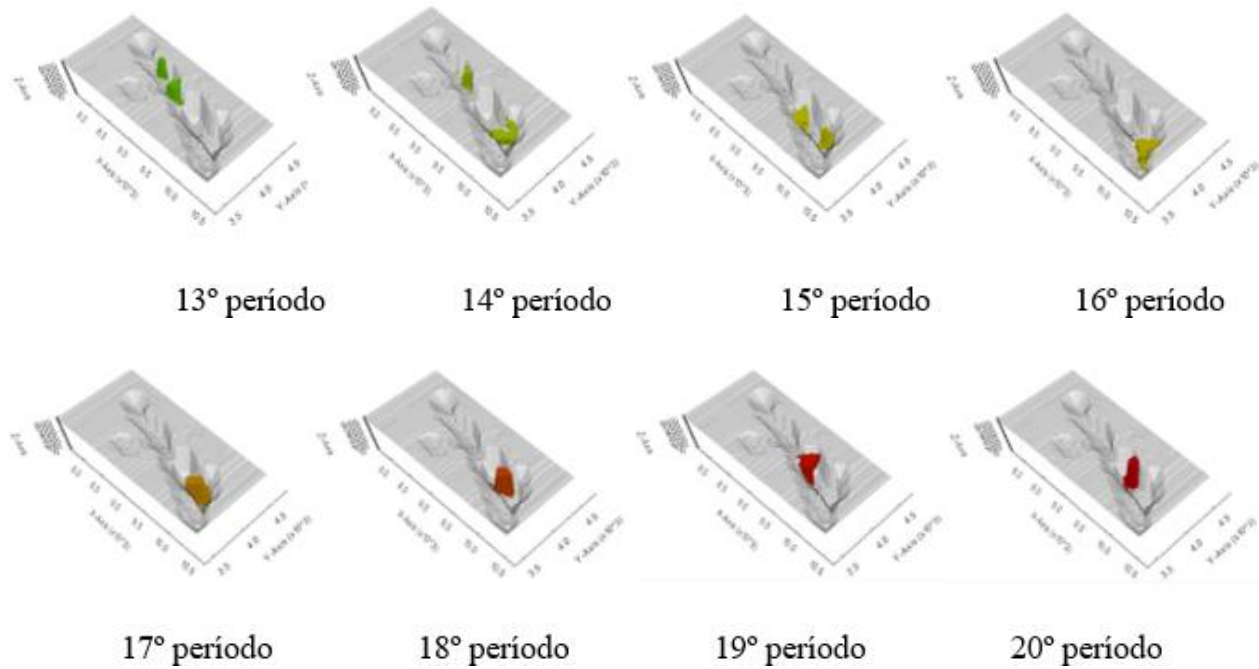
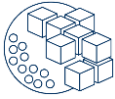


Figura 9: Sequenciamento de lavra de 20 anos.

A Figura 10 mostra a tonelagem 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 tonelagem 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 11.

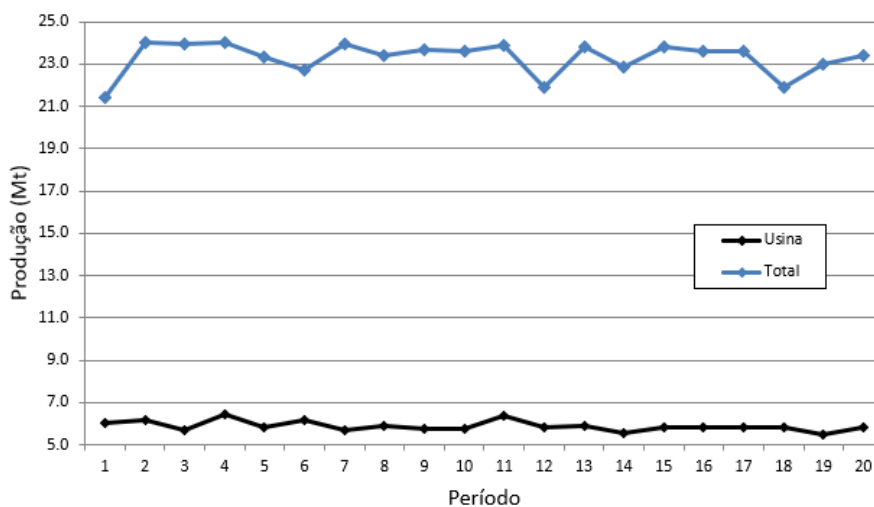


Figura 10: Produção na usina e total da mina.

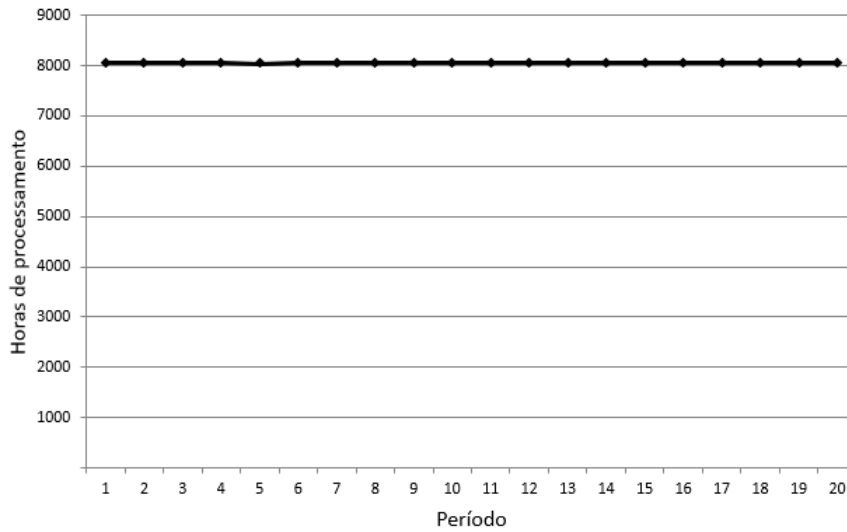
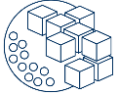


Figura 11: Tempo de cominuição anual.

A Figura 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.

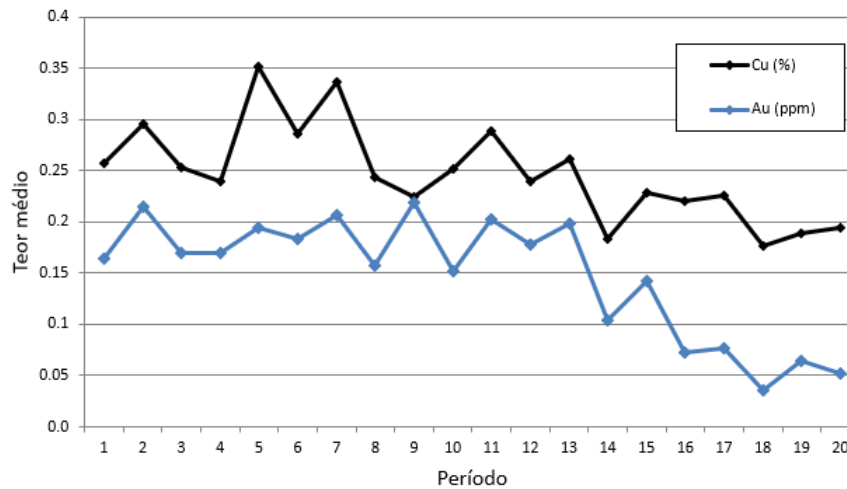


Figura 12: Teores médios anuais de cobre e ouro que alimentaram a usina.

Como esperado, a produção de cobre e ouro mostrou a mesma tendência decrescente dos teores, conforme mostrado na Figura 13.

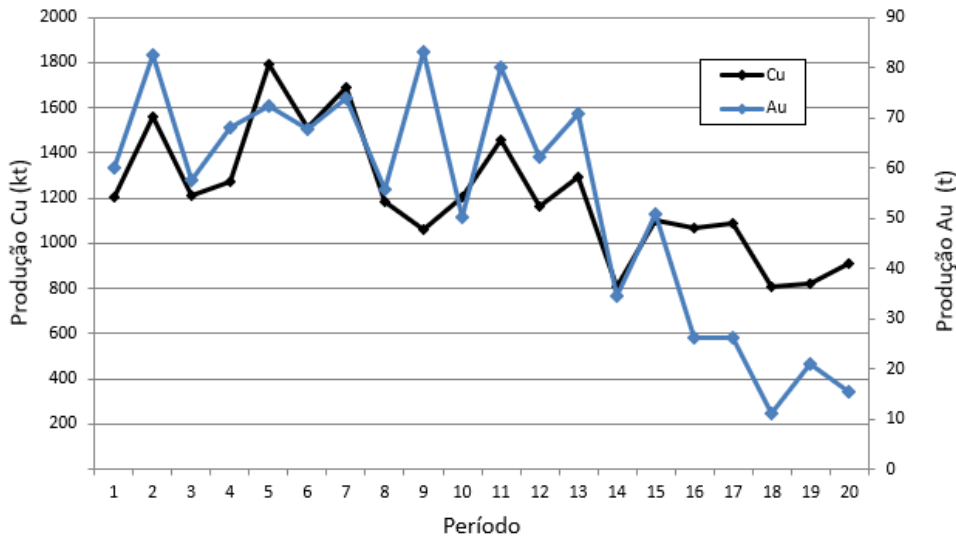
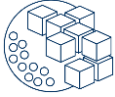


Figura 13: Produção anual de cobre e ouro.

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.

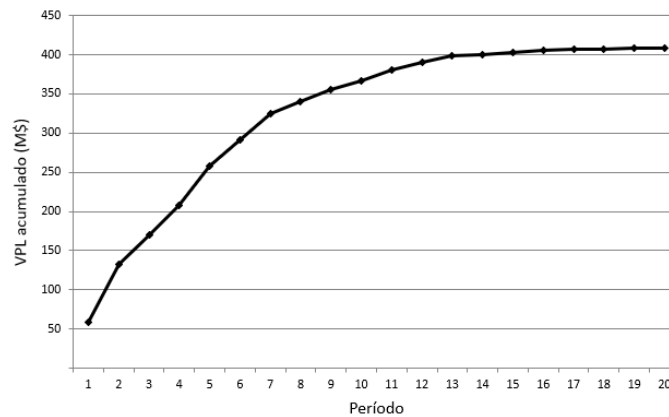


Figura 14: VPL acumulado.

#### 4. 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.

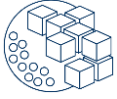
Por fim, destaca-se que a metodologia mostrada aqui pode ser facilmente reproduzida em outras minas e que ela apresenta um caminho que pode viabilizar o uso da geometalurgia como prática no planejamento de lavra e tomada de decisão.

## **AGRADECIMENTOS**

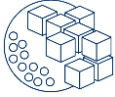
Os autores gostariam de agradecer à mineradora que forneceu as informações para realizar o estudo de caso, à *MiningMath* pela licença completa do *software* fornecida, à CAPES - PROEX, CNPq e FAPEMIG.

## **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.

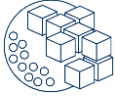


- Coward, S., Vann, J., Dunham, S. & Stewart, M. (2009) *The primary-response framework for geometallurgical variables*. In Proceedings of the 7th International Mining Geology Conference (paper 17-19), Perth, Western Australia.
- Dimitrakopoulos, R. (2018). *Advances in Applied Strategic Mine Planning*. 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](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.





## EXPLORANDO VARIAÇÕES DE PARÂMETROS GEOMETALÚRGICOS COM O AUMENTO DE PROFUNDIDADE DA MINA CUIABÁ

S. O. PINTO<sup>1,2\*</sup>, M. G. LEMOS<sup>1</sup>, L. M. LOBATO<sup>1</sup>, R. B. FONSECA<sup>1</sup>, M. F. MAGALHÃES<sup>1</sup>, R. O. MABUB<sup>1</sup>, I. T. DE CARVALHO<sup>1</sup>, R. FERNANDES<sup>1</sup>, T. F. SANTOS<sup>1</sup>, D. T. PETERLE<sup>1</sup>.

<sup>1</sup>AngloGold Ashanti Brasil

<sup>2</sup>Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

[suellen\\_olivia@yahoo.com.br\\*](mailto:suellen_olivia@yahoo.com.br)

### RESUMO

A geometalurgia visa criar modelos preditivos para otimizar processos industriais. A jazida subterrânea de ouro, mina Cuiabá, exemplifica a importância da geometalurgia para suportar o contexto de aprofundando de suas mineralizações. Com o objetivo de caracterizar as variações na composição do minério, e associá-las aos impactos dos processos metalúrgicos, são aplicadas metodologias de caracterização mineralógica e análises geoquímicas de amostras dos níveis mais profundos da mina. Testes metalúrgicos em escala de bancada são realizados para definir os parâmetros de processamento. Os dados obtidos resultam na redução da concentração de enxofre nas etapas de gravimetria e flotação, o que sugere uma maior contribuição da pirrotita no minério. Há também o aumento na concentração de arsênio e a caracterização de sua ocorrência, associado à pirrotita. Estas observações anunciam impactos à refratariedade do material e à liberação de elementos contaminantes que representam riscos nos processos metalúrgicos e embasarão futuras adequações na planta.

**PALAVRAS-CHAVE:** Ouro, Mina Cuiabá, Geometalurgia, Caracterização mineralógica.

### ABSTRACT

Geometallurgy aims to create predictive models for the optimization of industrial processes. The underground gold deposit at Cuiabá Mine offers up a good example of how geometallurgy can be key in supporting exploration ventures. For this study, in order to characterize variations in ore composition and associate them with the impacts of metallurgical processes, some methods for mineralogical characterization and chemical analyses of deep mine levels are applied. Bench-scale metallurgical tests are conducted to define the processing parameters. The obtained data demonstrate a reduction of sulfur concentrations during the gravity and flotation stages of testing, which suggests pyrrhotite contributes significantly to the ore. An increase in the concentrations of arsenic was also noted and its association with pyrrhotite, follows. Altogether, these findings speak to the impacts on the refractoriness of the material and to the release of contaminating elements that may pose risks during metallurgical processes, and which will thus underpin future adjustments in the plant.

**KEYWORDS:** Gold, Cuiabá mine, Geometallurgy, Mineralogical characterization



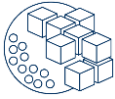
## 1 INTRODUÇÃO

A integração entre conhecimentos geológicos, métodos de processamentos metalúrgicos e suas aplicações na ciência do tratamento de minérios são os pilares base da geometalurgia. Esta ciência interdisciplinar tem o propósito de entregar como produto um modelo geometalúrgico preditivo, que se baseia em informações distribuídas espacialmente, visando otimizar processos metalúrgicos (Lamberg, 2011; Frenzel & Baumgartner, 2023). A indústria mineral mundial vem passando por desafios de produção que englobam diversos aspectos como: a complexidade dos corpos de minério, o desenvolvimento de suas operações, e vem também recebendo exigências para adaptação de metodologias e de consumo mais sustentáveis. Fatores como estes contextualizam o setor mineral atual e influenciam as tomadas de decisões para novos investimentos financeiros, e no tempo de vida dos projetos mineiros que estão em produção (Avalos et al., 2019). Com base nesta realidade, a geometalurgia é importante ferramenta para a crescente busca por excelência, com foco no desperdício mínimo de recursos minerais durante as etapas de lavra e processamento da planta metalúrgica, além de auxiliar na previsibilidade de recuperação global e confirmação da viabilidade de recursos minerais futuros.

Segundo Bulled e McInnes (2005), para maximizar os resultados das operações é importante termos plena compreensão das características do minério que alimenta seus processos. Para isto, são aplicadas técnicas de amostragem, caracterização mineralógica e testes metalúrgicos, gerando como resultado um modelo geometalúrgico. Este modelo é composto por informações geoespaciais e geológicas; dados geoestatísticos, geoquímicos e geotécnicos (Olson-Hoal e Frenzel, 2022). Sua construção também considera dados quantitativos e qualitativos na tentativa de prever e aumentar a eficiência comportamental do minério durante o ciclo da operação.

A caracterização mineralógica permite obter informações relevantes, que podem impactar desde estudos de viabilidade de um projeto de exploração, até as etapas finais de processamento do minério já lavrado (e.g. ocorrência e proporção mineral, minerais deletérios e contaminantes ambientais) (Hunt, Berry, Becker, Baumgartner, 2019). Através de análises petrográficas macroscópicas, é possível definir áreas de interesse para amostragem e estudar características como granulometria, dureza, porosidade, grau de liberação do mineral minério, bem como a sua composição (Lund e Lamberg, 2014). Com os avanços tecnológicos tornou-se possível ampliar o conhecimento, aplicando cada vez mais metodologias de análises que permitem maior nível de detalhamento e estudos em escalas cada vez menores, como a microscopia óptica, eletrônica e análises geoquímicas avançadas.

No contexto de estudos metalúrgicos, as plantas de processamento de empresas ao redor do mundo desenvolvem em sua rotina uma série de testes para definição de parâmetros a serem aplicados em seu processamento (Avalos et al., 2019; Dominy, O'Connor, Parbhakar-Fox, Glass, Purevgerel, 2018). Os testes em escala de bancada abrangem etapas de britagem, moagem, gravimetria, flotação, calcinação e lixiviação. Como resultado são geradas informações de concentração do mineral minério, composição química, concentração de contaminantes do processo, e parâmetros como a recuperação em diferentes granulometrias, gasto energético (*Work Index*), dentre outros (Magalhães et al.,



2019). Nas simulações de flotação e posteriores calcinação e lixiviação, parâmetros como as dosagens e tipos de reagentes são estressados em busca de melhores taxas de recuperação do material concentrado (de Moura, 2005).

A mineralização da jazida Cuiabá, localizada no município de Sabará, Minas Gerais, é o objeto de estudo deste trabalho. Encaixada em rochas arqueanas do Grupo Nova Lima, Supergrupo Rio das Velhas, tem como principal hospedeira uma formação ferrífera bandada (FFB). A evolução do seu conhecimento geológico pode ser acompanhada na literatura científica desde artigos primordiais da década de 1980, como é o caso de (Vial, 1980) e (Vieira, 1992). Estes autores já discorriam acerca de observações técnicas e mineralógicas sobre as rochas observadas. Estas informações mineralógicas foram associadas aos processos metalogenéticos que condicionaram os corpos de minério, e à caracterização de como o ouro ocorre associado aos sulfetos. Estudos de Ribeiro-Rodrigues, de Oliveira, Friedrich (2007); Lobato, Ribeiro-rodrigues, Vieira, 2001a.; Martins et al., (2000), dentre outros, foram desenvolvidos até o final do século XX, focando até o nível 11 da mina Cuiabá, com 828 m de profundidade, sendo então o nível aberto mais profundo na época. Estudos geológicos mais recentes detalham informações sobre os diferentes tipos de sulfeto e suas classificações, conforme contribuições de Kresse, Lobato, Hagemann, Silva (2018). Recentemente, a caracterização de domínios estruturais do depósito foi proposta por do Carmo Fernandes, Roncato, de Paula (2023) em novo modelo de evolução tectônica.

A mina Cuiabá possui sua mineralização principal hospedada em FFB arqueanas, com estrutura em dobra anticlinal, e 5 corpos de minério definidos originalmente por Vial (1980) e Vieira (1992). Tradicionalmente, o Ouro ocorre associado a sulfetos como pirita, pirita arsenical, pirrotita, arsenopirita e calcopirita subordinada, que são originados da sulfetação de minerais de ferro. Seus corpos de minério possuem conhecidamente extensões quilométricas em profundidade, dando-a o título de mina de ouro em operação mais profunda do Brasil. Suas operações constantes vêm avançando sua infraestrutura e lavra em profundidade, estando atualmente no nível 23, a 1.548 m da superfície. Associado a este aprofundamento, com base em observações petrográficas e nos resultados dos testes metalúrgicos e do processamento da planta, estão sendo observadas mudanças na composição mineralógica e geoquímica do minério de determinados domínios.

A variação na concentração de certos elementos com o aumento da profundidade em Cuiabá, notadamente presente no material que alimenta o processo, pode influenciar de forma determinante a química de superfície dos minerais que estão sendo flotados. Este impacto reduz a seletividade do processo e impacta negativamente na recuperação do ouro (Granato, 1986).

Um exemplo é o caso do enxofre, que resulta de variações na proporção de determinado tipo de sulfeto nos minérios estudados. Temos observado, por exemplo, um aumento na ocorrência de pirrotita relativamente à pirita, o que gera uma redução na oferta de enxofre no processo, tornando-se necessário o ajuste das quantidades de reagentes, e até mesmo a adição de uma nova fonte desse elemento. Por outro lado, estudos publicados por Silva, Gomes, Lemos, Pereira (2016), mostram impactos associados à presença de matéria carbonosa (presente tanto na FFB como em filitos carbonosos) no processamento de determinado domínio da jazida, resultando na diminuição da seletividade do processo de



flotação. Os autores observaram também a não liberação do ouro em mineralizações secundárias, em veios de quartzo associados a maiores ocorrências de filossilicatos. Outro registro significativo associado às variações mineralógicas, com a profundidade, são as concentrações mais altas de arsênio. Este elemento possui característica refratária, o que impede o uso de procedimentos convencionais durante o beneficiamento. Esse elemento ainda representa risco ambiental considerável, já que o arsênio quando disposto em altas concentrações no meio ambiente, pode gerar contaminação nos recursos hídricos, vegetação e à saúde humana (Lemos et al., 2021).

O presente trabalho mostra as variações que estão ocorrendo na mineralização da jazida Cuiabá em profundidade, e as contextualiza com possíveis impactos que podem ser gerados no processamento metalúrgico de sua planta de beneficiamento. Para isto, serão considerados os dados base de caracterização mineralógica, e todos os parâmetros e definições obtidos nas etapas de ensaios metalúrgicos em bancada. O trabalho possui caráter inédito devido às restrições prévias de acesso às amostras na cota proposta. Seus resultados são uma importante base de informação para o processamento real de minérios na planta metalúrgica para áreas de lavras futuras, conferindo uma maior previsibilidade ao processo, visando assim, a redução de impactos e a otimização de seus resultados.

## **2 DOMÍNIOS NA MINA CUIABÁ**

Para a finalidade desse trabalho, foi utilizada a definição de domínios estruturais na Mina Cuiabá, que balizaram a amostragem realizada. Os corpos de minério classificados como mineralização principal, ou seja, hospedados na FFB, são divididos durante a definição atual dos domínios. Os domínios são propostos por do Carmo Fernandes et al. (2023), com base nas características estruturais dos corpos de minério, considerando ainda a topologia e o seu posicionamento dentro da estrutura da dobra principal que compõe a jazida, (Figura 1).

As amostras coletadas neste estudo pertencem ao domínio Centro Sul. O mesmo apresenta diferenças importantes quanto ao teor de ouro contido e espessura dos corpos de minério, de acordo com os níveis da mina. Entre a superfície e o nível 11 tivemos os maiores teores de ouro contido e espessuras de até 15 metros de FFB. Entre os níveis 12 e 13, há uma redução do teor de ouro contido, porém a espessura dos corpos atinge cerca de 25 metros. Já entre os níveis 14 e 21, observa-se que a camada de FFB apresenta rompimentos em sua continuidade, e uma redução de teor de ouro considerável (Figura 2). Todas estas diferenças são justificadas pelo contexto estrutural imposto na região da jazida. Este mesmo contexto vem condicionando mudanças na composição do minério processado na planta metalúrgica. Sendo assim, a classificação do material com base nos domínios é primordial para iniciar o ciclo de otimização nos resultados na planta.

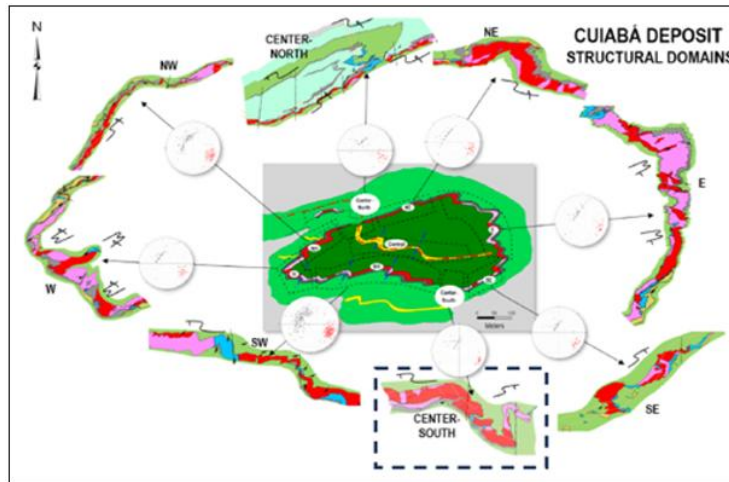


Figura 1 - Mapa de distribuição de domínios da mina Cuiabá, em seção ortogonal aos corpos de minério. Modificado de do Carmo Fernandes et al. (2023).

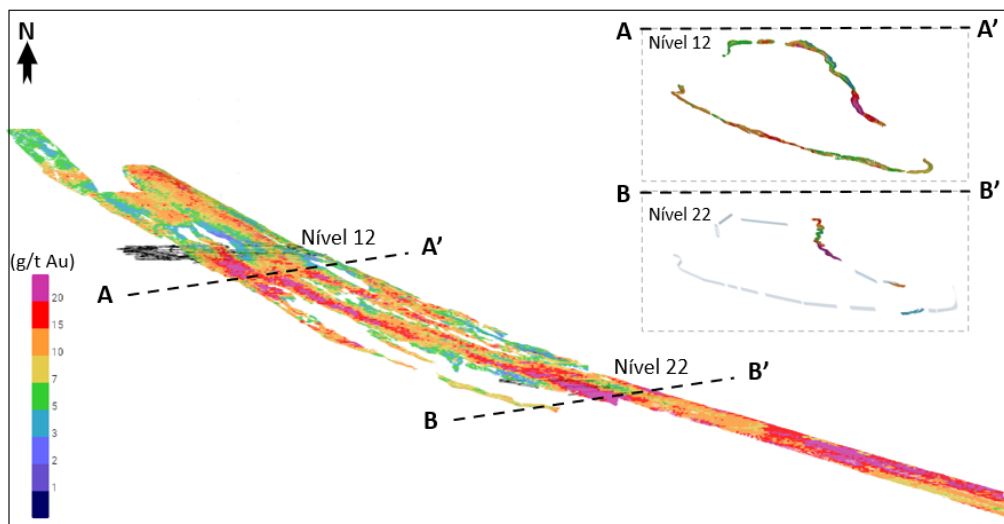


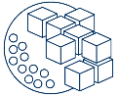
Figura 2 - Seção longitudinal dos corpos que compõem o domínio centro sul, com classificações por teor de ouro. Seção A-A' indica zona de enriquecimento no nível 12 e na seção B-B' indica a zona estudada.

### 3 METODOLOGIA

São detalhadas cada etapa metodológica aplicada neste trabalho sendo estas sumarizadas em fluxograma indicando a sequência de execução (Figura 2).

#### 3.1 Amostragem

As amostras foram coletadas a partir de furos de sondagem realizados em campanhas que visam investigar a continuidade dos corpos de minério em profundidade, bem como suas características mineralógicas, sua geometria e disposição espacial. As amostras foram escolhidas em intervalos de ocorrência da mineralização em FFB com diferentes graus de



sulfetação, variando entre FFB original sem sulfetação até muito sulfetada. Atentou-se para representar a diversidade dos sulfetos conhecidos na mineralização. Para atender ao propósito deste estudo, todas as amostras estão localizadas nos níveis 21 a 23 da mina Cuiabá, sendo os níveis mais profundos amostrados pelo subsolo. Durante a discussão dos resultados são consideradas amostras realizadas previamente, registradas nos bancos de dados mineralógico e metalúrgico. Este último foi originado em 2015, quando foram implementados os processos de estudos metalúrgicos na mina Cuiabá (Silva et al., 2016). Esses dados são de grande valia para permitir a comparação entre níveis superiores e as novas amostras dos níveis inferiores.

### **3.2 Descrição petrográfica**

Inicialmente foi feita a descrição petrográfica macroscópica dos testemunhos de sondagem, definidas diferentes litologias e observadas características como o grau de alteração hidrotermal da rocha e as estruturas preservadas. Em seguida, a partir de lâminas delgadas polidas, estudos detalhados foram realizados com o auxílio de microscópio óptico. Foram definidos os minerais que compõem as rochas amostradas, bem como suas associações e distribuição. O uso do microscópio óptico permite também definir áreas de maior interesse para realização de análises pontuais da química mineral e mapas de elementos químicos definidos. Para isto, foi utilizado o microscópio eletrônico de varredura aplicando a metodologia de análises de raios-x por dispersão em energia.

### **3.3 Análises geoquímicas**

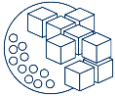
#### **3.3.1 Análises de Au, S e C**

A primeira fase de análises geoquímicas foi realizada no laboratório da AngloGold Ashanti. O processo analítico foi iniciado com a diluição ácida das amostras (ácido nítrico, peróxido e hidrogênio e ácido hidrocloreídrico). Para as análises de concentração de S e C, foi aplicado método de absorção infravermelha (*LECO Corporation*). Já para a análise do Au, foi aplicado o método de espectroscopia de absorção atômica (AAS) através do método *fire assay*. Todas as etapas de amostragem passaram por procedimentos de QAQC, com rotinas de amostras duplicadas, inserção de amostra padrão de referência (SP73, SN103 - *Rocklabs*), e inserção de amostras brancas, permitindo validações das análises geoquímicas realizadas.

#### **3.3.2 Geoquímica multielementar**

Análises de geoquímica multielementar de rocha foram processadas no laboratório ALS Brasil Ltd., iniciando a preparação do material com etapas de secagem, britagem (<2 mm), quarteamento e pulverização (<75 microns). Análise de rocha total a partir da fluorescência de raios-x, e ICP-AES para determinação de elementos maiores, formadores de rocha. Foi realizado também o método de análises de elementos super traços por ICP-MS, com digestão ácida por boreto de lítio para elementos resistivos, digestão por água régia para os elementos traço voláteis.





### 3.4 Testes metalúrgicos de bancada

No laboratório metalúrgico de processos, localizado na planta de Queiroz, pertencente ao complexo da mina Cuiabá, é possível simular todas as etapas de processamento da planta em escala de bancada. São feitas as etapas do teste PRED (Previsão de Requerimento Energético Donda), com objetivo de determinar o requerimento energético de um minério (Gouveia, 2023). O ciclo dos testes se inicia através da composição da amostra, com massa mínima de 15 kg, onde são escolhidos intervalos de minério que representam uma determinada área a ser lavrada futuramente. Esta composição amostral é então britada para atingir uma granulometria menor que 1/8" (3,175 mm) e peneirada. Em seguida é feita a etapa de moagem, onde busca-se atingir uma granulometria de material passante P80 (74 µm). Durante esta fase, são registradas as curvas de moagem em intervalos de tempo definidos, para obter o parâmetro de moabilidade (K) do material (Gonçalves et al., 2014).

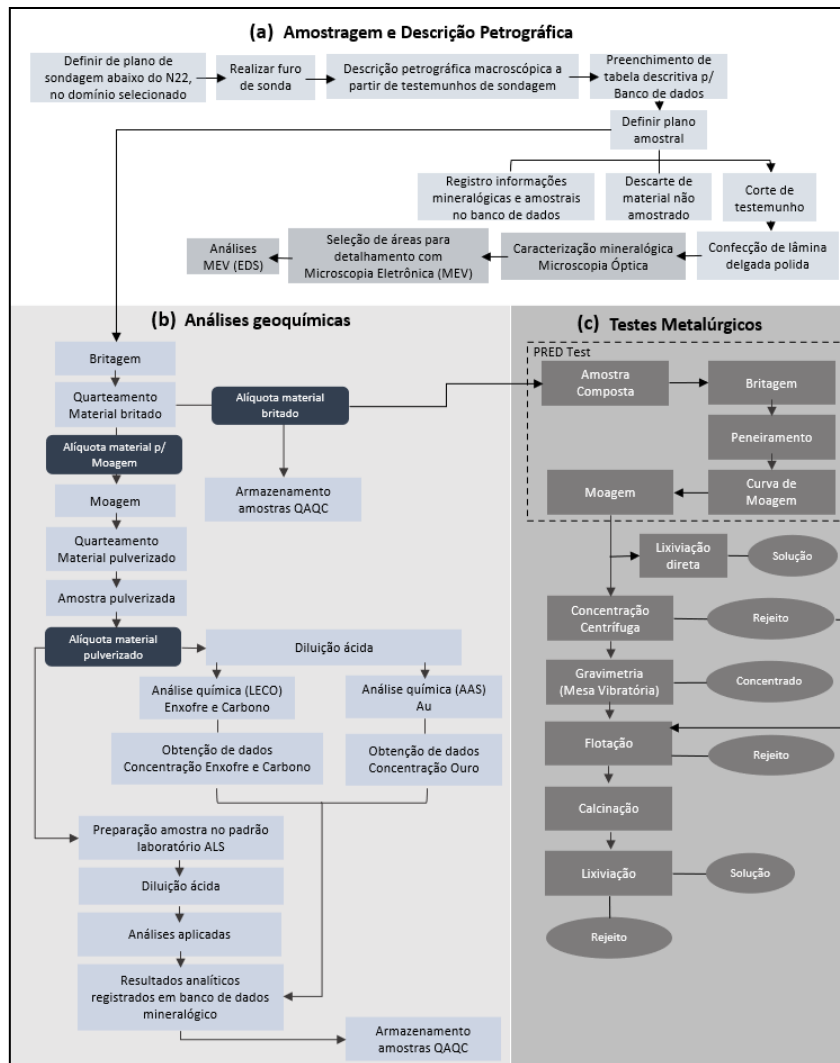
No material resultante da moagem é realizada a primeira análise para avaliar a sua composição química. Uma alíquota desse material segue para a etapa de lixiviação direta, que permite avaliar a recuperação global sem a necessidade de oxidação e o grau de refratariedade do material. Outra alíquota segue para a etapa de gravimetria de recuperação de ouro (GRG). Nesta etapa a amostra é adicionada ao concentrador gravimétrico tipo *Knelson* (vazão de água 3 L/min, pressão de 7 Psi, peneira de 20 # - 850 µm). Após processamento, é gerada amostra de material concentrado, e esta direcionada para análise química e análises de caracterização através do microscópio eletrônico acoplado a softwares de análise de imagem (*Mineral Liberation Analyzer* - MLA). A amostra de rejeito desta etapa pode passar por lixiviação intensiva, e secagem a depender da avaliação técnica, e então segue para quarteamento, onde uma alíquota segue evoluindo no processo. A partir desta fase, tem-se início etapas químicas do processamento. No ciclo de flotação em bancada com cubas de 2.300 ml, uma porcentagem de sólidos entre 45 e 50% deve compor a polpa durante todo o teste. Os tipos de reagentes e suas respectivas dosagens para uma amostra de 1.500 gramas de minério, são indicados na Tabela 1. O material concentrado resultante da flotação, passa por análises químicas, caracterização via MLA, e análise BET para medição da área superficial do material. O rejeito desta fase também passa por análises químicas, coletando informações sobre o material que é descartado nas barragens. O objetivo da flotação é gerar dados sobre a recuperação de ouro e enxofre, sobre a composição mineral, grau de liberação e associação dos sulfetos. Feita em duas etapas, rougher e cleaner, sendo a etapa rougher realizada com adição estagiada de reagentes.

Nas etapas finais do teste metalúrgico a calcinação do material é realizada. O objetivo é oxidar os sulfetos presentes na amostra, e consequentemente liberar as partículas de ouro que estão a eles associadas. Também são visadas informações dos tamanhos dos grãos de ouro, suas associações e encapsulamento, e saber a eficiência do processo. Sendo assim, uma amostra de 500 gramas é condicionada em uma bandeja e levada à mufla com temperatura inicial de 450°C por 1 hora. Em seguida, sua temperatura é elevada até os 750°C por mais 1 hora e meia. O material deve ser revolvido a cada 15 minutos durante todo o processo. Em seguida o material segue para resfriamento, e só então é liberado para a etapa final de lixiviação. Avaliações importantes nesta fase final dos testes são feitas, pois esta é a última etapa na qual o processo altera a natureza física e química do material, em busca de uma recuperação máxima do ouro e evitando o descarte desse recurso nas barragens de

rejeito. Para finalizar são feitas análises geoquímicas para obter a recuperação final do ouro, e para registrar a composição dos rejeitos que serão descartados.

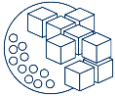
**Tabela 6 - Descrição das etapas do teste de flotação e parâmetros considerados**

Etapa	Tempo (min.)	Reagentes (g/t)			
		Sulfato de Cobre	Danafлот	Xantato	Espumante
Moagem	-	130	45	15	-
Condicionamento	2	40	-	-	-
Flotação Rougher 1	3	-	11	19	60
Flotação Rougher 2	3	40	11	19	-
Flotação Rougher 3	4	-	11	19	-
Flotação Cleaner	10	-	-	-	-



**Figura 3 - Fluxograma dos processos metodológicos e analíticos aplicados. (a) Fase de amostragem e descrição petrográfica; (b) Análises geoquímicas; (c) Teste metalúrgico.**





## 4 RESULTADOS

As contribuições dos trabalhos geometalúrgicos vem trazendo resultados consideráveis para manutenção das taxas de recuperação e na busca contínua por excelência operacional. Ter um banco de dados com informações de qualidade assegurada, permite que trabalhos como este deem suporte técnico e científico para a operacionalização dos processos.

### 4.1 Geoquímica

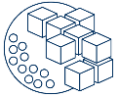
Os resultados de análises geoquímicas multielementares são discriminados na Tabela 2. Em amostras com alto teor de ouro observam-se correlações entre altos teores de As e S. Os teores de Pb também se destacam nestas áreas, e há um aumento também na ocorrência de Ag e Cu.

### 4.2 Variações mineralógicas

As descrições mineralógicas realizadas caracterizam os diferentes graus de sulfetação da FFB, bem como as diferentes ocorrências e associações de sulfetos (Figura 6). O domínio centro sul, que foi escolhido para este estudo, possui somente mineralização em FFB, com alto grau de resistência. A presença de venulações e veios de quartzo cruzando as camadas da FFB são observadas nas lâminas.

Em amostra das FFB menos alteradas, ou seja, que não estão sulfetadas, a magnetita encontra-se preservada. Nas FFB sulfetadas, sulfetos se formam a partir da alteração hidrotermal nas bandas ricas em carbonato de ferro, quase sempre a substituindo completamente. Nas associações minerais entre os sulfetos é possível observar que a pirita ocorre associada majoritariamente à pirrotita. Outra reação associada à pirita, que é possível caracterizar somente através do microscópio óptico, é a sua transformação para a pirita arsenical. Esta só é identificada a partir das suas variações de cor em nicóis cruzados. Já a pirrotita é comumente observada em granulação mais fina preenchendo as bandas de FFB e em cristais milimétricos a submilimétricos junto de arsenopirita disseminada. A Arsenopirita ocorre em sua forma acicular. A calcopirita também ocorre junto à pirrotita, porém de forma subordinada.

O ouro está presente nos poros da pirita, classificada como sendo do tipo 2, segundo critério de Kresse et al. (2018). As amostras nas quais se observam ouro ao microscópio, apresentam teores maiores que 100 g/t Au.

**Tabela 7 - Dados quantitativos de análises geoquímicas multielementares.**

AMOSTRA	NÍVEIS	Au_ppm	As_ppm	S %	Ag_ppm	Cr_ppm	Cu_ppm	Mn_ppm	Ni_ppm	Pb_ppm	Sb_ppm	Zn_ppm
AM_01_a	23	20.09	7.640	7.17	2.53	18.1	40.3	1.245	20.9	24	10.85	47.9
AM_01_b	23	18.24	5.140	7.55	2.39	11.1	23.5	3.170	11.25	38	6.86	63.3
AM_02_a	23	4.95	2.780	3.04	1.045	17.8	30.5	3.200	12.6	26.9	4.42	86
AM_03_a	23	0.55	578	0.005	0.058	8.5	6.07	2.040	6.42	4.57	1.12	59.7
AM_03_b	23	0.51	248	0.005	0.06	9.6	6.01	2.180	6.09	4.66	0.92	49.4
AM_03_c	23	0.14	132	0.005	0.105	8.5	2.43	2.460	4.5	2.37	0.69	48.4
AM_03_d	23	9.38	1.580	3.42	2.94	57.1	74.3	2.460	45.4	27.9	3.78	143.5
AM_03_e	23	12.85	2.020	4.05	0.637	11.5	114	2.780	38.6	17.2	2.91	21.6
AM_03_f	23	2.67	572	1.39	0.219	16.4	98.6	667	20.2	23.4	1.04	238
AM_04_a	23	0.025	24.3	0.31	0.038	10.1	19.9	4.000	13.2	5.09	0.48	84.4
AM_04_b	23	0.025	19.9	0.02	0.063	7.4	12.95	4.210	7.78	11.25	0.53	58.8
AM_04_c	23	0.025	14.9	0.21	0.021	8.3	11.7	4.230	7.71	7.47	0.36	51.7
AM_04_d	23	0.025	17.65	0.12	0.017	6.5	4.16	3.450	5.61	5.85	1.08	57.9
AM_04_e	23	0.43	653	0.09	0.036	8.7	6.13	2.050	6.33	9.42	2.92	52.3
AM_04_f	23	0.025	15.1	0.34	0.011	7.6	3.82	3.520	5.45	5.26	1.76	59.7
AM_04_g	23	0.025	19.1	0.29	0.037	14.5	7.34	1.345	13.05	7.63	0.68	82.8
AM_04_h	23	0.025	15.8	0.19	0.078	9.5	8.77	1.640	10.45	19.55	0.71	93.2
AM_05_a	23	7	3.090	2.79	0.633	9.3	46.9	2.450	10.15	6.99	3.64	116
AM_05_b	23	8.91	6.890	3.52	0.708	11.2	71.5	2.150	16.75	8.67	6.01	67.8
AM_05_c	23	15.23	5.650	7.77	1.905	12.8	131	2.320	25.4	47	8.51	60.7
AM_05_d	23	17	4.630	9.55	1.055	11	193.5	2.310	36	24.7	6.42	68.7
AM_05_e	23	25.44	5.550	12.4	6.27	12.4	239	2.630	44.9	108.5	5.11	114
AM_05_f	23	16.68	2.020	7.94	1.53	12.4	183	2.790	32.9	41.8	1.99	46.2
AM_05_g	23	86.56	>10.000	15.8	1.685	16	310	1.115	69.2	211	10.25	122
AM_05_h	23	5.34	>10.000	4.08	0.708	21.8	89.1	1.685	21.5	103.5	11.8	247
AM_06_a	23	17.54	2.010	10.93	2.33	22.6	75.7	3.010	24	11.5	1.96	167.5
AM_06_b	23	46.03	>10.000	27.81	5.33	14.6	79.6	2.370	25.3	85.3	12.45	56
AM_06_c	23	51.58	>10.000	24.52	9.19	10.6	55.7	1.565	19.55	53.5	11.9	32.4
AM_06_d	23	43.31	>10.000	25.75	6.89	13	49.9	2.180	17.25	61.4	12.25	44.5
AM_06_e	23	11.06	2.150	8.91	2.55	11.3	89.1	1.460	25.2	8.48	3.25	62.5
AM_06_f	23	15.76	6.450	12.76	3.4	11.4	114	1.800	33.1	15.6	6.57	42.5
AM_06_g	23	22.86	2.480	9.89	3.01	43.9	63.1	2.770	29.5	38.2	4.07	54.4
AM_07_a	21	9.92	101.5	3.82	0.748	9.9	38.2	3.890	26.1	34.7	0.53	209
AM_07_b	21	2.37	18.55	4.11	0.262	7.5	31	3.180	21.5	16.1	0.76	143
AM_07_c	21	5.29	7.03	5.02	0.802	15.9	81.5	5.290	56.3	10.95	0.42	53.5
AM_07_d	21	11.9	1.545	15.88	2.32	39.1	179.5	2.620	123	33	1.8	104.5
AM_08_a	23	214.63	2.290	20.64	36.8	22.6	70.6	747	81.7	192	12.35	637
AM_08_b	23	20.9	1.635	6.79	5.45	9.3	71.2	762	42	37.5	3.44	16.4
AM_09_a	23	15.57	3.750	9.71	3.01	10.5	52.1	2.270	13.15	29.2	4.06	35.5
AM_09_b	23	30.59	6.230	14.6	8.31	14.4	84	1.460	32.1	55.7	8.35	46.4
AM_09_c	23	25.73	3.000	15.8	9.61	17.2	229	2.140	99.6	119	3.62	387

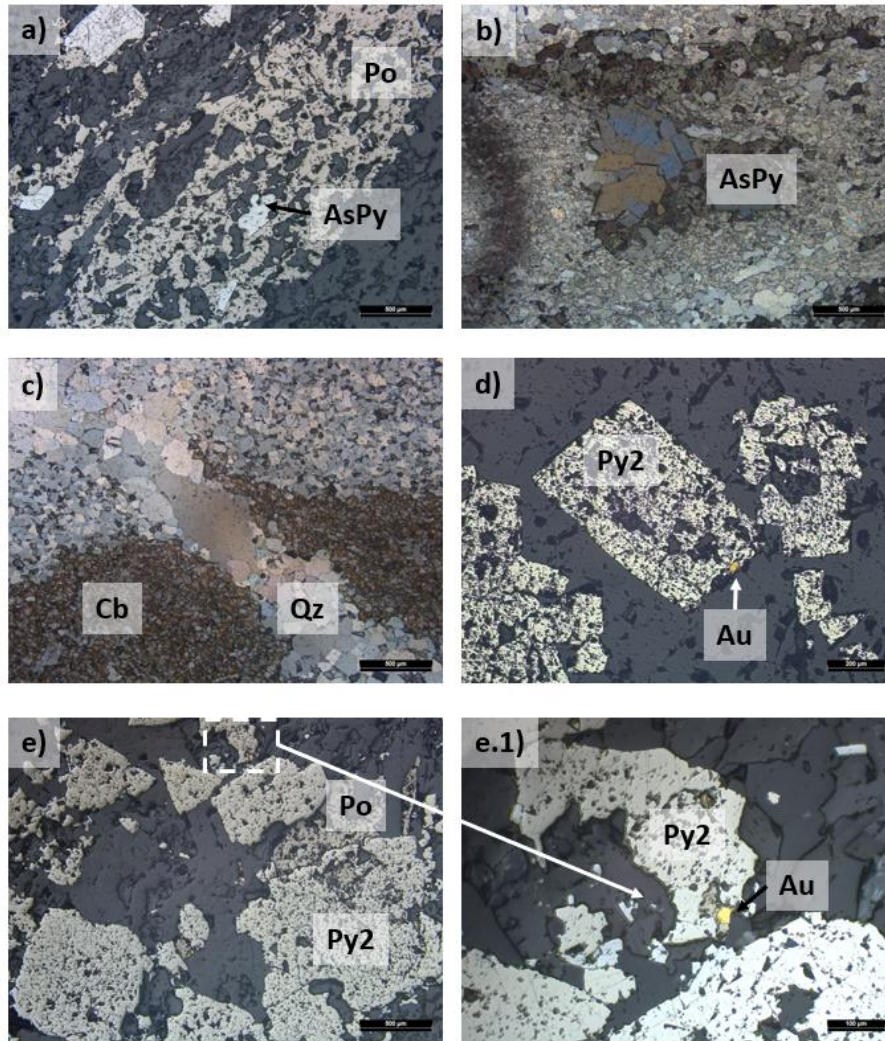
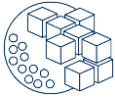


Figura 4 - Fotomicrografia das amostras em lâmina delgada polida. (a) Pirrotita com arsenopirita disseminada, obtida em luz refletida; (b) Pirita arsenical, com anisotropia característica, obtida em luz transmitida e com nicóis cruzados; (c) Veio de quartzo cortando as bandas da FFB, obtida em luz transmitida e com nicóis paralelos; (d) Pirita porosa com ouro associado, obtida em luz refletida; (e) Associação entre pirita e pirrotita, obtida em luz refletida, (e.1) imagem destacando ocorrência de ouro, obtida em luz refletida.

### 4.3 Resultados dos testes metalúrgicos

São destacados os resultados obtidos nos níveis inferiores, 22 e 23, ainda inéditos, e objeto deste trabalho. Em seguida, as observações referentes a estes níveis são confrontadas com dados de níveis superiores ao nível 20, para então definirmos as variações observadas e justificá-las. Os dados obtidos nas etapas de moagem e gravimetria são apresentados na Tabela 2 e, a partir destes, são definidos taxas e parâmetros correspondentes.

Observa-se um aumento no consumo energético (Figura 3) e, conseqüentemente, um aumento do tempo necessário para moagem, com incrementos de aproximadamente 3 minutos na média. Na etapa de gravimetria, houve aumento do teor de ouro que alimentou o



processo, em torno de 1 g/t Au maior; porém observa-se redução de até 19% em sua recuperação gravimétrica. Destaca-se ainda redução da média de concentração do teor de enxofre alimentado, com taxa média de até 1% menor.

Tabela 8 - Resultados de recuperações e parâmetros observados na moagem e gravimetria

AMOSTRA	NÍVEL	P80 (µm)	K CORRIGIDO	TEMPO MOAGEM (min)	CONSUMO ENERGETICO (kW/h)	AU FEED GRADE (g/t)	S FEED GRADE (%)	REC. GRAV. de ouro (%)
MET_01	6	74.40	0.13	17.85	1.041,33	2.80	2.19	50.0%
MET_02	12	74.50	0.13	17.49	1.020,17	2.36	3.06	80.8%
MET_03	13	74.30	0.16	15.25	889,58	8.34	9.19	54.5%
MET_04	16	74.50	0.18	11.72	683,67	11.69	9.27	55.2%
MET_05	18	75.50	0.11	17.25	1.006,25	10.31	9.00	51.1%
MET_06	18	74.40	0.09	23.31	1.359,75	21.31	6.68	78.4%
MET_07	20	72.90	0.12	17.76	1.036,00	3.48	4.66	37.9%
MET_08	20	75.80	0.13	17.00	991,67	5.38	4.39	67.6%
MET_09	20	77.60	0.09	22.67	1.322,42	3.80	1.87	68.0%
MET_10	20	76.60	0.10	22.59	1.317,58	3.80	0.97	74.0%
MET_11	22	76.30	0.09	22.74	1.326,57	8.16	5.67	65.4%
MET_12	22	79.83	0.14	19.47	1.135,75	9.03	8.10	21.7%
MET_13	22	75.70	0.09	23.18	1.352,17	9.76	3.57	65.4%
MET_14	23	82.10	0.15	17.86	1.041,74	8.07	2.43	53.0%

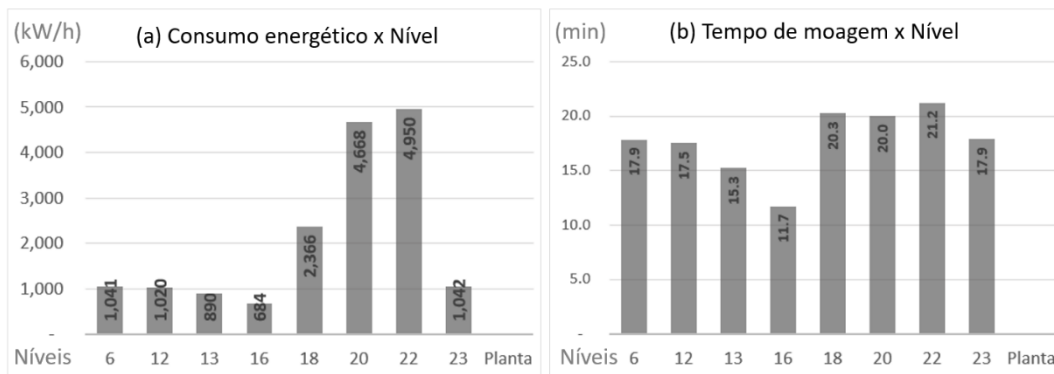


Figura 5 - Gráficos dos testes de processo físicos. (a) Consumo energético; (b) Tempo de moagem.

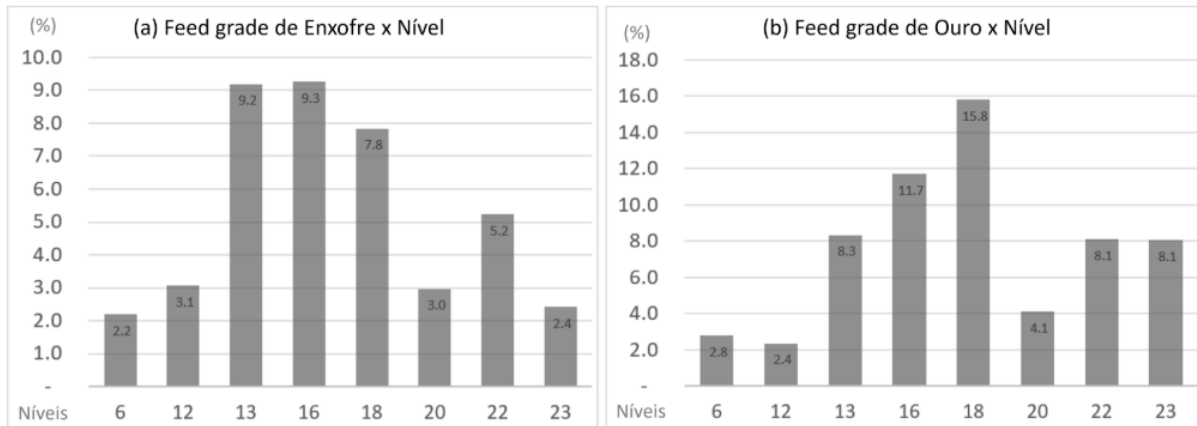
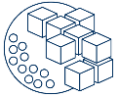


Figura 6 -(a) Gráfico de alimentação de enxofre na gravimetria; (b) Gráfico de alimentação de ouro na gravimetria.

Os dados apresentados na Tabela 4 são resultado das etapas de flotação e lixiviação dos testes. A recuperação de ouro na flotação passa por uma redução em média de 3%, se comparada à recuperação observada nas amostras de níveis superiores. Há também uma redução no teor de enxofre presente no rejeito da flotação e o seu teor de ouro praticamente se mantém estável (Figura 5). Na lixiviação observa-se que, nos níveis inferiores, há um aumento de 0.8 g/t de ouro no rejeito do processo.

Tabela 9 - Resultados de recuperações e parâmetros observados na flotação e lixiviação

AMOSTRA	NÍVEL	REC. MASS. FLOT. (%)	REC. FLOT. de Ouro (%)	AU REJ. FLOTAÇÃO (g/t)	S REJ. FLOTAÇÃO (%)	REC. LIX. DIRETA (%)	REC. LIX. De Ouro (%)	AU REJ. LIX(g/t)
MET_01	6	9.38%	97.1%	0.07	0.01	62.90%	95.38	2.07
MET_02	12	9.58%	85.9%	0.15	0.25	78.48%	95.62	0.68
MET_03	13	13.28%	95.7%	0.24	3.48	68.88%	91.28	6.32
MET_04	16	20.48%	97.0%	0.29	0.57	90.36%	97.76	1.14
MET_05	18	17.55%	93.5%	0.34	1.06	0.00%	95.01	1.78
MET_06	18	17.75%	95.8%	1.59	0.07	70.72%	94.65	3.09
MET_07	20	10.01%	96.2%	0.14	0.02	83.16%	97.39	1.32
MET_08	20	12.05%	95.8%	0.21	0.03	80.55%	95.98	1.19
MET_09	20	7.84%	91.8%	0.26	0.01	91.08%	98.91	0.51
MET_10	20	9.87%	95.9%	0.15	0.01	89.40%	97.75	1.03
MET_11	22	9.17%	88.5%	0.21	0.07	75.59%	94.82	4.90
MET_12	22	14.93%	94.6%	0.21	0.34	88.41%	95.05	3.44
MET_13	22	15.59%	96.8%	0.29	0.31	80.64%	94.74	3.26
MET_14	23	6.60%	91.2%	0.32	0.23	87.98%	98.79	1.00

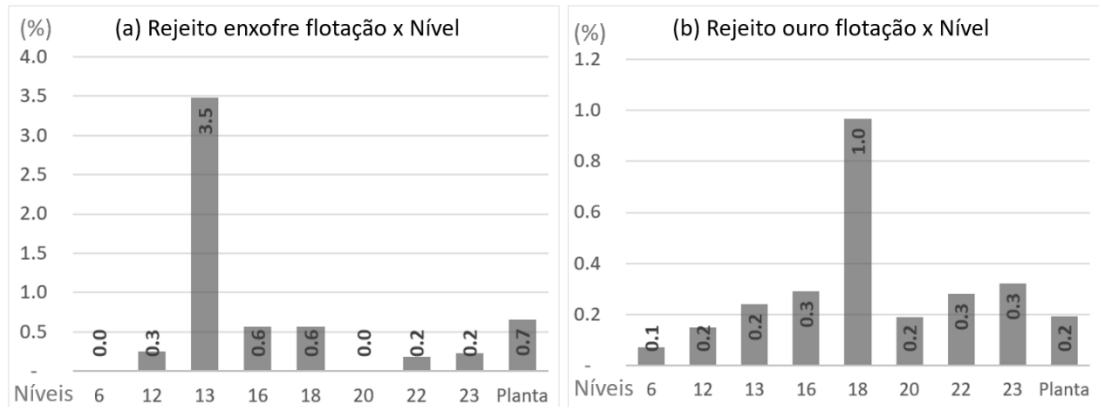
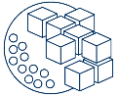


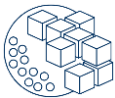
Figura 7 - Gráficos de rejeito da flotação. (a) De enxofre, (b) De ouro.

As amostras do domínio selecionado tiveram sua performance classificada de acordo com a avaliação dos resultados obtidos em cada etapa dos testes realizados (Tabela 5). Esta classificação é feita com base nos históricos registrados pela planta metalúrgica, e denomina o comportamento dos materiais da seguinte forma: A – Excelente, B – Bom, C – Ruim e D – Muito ruim. Esta classificação de performance propõe simplificar a classificação do material a ser processado, tornando-a uma informação de simples compreensão para todos. Esta classificação permite carimbar o modelo geometalúrgico para que, desde o início do processo de lavra, o profissional saiba identificar a qualidade metalúrgica do material que está sendo considerado.

Tabela 10 - Tabela de classificação qualitativa de performance dos testes metalúrgicos.

AMOSTRA	NÍVEL	MOAGEM	GRAVIMETRIA	FLOTAÇÃO	LIXIVIAÇÃO
AM_01	6	B	D	A	B
AM_02	12	B	A	B	B
AM_03	13	A	D	C	C
AM_04	16	A	D	B	A
AM_05	18	B	C	D	B
AM_06	18	D	A	C	C
AM_07	20	B	D	A	A
AM_08	20	A	C	B	B
AM_09	20	D	C	B	A
AM_10	20	D	B	A	A
AM_11	22	D	C	B	C
AM_12	22	D	D	C	B
AM_13	22	D	B	C	B
AM_14	23	B	D	D	A





## 5 DISCUSSÃO

A partir das descrições mineralógicas de todas as amostras listadas na Tabela 2, tem-se como classificação litológica a FFB. É possível observar o seu alto grau de resistência, considerando desde a FFB pouco sulfetada até àquela bastante sulfetada. As vênulas de quartzo, que ocorrem preenchendo suas estruturas de falha, são observadas macroscopicamente nas amostras, como ilustrado na Figura 4.c. Este comportamento rúptil da FFB ocorre onde esta é exposta aos esforços deformacionais conhecidos no cenário estrutural regional. Características como estas confirmam a grande resistência do material, indicando um impacto no parâmetro de moabilidade (k). Quando há uma redução na variável (k), tem-se um aumento no consumo energético. Ao avaliarmos os dados qualitativos da Tabela 5, na etapa de moagem, vemos que a maioria das amostras são dos níveis 20 e 22 com classificação D. Apesar de termos um menor número de amostras representando os níveis superiores, fica claro que há um aumento do consumo energético no nível 22. Esta variação de (k) está, portanto, relacionada à composição mineralógica conforme as observações propostas pela caracterização realizada neste trabalho.

Ao avaliarmos os dados dos testes metalúrgicos realizados com as amostras dos níveis inferiores, tornou-se possível identificar que as variações de fato ocorrem. A redução de teor de enxofre no rejeito da gravimetria, conforme indicado na Tabela 3, pode ser interpretada como uma das possibilidades de que a relação pirita/pirrotita está aparentemente diminuindo com a profundidade. É possível observar que outros contaminantes vêm aumentando sua concentração, é o caso do cobre e arsênio (Tabela 2). Associada a este aumento, registramos ainda o aumento de outros sulfetos no volume de alimentação da flotação, a calcopirita (majoritariamente) e a bornita (localmente) para o incremento de cobre, e a arsenopirita para incremento de arsênio.

Na etapa de flotação, o teor de enxofre mais baixo no rejeito da flotação, conforme indicado na Tabela 4 e representado na Figura 7.a, indica redução no teor de alimentação deste elemento no processo. Esta redução está diretamente relacionada à mudança na associação mineral que compõe o material processado, com aumento na proporção de pirrotita, na área indicada na seção B-B' da Figura 2, compondo o domínio centro-sul. A pirrotita ( $\text{FeS} - [62\% \text{Fe}] + [38\% \text{S}]$ ) (Wang, 2007) possui menor proporção de S, sugerindo de fato sua maior contribuição no processamento metalúrgico. Silva et al. (2016) já indicavam aumento de pirrotita no processamento de minério deste mesmo domínio, em lavras do ano daquela publicação. Na época, a correção adotada para equilibrar o processo foi através da otimização de reagentes na flotação. Há também um impacto na calcinação com a redução de enxofre, pois ele entra como combustível para a oxidação do material, comprometendo os resultados de recuperação na lixiviação final.

Um fator importante observado é o aumento do arsênio no processo. Este elemento está vinculado à presença de arsenopirita em granulação microscópica junto à pirrotita, e também a partir da reação de alteração da pirita para a pirita arsenical. Esses minerais na FFB não são tão facilmente discriminados a olho nu, e puderam ser observados através do microscópio óptico, ilustrados na Figura 4.a e Figura 4.b. A refratariedade do arsênio imprime uma maior resistência às mudanças provocadas durante o processamento do material na



planta. Sua presença nos rejeitos da mina Cuiabá já vem encorajando estudos acadêmicos para o reuso desse elemento, conforme publicações recentes de Lemos et al. (2023b).

## **6 CONCLUSÕES**

Interpretações realizadas neste estudo propõem suportar processos a longo prazo na planta metalúrgica do complexo da mina Cuiabá. A aplicação dos fundamentos mineralógicos e metalúrgicos, permitiu verificar que há mudanças na associação mineral que vem alimentando a planta metalúrgica. Estas mudanças estão relacionadas:

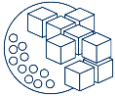
- (I) A redução da proporção de enxofre contido no processo, sendo este associado à maior ocorrência de pirrotita;
- (II) Com o aumento de elementos contaminantes, como arsênio e cobre; no primeiro caso o mesmo está presente na arsenopirita e na piritita arsenical, e já o cobre forma calcopirita e bornita localmente.
- (III) Com as variações na proporção de sulfetos naturalmente espera-se uma mudança no grau de flotabilidade da polpa. Com a redução do enxofre no processo, conclui-se que será necessário complementar as concentrações de enxofre a partir de outras fontes, ou adicionar diferentes tipos de reagentes na flotação.
- (IV) Em relação às taxas de recuperação de ouro, observa-se uma leve redução nas taxas médias de sua recuperação na gravimetria e flotação das amostras de níveis inferiores, se comparadas às amostras de níveis superiores. Já na etapa de lixiviação a recuperação permanece constante.

De acordo com estas variações, há a previsão de fatores que apresentam potenciais para impactar as taxas de recuperação de ouro do processo metalúrgico conforme a mina torna-se mais profunda. Estas informações ajudarão a reduzir os riscos futuros para o negócio, permitindo maior previsibilidade e segurança nos resultados e nos investimentos financeiros. Os dados deste estudo irão embasar novas pesquisas onde serão feitos testes dos diferentes tipos e quantidades de reagentes que deverão ser utilizados nas etapas químicas do processo. Outra contribuição importante está relacionada aos protocolos de controle ambiental, visando diminuir os riscos dos rejeitos dispostos nas barragens.

## **AGRADECIMENTOS**

Este artigo tem resultados obtidos pelo mestrado da primeira autora, no programa de pós-graduação da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG). As análises realizadas no trabalho foram financiadas integralmente pela AngloGold Ashanti Brasil-AGA. Nosso sincero agradecimento. Agradeço aos editores, aos geólogos, técnicos e auxiliares do galpão da AGA. Obrigada à toda equipe de Exploração e Geometalurgia que contribuíram com suas expertises para construção deste estudo. Agradeço ao Centro de Microscopia da Universidade Federal de Minas Gerais pelo suporte. LM Lobato agradece ao CNPq pela grant recebida.



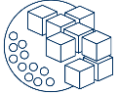


## REFERÊNCIAS

- Avalos, S., Bolgkoranou, M., Cevik, S. I., Kracht, W., Midkiff, W., Olivo, G. R., ... & Riquelme, A. I. (2019). Predictive Geometallurgy and Geostatistics Lab-Annual Report 2019. Predictive Geometallurgy and Geostatistics Lab.
- Bulled, D., & McInnes, C. (2005). Flotation plant design and production planning through Geometallurgical modelling. *Technical Bulletin*, 3.
- de Moura, W. (2005). Especificação de cianeto para redução do consumo no circuito de lixiviação de calcinado da usina do Queiróz.
- do Carmo Fernandes, R., Roncato, J., & de Paula, R. S. (2023). Structural model and features of the world-class Cuiabá orogenic gold deposit, Rio das Velhas greenstone belt, Quadrilátero Ferrífero region, Brazil. *Journal of South American Earth Sciences*, 123, 104201.
- Dominy, S. C., O'Connor, L., Parbhakar-Fox, A., Glass, H. J., & Purevgerel, S. (2018). Geometallurgy—A route to more resilient mine operations. *Minerals*, 8(12), 560.
- Frenzel, M., Baumgartner, R., Tolosana-Delgado, R., & Gutzmer, J. (2023). Geometallurgy: present and future. *Elements*, 19(6), 345-351.
- Gouveia, A. P. S. (2023). Estudo de moabilidade de minério de ferro itabirítico utilizando uma metodologia para previsão de requerimento energético. Monografia de graduação. Ouro Preto, Universidade Federal de Ouro Preto, MG.
- Gonçalves, T. A., Silveira, M. A., de Paula, N. N., Ferreira, R. F., Donda, J. D. Aumento de produtividade dos ensaios de moagem em escala de laboratório, utilizando equações matemáticas simples. Contribuição técnica ao 44º Seminário de Redução de Minério de Ferro e Matérias-primas, 15º Simpósio Brasileiro de Minério de Ferro e 2º Simpósio Brasileiro de Aglomeração de Minério de Ferro, 15 a 18 de setembro de 2014, Belo Horizonte, MG, Brasil.
- Granato, M. (1986). Metalurgia extrativa do ouro.
- Hoal, K. E. O., & Frenzel, M. (2022). Ores drive operations—Economic geology is the foundation of geometallurgy. *SEG Newsletter*, (129), 30-43.
- Hunt, J., Berry, R., Becker, M., & Baumgartner, R. (2019). A special issue dedicated to geometallurgy: Preface. *Economic Geology*, 114(8), 1473-1479.
- Kresse, C., Lobato, L. M., Hagemann, S. G., & e Silva, R. C. F. (2018). Sulfur isotope and metal variations in sulfides in the BIF-hosted orogenic Cuiabá gold deposit, Brazil: Implications for the hydrothermal fluid evolution. *Ore Geology Reviews*, 98, 1-27.
- LAMBERG, P. Particles: The bridge between geology and metallurgy. Center of advanced mining and metallurgy (CAMM) – Lulea university of technology, mineral processing. Lulea, Sweden. 2011.
- Lemos, M. G.; Valente, T.; Marinho Reis, P.; Fonseca, R.; Delbem, I.; Ventura, J.; Magalhães, M. Mineralogical and Geochemical characterization of gold mining tailings and their potential to generate acid mine drainage (Minas Gerais, Brazil). *Minerals* 2021.



- Lemos, M. G.; Valente, T.; Marinho Reis, P.; Fonseca, R.; Guabiroba, F.; Filho, J; Magalhães, M.; Delbem, I. Adding Value to Mine Waste through Recovery Au, Sb, and As: The Case of Auriferous Tailings in the Iron Quadrangle, Brazil. *Minerals* 2023 b.
- Lobato, L.M.; Ribeiro-rodrigues, L.C.; Vieira, F.W.R.V.; 2001a. Brazil's premier gold province. Part II: geology and genesis of gold deposits in the Archean Rio das Velhas greenstone belt. *Quadrilátero Ferrífero. Miner. Depos.* 36, 249–277.
- Lund, C.; Lamberg, P.; (2014). Geometallurgy–A tool for better resource efficiency. *European geologist*, 37, 39-43.
- Magalhães, F.; Lemos, M. G.; Moreira, A; Pereira, S.; Souza, Q.; Vieira, M.; Aplicação da geometalurgia para aumento da recuperação de ouro – Santa Bárbara, MG. In: XXVIII Encontro nacional de Tratamento de minérios e metalurgia extrativa, Belo horizonte – MG. 2019.
- Martins, R., 2000. Caracterização petrográfica e geoquímica mineral do minério da mina de ouro Cuiabá, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais: Unpublished M.Sc. thesis. Belo Horizonte, Brazil, Universidade Federal Minas Gerais, 125 p.
- Ribeiro-Rodrigues, L. C., de Oliveira, C. G., & Friedrich, G. (2007). The Archean BIF-hosted Cuiabá Gold deposit, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. *Ore Geology Reviews*, 32(3-4), 543-570.
- Silva, T.; Gomes, L.; Lemos, M.; PEREIRA, R. Utilização de análises geometalúrgicas para aumento de recuperação de ouro – Sabará, MG. In: Procemin 2016-12th International Mineral Processing Conference, Santiago, October 26-28, 2016.
- Wang, H. (2007). A review on process-related characteristics of pyrrhotite. *Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review*, 29(1), 1-41.



## ANÁLISE COMPARATIVA DE MODELOS GEOMETALÚRGICOS DE PRODUTIVIDADE DA MINA MORRO DO OURO: ABORDAGENS RECENTES E CONVENCIONAIS

L. C. M. LUCRÉCIO<sup>1</sup>, F. S. MENDES<sup>2</sup>, D.B. MAZZINGHY<sup>1</sup>, A.B. HENRIQUES<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Curso de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM) - UFMG,

<sup>2</sup>Kinross Brasil Mineração

[lorena-campolina@ufmg.br](mailto:lorena-campolina@ufmg.br)\*

### RESUMO

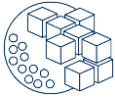
A geometalurgia é uma abordagem integrada, que utiliza conhecimentos de geologia, mina e usina, para otimizar as operações mineiras. Um modelo geometalúrgico de produtividade prevê tanto a taxa de alimentação quanto a energia necessária para a cominuição do minério, considerando variáveis como P80 e F80. Tradicionalmente, o Índice de Trabalho de Bond (Wi) é utilizado para calcular a energia específica de moagem, porém é limitado a circuitos de moagem de bolas, com 250% de carga circulante. Métodos alternativos, incorporando variáveis adicionais e ajustando os expoentes do modelo de Bond, foram utilizados, para encontrar o melhor cálculo de energia específica. O estudo de caso da mina Morro do Ouro, que possui circuito SAB, demonstra que cabem melhorias no modelo de produtividade da empresa e que a equação de Peche surge como uma opção mais representativa da realidade operacional da usina, uma vez que considera as quebras por impacto e abrasão/atrito.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Energia Específica, Modelos de Moagem, Índice de Trabalho, Otimização

### ABSTRACT

Geometallurgy is an integrated approach that uses knowledge from geology, mining, and processing plants to optimize mining operations. A geometallurgical productivity model predicts the feed rate and the energy required for ore comminution, considering variables such as P80 and F80. Traditionally, the Bond Work Index (Wi) is used to calculate specific grinding energy, however, it is limited to ball milling circuits with a 250% circulating load. Alternative methods incorporating additional variables and adjusting the exponents of Bond's model were used to find the best way to calculate specific energy. The case study of Morro do Ouro mine, which has a SAG-ball (SAB) milling circuit, demonstrates that there are opportunities for improvement in the company's current productivity model (throughput curve) and that the Peche equation emerges as a more representative option of the plant's operational reality, as it considers impact and abrasion/attrition comminution.

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Specific Energy, Grinding Models, Work Index, Optimization.



## 1 INTRODUÇÃO

### 1.1 Geometalurgia

A geometalurgia, também nomeada como “mineração de precisão”, por Schneider (2014), é uma abordagem que busca utilizar, de forma integrada e direcionada, os diversos recursos e conhecimentos disponíveis nos campos de geologia, mina e usina, visando um planejamento de lavra otimizado, de forma a garantir um melhor aproveitamento dos recursos minerais disponíveis e a maximizar o retorno financeiro do empreendimento minerário. Ainda, tal tipo de estudo pode viabilizar a operação de minas com altos custos operacionais e baixos teores.

Montoya (2014) expõe que o principal objetivo da geometalurgia é: fornecer entradas restritas, que reflitam a variabilidade geológica inerente no minério e o impacto dele para o desempenho da usina ao ser processado, incorporando parâmetros geometalúrgicos nos modelos de blocos. Tradicionalmente, informações referentes às propriedades metalúrgicas do minério são inseridas nos modelos de bloco da mina, a exemplo do teor, contudo, outras informações são igualmente relevantes para otimizar a operação. Dados como liberação do mineral de interesse, recuperação estimada, índices de trabalho e composição química podem ser utilizados durante o citado processo, considerando a abordagem geometalúrgica (Moraga, 2022).

Um modelo de produtividade geometalúrgico é capaz de prever o comportamento do bloco, ao ser processado na usina em termos de taxa de alimentação horária (t/h), bem como a energia necessária para o processo de cominuição, conforme a Equação (1). O que permite uma otimização do planejamento de lavra e uma estimativa mais precisa do valor econômico de cada bloco.

$$T = \frac{P}{E} \quad (1)$$

Onde:  $T$  = Taxa de alimentação (t/h);  $P$  = Potência dos moinhos (kW);  $E$  = Energia específica (kWh/t).

### 1.2 Moagem

No documento publicado pela GMG em 2021, é destacado que as empresas vêm sofrendo com o declínio do teor dos minerais nas minas, evidenciado – especialmente, no caso dos metais básicos, como cobre e zinco, e nobres, a exemplo do ouro e prata – o que acarreta uma necessidade de aumento constante de capacidade produtiva das usinas de beneficiamento. Desde a década de 1980, é cada vez mais comum a combinação entre moinhos semi-autógenos (SAG) e moinhos de bolas no circuito de cominuição, devido ao ganho de capacidade gerado, muitas vezes, sendo possível processar mais de 4.000 t/h de material. Tal configuração é conhecida como *SAB – Semiautogenous Balls* (circuito SAG – Bolas) (Delboni Junior, Sampaio, & Lima, 2010).

Outra grande vantagem do circuito *SAB* é a flexibilidade operacional, uma vez que é possível trabalhar com uma grande faixa de variação no tamanho de transferência ( $TS$ ) entre



a moagem primária (SAG) e a moagem secundária (BOLAS). O grau de redução do minério é um fator fundamental, para se determinar a energia específica (kWh/t) que será consumida na cominuição, especialmente pelo fato de que a etapa de fragmentação pode ser responsável por 40 a 50% dos custos operacionais de uma empresa (Delboni Junior, Sampaio, & Lima, 2010); Sayadi et al apud Wenzheng, 1991).

Nas últimas décadas, diversos autores se empenharam em desenvolver um modelo que pudesse prever a energia específica necessária para a fragmentação. A seguir serão apresentadas equações desenvolvidas por Fred Bond, Steve Morrell e Roddy Peche.

### 1.2.1 Modelo de Fred Bond

A Equação de Bond (2), largamente utilizada desde 1952, tem como objetivo: calcular a energia específica (kWh/t) associada à moagem de um material, visando um determinado  $P_{80}$  e considerando o índice de trabalho ( $Wi$ ). O  $Wi$  (kWh/t), desenvolvido por Bond, é definido como: a energia necessária para reduzir o minério de um  $F_{80}$  qualquer para um produto no qual 80% das partículas sejam menores do que 100 micrometros (Delboni Junior, Sampaio, & Lima, 2010).

$$W = 10 Wi (P_{80}^{-0,5} - F_{80}^{-0,5}) \quad (2)$$

Onde:  $W$  = Energia específica (kWh/t);  $Wi$  = Índice de Trabalho de Bond (kWh/t);  $F_{80}$  = tamanho passante de 80% da alimentação ( $\mu\text{m}$ );  $P_{80}$  = tamanho passante de 80% do produto da moagem ( $\mu\text{m}$ )

Há ressalvas em relação à equação de Bond, pois, em muitos casos, o resultado obtido se diferencia do valor real de energia. Delboni Junior, Sampaio & Lima (2010), por exemplo, destacam que o método não é adequado para a moagem de minérios mais grosseiros, materiais que normalmente são alimentados em circuitos SAB. Diante disso, outros métodos foram desenvolvidos, buscando expandir a utilidade do método de escalonamento, como a equação Morrell (2004), que incluiu a variável de tamanho da partícula alimentada e do produto da moagem no expoente da equação (Peche 2020).

### 1.2.2 Modelo de Steve Morrell

O método de Morrell, Steve Morrell Comminution (SMC), conforme destacado no guia publicado pela GMG (2021), pode ser utilizado para prever a energia específica de circuitos de cominuição nos quais existam combinações. Diante da possibilidade de combinar equipamentos, a metodologia utiliza tanto o índice de trabalho de Bond ( $Wi$ ), com foco na fração mais fina da moagem, quanto os resultados obtidos com o teste de DWT (Drop Weight Test) simplificado. Algumas saídas do teste são:

- $M_{ia}$  – Índice de trabalho de minério grosso ( $> 750 \mu\text{m}$ ) em circuitos de moinho rotativo (kWh/t)
- $A^*b$  – Parâmetro sobre a competência (tenacidade) do minério

Adicionalmente, há o parâmetro  $M_{ib}$ , que se caracteriza como o índice da fração  $<750 \mu\text{m}$  da alimentação da moagem e o qual é calculado com base nos resultados de  $Wi$ . Alex Doll (2022) estudou a correlação entre a variável  $M_{ib}$  e o  $Wi$  de Bond, a partir de diferentes

malhas de moagem e, em 2024, publicou uma relação entre os dados de  $A \cdot b$  e o índice de  $M_{ia}$ , com o objetivo de tornar acessível ao público aspectos proprietários do método SMC e possibilitando cálculos estimados dos supracitados índices, apesar de não ser possível apontar o nível de acurácia de tais estimativas. Ambas as análises estão apresentadas na Figura 1.

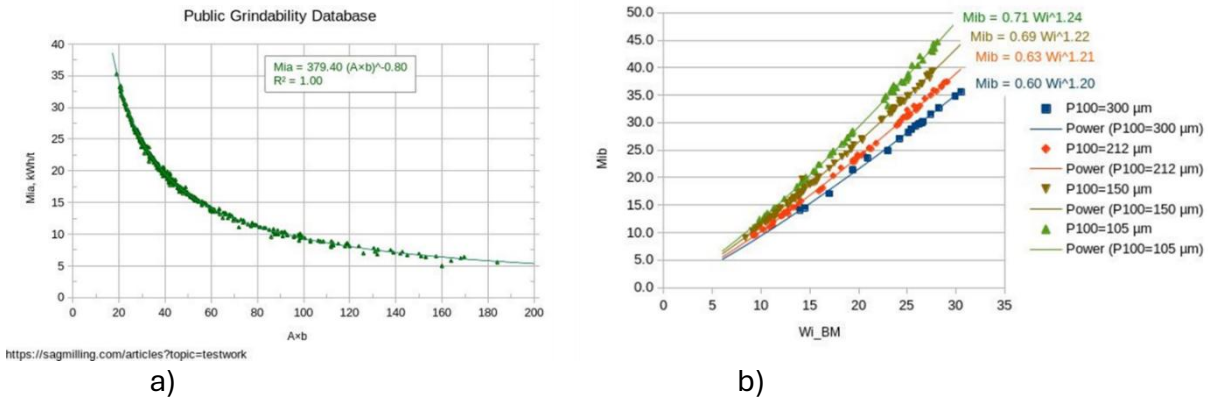


Figura 1: Correlação entre variáveis – a)  $A \cdot b$  x  $M_{ia}$ ; b)  $WI$  x  $M_{ib}$ .  
 Fonte: Doll (2022); Doll (2024)

A Equação (3) apresenta o modelo para estimar a energia específica ( $W$ ) definida por Morrell para um circuito SAB.

$$W = 4M_{ib} \left( P_{80}^{-0,295 + P_{80}/10^6} - 750^{-0,295 + 750/10^6} \right) + 4M_{ia} \left( 750^{-0,295 + 750/10^6} - F_{80}^{-0,295 + F_{80}/10^6} \right) \cdot K \quad (3)$$

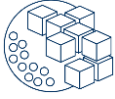
Onde:  $K = 1,0$  para circuitos sem recirculação de pebbles britados e  $0,95$  com recirculação;  $750 =$  granulometria de referência para dividir minério grosso e fino);

### 1.2.3 Modelo de Bond modificado por Peche

Peche (2020) baseou-se nas abordagens de Hukki (1962) e de Morrell (2004) de que o expoente da equação de Bond não deveria ser uma constante, mas, sim, uma variável, e desenvolveu um novo modelo com base em 82 dados reais de diferentes configurações de circuitos de cominuição em diferentes países. Considerando as análises realizadas, Peche chegou a uma Equação (4) que será nomeada por “Bond modificado por Peche” no presente artigo, a qual foi indicada para circuitos com moinhos de bola e moinhos verticais.

$$W = 10 Wi \left( P_{80}^{-0,8} F_{80}^{-0,05} - F_{80}^{-0,8} F_{80}^{-0,05} \right) \quad (4)$$

A referida nova Equação (4) mostrou-se mais representativa quando comparada aos dados reais, tendo desvios relativos mais bem distribuídos, sem haver uma tendência de superestimação para uma faixa de tamanho específica, como ocorre com a Equação de Bond (2) (Peche, 2020).



#### 1.2.4 Modelo Peche

Em 2022, Peche propôs um modelo, representado pela Equação (5), para circuitos com moinhos SAG, adicionando uma parcela relativa ao componente de impacto no cálculo, uma vez que, para tal tipo de circuito, têm-se os mecanismos de quebra das partículas por impacto e abrasão/atricção (Peche, 2022).

$$W = 30M_{ia} \left( TS^{-0,8} F_{80}^{-0,05} - F_{80}^{-0,8} F_{80}^{-0,05} \right) + 10Wi \left( P_{80}^{-0,8} TS^{-0,05} - TS^{-0,8} TS^{-0,05} \right) \quad (5)$$

Onde:  $TS$  = tamanho de transição do moinho SAG para os moinhos de bolas.

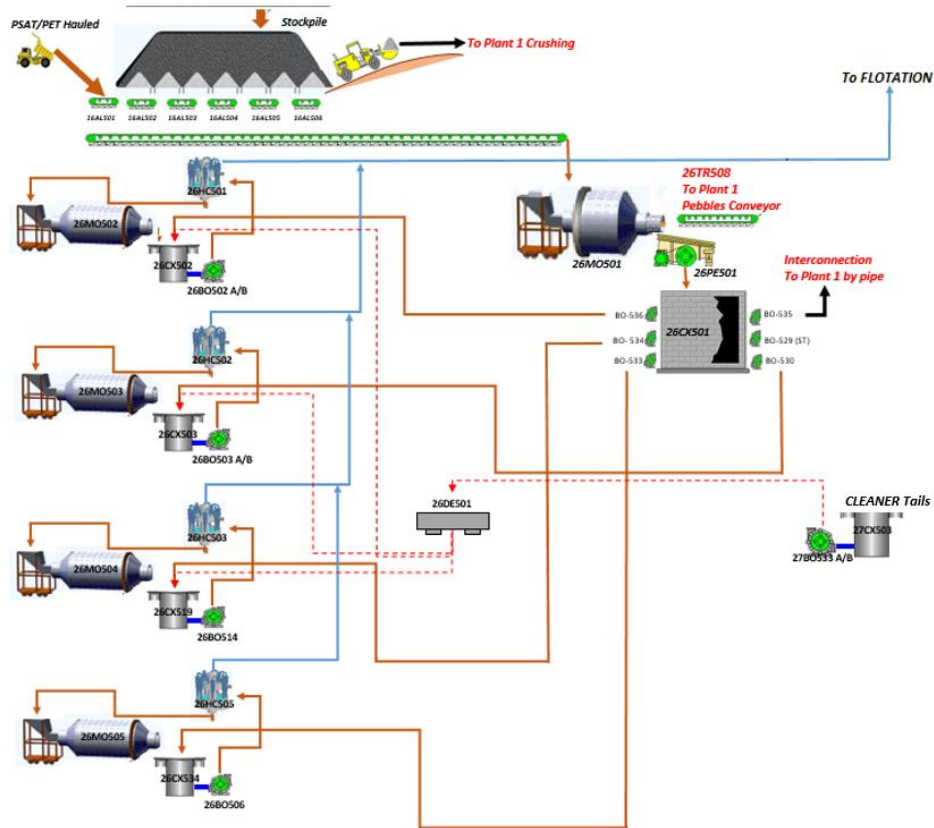
### 1.3 Estudo de caso

O presente estudo diz respeito à Mina do Ouro, uma operação a céu aberto localizada em Paracatu, noroeste de Minas Gerais, pertencente à Kinross Brasil Mineração, empresa que integra o grupo canadense Kinross Gold Corporation, sendo uma das maiores produtoras de ouro do Brasil.

A mina em questão opera com o menor teor aurífero do mundo (0,4 gramas de ouro por tonelada de minério), investindo constantemente em tecnologias de extração e em projetos de melhoria de eficiência operacional. Com 588 koz de ouro produzidos, a produção de 2023 de Paracatu aumentou em comparação a 2022, principalmente devido a um aumento na produtividade da usina (um total de 60,2 Mt de minério processado), bem como às recuperações recordes (79,1% de recuperação global), parcialmente compensadas por teores ainda mais baixos (0,389 g/t) (Kinross, 2023; Kinross, 2024).

Em 2007, a usina 2 da Kinross Brasil passou por um projeto de expansão, aumentando, significativamente, a capacidade de processamento mineral. O circuito atual de moagem é do tipo *SAB*, o qual contém um moinho SAG (38 ft de diâmetro e 22 ft de comprimento), que recebe o minério homogeneizado de uma pilha pulmão por meio de uma correia transportadora, seguido da etapa secundária de moagem com 4 moinhos de bola, que operam em circuito fechado com pré-classificação da polpa. O produto do SAG passante na peneira de dois *decks* (o 1º com abertura de 25x60mm e o 2º com 16x30m), também chamado de tamanho de transferência, é bombeado para a caixa dos moinhos de bola e a polpa é alimentada nos hidrociclones. Na etapa de classificação, busca-se um *overflow*, no qual 80% do material é menor do que 149 µm, e o material que não atende a tal parâmetro (*underflow*) será a alimentação dos moinhos de bola. Um resumo do fluxograma está exposto na Figura 2 (Kinross, 2016).





**Figura 2: Fluxograma de processos da Planta 2 – Kinross.**

Fonte: Kinross (2016)

Assim, este trabalho tem como objetivo aplicar dados históricos da mina Morro do Ouro nos modelos de energia específica de Bond, Morrell, Bond modificado por Peche e Peche e os comparar com os dados reais da usina e com o modelo de produtividade atualmente utilizado, a fim de avaliar: qual seria o melhor método para prever a energia de moagem e, conseqüentemente, de taxa de alimentação.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

### 2.1 Banco de dados

Os dados coletados para o presente estudo são referentes ao período de janeiro de 2023 a julho de 2023 da usina 2 da operação em Paracatu da Kinross e estão retratados na Tabela 1. Foi utilizado um filtro em que apenas dias com mais de 20h de operação foram considerados na análise.

Em relação ao produto da moagem SAG, foram realizadas amostragens manuais em cada uma das quatro bombas que alimentam os moinhos, semanalmente, durante o período avaliado (janeiro a julho de 2023). Uma vez que a amostragem é semanal, o resultado obtido foi replicado para todos os dias da semana em que o material foi coletado.

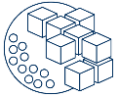


Tabela 1: Detalhamento dos dados utilizados na pesquisa.

Dado	Origem do dado	Tipo do dado	Tratamento do dado	Unidade
$P_{80}$	Amostrador automático	% retido na peneira de 150 $\mu\text{m}$	Curva interna: $P_{80} = 6,431 \times \% \text{ retido em } 150 \mu\text{m} + 19,45$	mm
$F_{80}$	Câmera Vision Rock	Leitura direta	-	mm
TS	Coleta manual semanal	Análise granulométrica do produto da moagem SAG	$P_{80}$ médio semanal das bombas que alimentam os moinhos de bola	mm
Potência	PI System	Leitura direta	-	kW
Taxa de alimentação SAG	PI System	Leitura direta da balança	-	t/h
$W_i$	Furo de sondagem	Teste laboratorial	Krigagem da área do bloco	kWh/t

## 2.2 Variáveis Analisadas

Atualmente, a Kinross dispõe de um volumoso banco de dados de  $W_i$ , de diversas áreas da mina, e utiliza a informação dele para o modelo próprio de bloco geometalúrgico e para a estimativa de produtividade (t/h) de cada bloco, ainda que o  $W_i$  não seja uma variável adequada para um circuito de moagem SAG. Diante disso, foi necessário associar a variável  $W_i$  aos índices de trabalho de Morrell, como o  $A^*b$ ,  $M_{ia}$  e  $M_{ib}$ , uma vez que o SMC é um parâmetro de escalonamento de SAG.

Em 2010 e em 2017, foram realizadas campanhas de testes com 11 amostras cada, provenientes da mina Morro do Ouro e realizados ensaios DWT em laboratório externo. Os resultados estão expostos nas Tabelas 2 e 3.

A partir dos resultados experimentais expostos acima, é possível construir uma correlação entre o  $W_i$ , variável proveniente de testes de rotina da empresa, e os demais parâmetros. Na Figura 3, tem-se a relação entre  $W_i$  e  $A^*b$  e o modelo gerado, demonstrado na Equação (6). A partir do descrito modelo, foi possível calcular o índice  $A^*b$  dos dados históricos analisados neste trabalho, sendo tal dado uma variável necessária para o cálculo de energia nas equações de SMC e Peche.

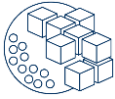


Tabela 2: Dados experimentais de A\*b e Wi.

Amostra	A*b	Wi
1	170,7	5,42
2	187,9	5,57
3	65,3	12,30
4	159,6	8,85
5	151,1	8,31
6	71,7	10,33
7	77,6	10,61
8	58,0	11,84
9	63,8	13,07
10	101,4	6,52
11	162,0	7,98

Fonte: Gomes et. al (2010)

Tabela 3: Dados experimentais de A\*b, Mia, Mib e Wi.

Amostra	A*b	M <sub>ia</sub>	M <sub>ib</sub>	Wi
1	68,7	12,6	21,9	15,70
2	73,0	12,0	22,7	16,04
3	56,9	14,6	23,4	16,44
4	82,3	10,9	19,0	13,90
5	79,1	11,2	21,3	15,26
6	64,1	13,3	22,5	15,94
7	78,1	11,4	22,6	15,85
8	75,1	11,7	23,9	16,75
9	56,6	14,7	24,0	16,75
10	66,0	13,0	24,6	16,88
11	65,5	13,1	23,9	16,67

Fonte: Relatório Interno, Kinross (2017)

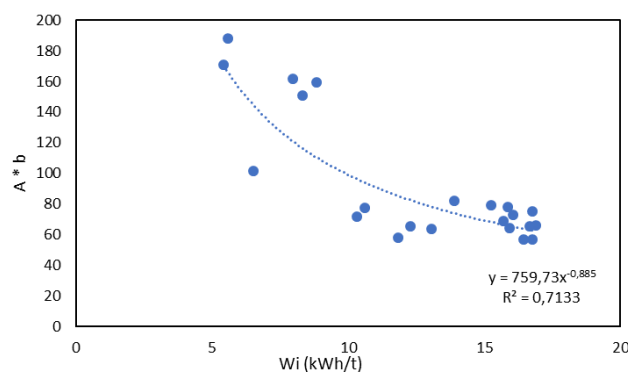


Figura 3: Modelo A\* b e Wi.

$$A * b = 759,73 Wi^{-0,885}$$

(6)



Para os dados de  $M_{ia}$  e  $M_{ib}$ , foram utilizadas as Equações (7) e (8) construídas por Doll (2022; 2024), sendo que, para o  $M_{ib}$ , foi considerada a curva obtida com ensaios de  $W_i$ , utilizando a peneira de abertura de 150  $\mu\text{m}$ . Uma vez que o laboratório de processos da Kinross realiza os testes de índice de trabalho com uma peneira de abertura menor, 106  $\mu\text{m}$ , foi necessária uma correção segundo a Equação (9), conforme guia publicado pela GMG (2021).

$$M_{ia} = 379,4 (A * b)^{-0,80} \quad (7)$$

$$M_{ib} = 0,71 W_i^{1,24} \quad (8)$$

$$M_{ib} \text{ corrigido} = M_{ib} \left(\frac{106}{150}\right)^{0,24} \quad (9)$$

### 2.3 Modelo de produtividade da Kinross

Desde 2018, a mineradora possui a chamada “Curva de Throughput”, um modelo matemático interno, apresentado na Equação (10), desenvolvido com o objetivo de prever a tonelagem processada nas plantas de beneficiamento de acordo com o  $W_i$  do minério. A curva é baseada em resultados de testes de  $BW_i$ , variável que não representa exclusivamente o atual circuito de moagem, por isso o que se busca no dia a dia da operação é estar de 8 a 11% acima de tal curva. A Equação (10) será utilizada nos cálculos de energia para fins de comparação com os demais modelos.

$$TPH = \text{Min}(6600, 17675 W_i^{-0,465}) * 0,822 \quad (10)$$

### 2.4 Método comparativo de análise

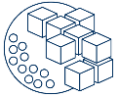
Para fins de comparação, será utilizada a Equação (11) para o cálculo do desvio relativo da “Curva de Throughput” e demais modelos apresentados neste trabalho, em relação aos dados reais levantados para a base diária.

$$\text{DesvioRelativo (\%)} = 100 * \left( \frac{\text{Valor Real} - \text{Valor Calculado}}{\text{Valor Calculado}} \right) \quad (11)$$

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para o presente estudo, foram utilizadas curvas de correlação, a fim de transformar as variáveis  $W_i$  em índices de quebra ( $M_{ia}$  e  $M_{ib}$ ) e no cálculo da variável  $A*b$ , devido apenas aos resultados de  $W_i$  serem gerados por testes rotineiros e bem consolidados na empresa.

Após realizado os cálculos de energia específica, para o período de estudo selecionado, foi construído o gráfico comparativo dos resultados. Na Figura 4, a linha amarela representa o valor real da energia consumida pela usina no dia a dia, e as demais



linhas são referentes aos vários modelos estudados. É possível observar que a curva com base no modelo atualmente implementado na empresa (linha verde) se mostra mais conservadora em relação às demais, prevendo energia maior do que a real, em quase todos os dias analisados. Dentre os modelos selecionados, o modelo de Peche (linha vermelha) e o Modelo aplicado um fator de 8% (linha preta) foram os que mais se aproximaram do consumo real, enquanto o modelo de Bond foi pouco assertivo (linha cinza), como era esperado, por ser limitado a circuitos de moagem de bolas com 250% de carga circulante (Barbato & Sampaio, 2007).

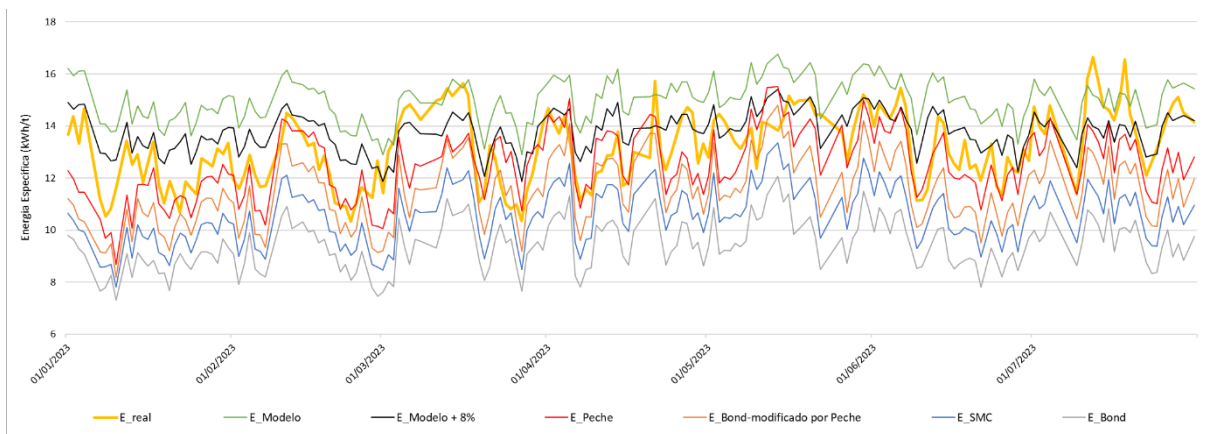


Figura 4: Comparação entre os cálculos de energia específica a partir de diferentes equações.

Na Figura 5, os dados foram plotados em um gráfico de dispersão, resultando em linhas de tendência para cada modelo, sendo os dados reais representados pela linha amarela. É possível observar que os dados calculados utilizando o modelo da empresa, no geral, apresentam valores de energia específica acima do real, enquanto os demais modelos apresentam valores abaixo. Outra observação é a tendência de convergência com os dados reais do Modelo + 8% e de Peche, o último, inclusive, com ponto de interseção em relação à reta real.

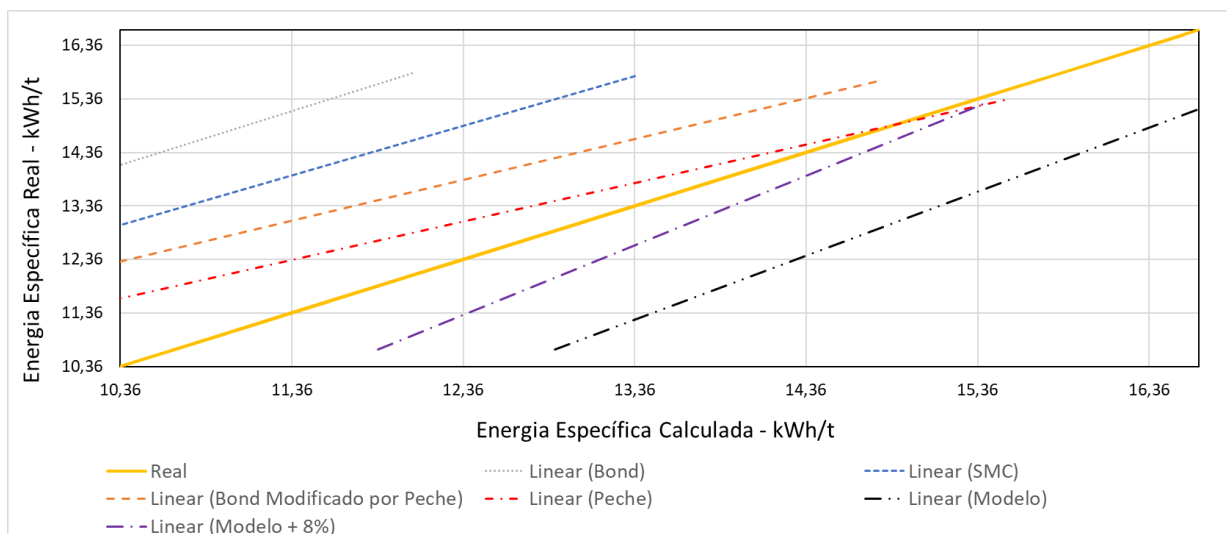
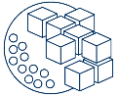


Figura 5: Comparação entre as linhas de tendência das equações em relação ao dado real.



Uma investigação complementar foi realizada, a fim de se observar a distribuição dos desvios de cada modelo quando comparados ao valor real. Para a análise, foi assumido um desvio aceitável de mais ou menos 10%, em torno do dado real, e o resultado foi compilado na Tabela 4.

**Tabela 4: Consolidado de dados com desvios entre +/- 10% em relação ao valor real**

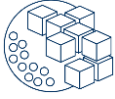
<b>Modelo</b>	<b>Quantidade de dados com desvios entre -10% a +10%</b>
Bond	5%
SMC	8%
Bond Modificado por Peche	28%
Modelo Kinross	36%
Peche	67%
Modelo Kinross + 8%	73%

O cálculo de energia utilizando a equação de Bond resultou em apenas 5% dos dados dentro da faixa de desvio estabelecida como aceitável neste trabalho, o que pode ser explicado devido à limitação do modelo a um circuito de moagem de bolas, não sendo o caso do circuito *SAB* da Kinross. Destaca-se que, apesar das modificações feitas por Peche, não houve melhora significativa em relação à aderência aos dados reais, elevando a quantidade de dados dentro da faixa de 5% para 28%.

Comportamento semelhante foi observado com o modelo de SMC, o qual apresentou 8% de dados alinhados com o valor real. Uma hipótese para tal baixa representatividade é a separação entre fração fina e grosseira do minério alimentado ser fixada em 750  $\mu\text{m}$ , pois o que se observa na prática é um tamanho de transferência mais elevado entre a moagem SAG e os moinhos de bolas. Outra questão se deve à alternância do gargalo operacional de moagem, ora sendo determinada pela moagem secundária, ora pela moagem SAG, o que pode influenciar no peso que cada uma das parcelas de mecanismos de impacto possui no cálculo da energia  $e$ , conseqüentemente, na taxa de alimentação. Ainda, cabe destacar que não foram utilizados dados experimentais das variáveis  $A^*b$ ,  $M_{ia}$  e  $M_{ib}$ , mas, sim, as curvas de correlação apresentadas no tópico anterior, o que pode ter comprometido a acurácia dos resultados.

O modelo da Kinross se mostrou mais assertivo do que os três analisados acima, com 36% dos dados apresentando um desvio aceitável, sendo tal número ampliado para 73% ao ser aplicado o fator de 8% sobre a equação original, o melhor resultado entre os modelos aqui estudados. Diante disto, percebe-se que o modelo interno apresenta um erro sistemático o qual poderia ser minimizado, ou até mesmo corrigido, com a aplicação de um fator adequado.

Já a equação desenvolvida por Peche apresentou resultados satisfatórios, com 67% dos dados com desvios entre -10% a +10% em torno da realidade. Possivelmente, a descrita melhor aderência, quando comparada aos demais modelos, deve-se à inclusão de uma parcela relativa ao mecanismo de quebra por impacto na equação, predominante em moinhos com alta elevação da carga, como o SAG, e a presença da variável de tamanho de transferência ( $TS$ ) da partícula, entre a moagem primária e secundária, desafixando o valor



de 750  $\mu\text{m}$  e passando a considerar a variabilidade das faixas de tamanho do minério alimentado (Delboni Junior & Sampaio, 2018).

#### 4 CONCLUSÕES

Diante do atual circuito de moagem em operação na empresa, é possível concluir que os modelos de Bond e Bond Modificado por Peche não são aderentes aos dados reais, o que era esperado, pois não foram concebidos para plantas de moagem SAG. O SMC não apresentou a aderência esperada pois, apesar de ter sido desenvolvido para circuitos SAB, exige testes experimentais específicos (*DWT*), sendo necessário utilizar modelos de correlação, pois a empresa não possui tal banco de dados. O novo modelo proposto para o citado Peche gerou resultados mais compatíveis com a realidade da usina, apesar de também ter sido necessário utilizar as curvas de correção. A curva de produtividade da empresa mostrou-se pouco aderente, porém, ao ser aplicado o fator de 8%, passou a ser o modelo analisado com maior acurácia.

Novos autores, como Roddy Peche, estão surgindo com equações inovadoras na previsão da energia específica de circuitos de moagem, o que auxilia as empresas a compreenderem melhor o próprio circuito e a agirem de forma otimizada durante as operações. Para validar e implementar o modelo de Peche na Kinross, são necessárias novas análises com um banco de dados de maior período, bem como a realização de testes laboratoriais com amostras coletadas diretamente na planta, eliminando, assim, as curvas de correlação e possibilitando análises com dados experimentais, o que aumentaria a confiabilidade da investigação.

Por fim, conclui-se que o modelo de produtividade da Kinross não representa de fato a atual capacidade de processamento por hora da usina, pois ela é subestimada, enquanto que o consumo energético específico é superestimado. Contudo, ao se aplicar um fator (8% para o presente estudo de caso), os resultados ficam mais próximos do real, indicando uma necessidade de revisão do atual do modelo. De forma semelhante, a aplicação de um fator ideal no modelo de Peche poderia resultar em dados ainda mais alinhados com a realidade operacional, sendo a sugestão deste artigo como tópico de estudo para trabalhos futuros.

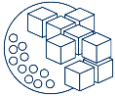
#### AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. Douglas Mazzinghy e à Professora Dra. Andreia Bicalho, pelo apoio e orientação, e ao time da Kinross Brasil Mineração, pelo incentivo ao estudo e disponibilização dos dados.

#### REFERÊNCIAS

Barbato, C. N., & Sampaio, J. A. (2007). Determinação Experimental do Índice de Trabalho (BWI). In CETEM, Tratamento de Minérios – Práticas Laboratoriais (1a. ed., Cap. 10, pp. 179-192). Rio de Janeiro: CETEM.

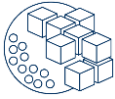




- Delboni Junior, H., & Sampaio, J. A. (2018). Cominuição: Circuitos industriais de moagem autógena e semi-autógena. In CETEM, Tratamento de minérios (6a. ed., Cap. 4.3, pp. 187-221). Rio de Janeiro: CETEM/MCTI.
- Doll, A. (2022). Workindex comminution activity [Imagem]. LinkedIn. Disponível em: [https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465\\_workindex-comminution-activity-6935422189697470464-JLCm/?originalSubdomain=ca](https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_workindex-comminution-activity-6935422189697470464-JLCm/?originalSubdomain=ca). Acesso em 12 de abril de 2024.
- Doll, A. (2024). Comminution grindability SMCTest activity. LinkedIn. Disponível em: [https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465\\_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0/](https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0/). Acesso em 12 de abril de 2024.
- Global Mining Guidelines Group (GMG). (2021). Determining the Bond efficiency of industrial grinding circuits. Disponível em: [https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE\\_The-Morrell-Method-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits\\_2021.pdf](https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE_The-Morrell-Method-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits_2021.pdf).
- Global Mining Guidelines Group (GMG). (2021). The Morrell method to determine the efficiency of industrial grinding circuits. Disponível em: [https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE\\_The-Morrell-Method-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits\\_2021.pdf](https://gmgroup.org/wp-content/uploads/2021/12/GUIDELINE_The-Morrell-Method-to-Determine-the-Efficiency-of-Industrial-Grinding-Circuits_2021.pdf).
- Gomes, M. P., et al. (2010). Optimization of the SAG mill circuit at Kinross Paracatu Brazil. In Comminution '10 Conference, Cape Town, South Africa. Conference Paper. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/310954092\\_OPTIMIZATION\\_OF\\_THE\\_SAG\\_MILL\\_CIRCUIT\\_AT\\_KINROSS\\_PARACATU\\_BRAZIL](https://www.researchgate.net/publication/310954092_OPTIMIZATION_OF_THE_SAG_MILL_CIRCUIT_AT_KINROSS_PARACATU_BRAZIL). Acesso em 13 de maio de 2024.
- Ireno, T. (2022). Avaliação da aplicação do método Steve Morrell Comminution (SMC) em um modelo geometalúrgico de produtividade de uma mina de ouro (Trabalho de Conclusão de Curso, Bacharelado em Engenharia de Minas). Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- Kinross Brasil Mineração. (2016). Fluxograma de Processos – Planta 2 (Relatório técnico interno). Paracatu, MG: Kinross Brasil Mineração.
- Kinross Brasil Mineração. (2017). Dados experimentais de SMC (Relatório técnico interno). Paracatu, MG: Kinross Brasil Mineração.
- Kinross Gold Corporation. (2023). Annual information form for the year ended December 31, 2023. Disponível em: [https://s2.q4cdn.com/496390694/files/doc\\_financials/2023/q4/KGC-Q4-year-end-2023\\_Exploration-news-release-FINAL.pdf](https://s2.q4cdn.com/496390694/files/doc_financials/2023/q4/KGC-Q4-year-end-2023_Exploration-news-release-FINAL.pdf). Acesso em 11 de abril de 2024.
- Kinross. (n.d.). Conheça a Kinross. Disponível em: <https://kinross.com.br/a-kinross/conheca/>. Acesso em 12 de abril de 2024.
- Luz, A. B. da, Sampaio, J. A., & França, S. C. A. (2010). Tratamento de minérios (5. ed.). Rio de Janeiro: CETEM/MCT.



- Moraga, C., Kracht, W., & Ortiz, J. (2022). Process simulation to determine blending and residence time distribution in mineral processing plants. *Minerals Engineering*, 187, 107807.
- Motoya, P. (2014). Geometallurgical mapping and mine modelling - Comminution studies: La Colosa case study, AMIRA P843A (Dissertação de Mestrado, Universidade da Tasmânia).
- Peche, R. (2020). A new general formula to predict the specific energy of grinding in ball mills and vertimills. In *Proceedings of the IMPC2020 Congress*, SAIMM, South Africa, 658-669.
- Peche, R. (2022). Innovación de la predicción de energía específica de conminución y determinación de su eficiencia energética relativa. In *Congreso Internacional sobre la Reducción del Tamaño de los Minerales (3)*, Lima.
- Sayadi, A. R., Khalesi, M. R., & Borji, M. K. (2014). A parametric cost model for mineral grinding mills. *Minerals Engineering*, 55, 96–102.
- Schneider, C. (2014). Geometalurgia, mineração de precisão e sustentabilidade. *Revista Mineração & Sustentabilidade*, CETEM, 46-47, set/out.



## USO DE REGRESSÃO LINEAR MULTIVARIADA PARA MODELAGEM GEOMETALÚRGICA DE DEPÓSITO DE BAUXITA

E. RODOVALHO<sup>1,2,\*</sup>, J. D. O. LIMA<sup>3</sup>, P. H. A. CAMPOS<sup>1</sup>, P. B. CASAGRANDE<sup>1</sup>, D. B. MAZZINGHY<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (PPGEM) - UFMG

<sup>2</sup>Universidade Federal de Alfenas

<sup>3</sup>Mineração Rio do Norte

[edmo.rodvalho@unifal-mg.edu.br](mailto:edmo.rodvalho@unifal-mg.edu.br)\*

### RESUMO

Programas de geometalurgia são aplicados para estabilizar o desempenho econômico do processamento mineral e podem controlar variáveis relacionadas aos rejeitos de mineração. Mudanças crescentes nos cenários econômicos e operacionais exigem o desenvolvimento de novas técnicas de previsão de respostas metalúrgicas. É comum haver uma população pequena dessas variáveis e há restrições na aplicação de técnicas geoestatísticas como krigagem, uma vez que recuperações são consideradas variáveis não aditiva. O presente trabalho desenvolveu um modelo de geometalurgia para uma mina de bauxita usando regressão linear múltipla. Os modelos desenvolvidos permitiram a reconciliação com resultados reais e essa aplicação na mineração de bauxita representa uma novidade na literatura. O modelo estimou a recuperação de massa na fração grossa com uma precisão superior a 97%. O modelo de geometalurgia desenvolvido para a Mineração Rio do Norte (MRN) também permite previsibilidade e mapeamento de possíveis desvios de qualidade do produto.

**PALAVRAS-CHAVE:** Regressão linear múltipla, Bauxita, Geometalurgia, Modelagem

### ABSTRACT

Geometallurgy programs are applied to stabilize the economic performance of mineral processing and can also control mining tailings. Increasing changes in economic and operational scenarios require the development of new forecasting techniques for metallurgical responses. It is common to have a small population of these variables and there are restrictions on the application of geostatistical techniques like Kriging, once recoveries are considered a non-additive variable. The present work developed a geometallurgy model for a bauxite mine using multiple linear regression. The models developed allowed reconciliation with real results and this application in bauxite mining represents a novelty in the literature. The model estimated the mass recovery in the coarse fraction with an accuracy greater than 97%. The geometallurgy model developed for Mineração Rio do Norte (MRN) also allows predictability and mapping of possible quality product deviations.

**KEYWORDS:** Multiple linear regression, Bauxite, Geometallurgy, Modelling



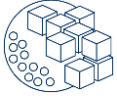
## 1 INTRODUÇÃO

A relação entre a mineração e a sociedade passou por muitas mudanças nas últimas décadas sendo o principal desafio a integração desse setor em cadeias globais de valor. Há demandas crescentes por diversos metais para atender novos hábitos de consumo em grande escala, porém isso não significa que a mineração tenha que ser realizada a qualquer custo. As exigências da sociedade continuam se apresentando no âmbito social, econômico e ambiental, mas atualmente é necessário avanços em previsibilidade de processos e manejo de resíduos na mineração (Jupp, Howard e Everett, 2014; Bridge, Brosig, Lozano e Laurila, 2014). A indústria de mineração precisa processar materiais com teores cada vez mais baixos e desenvolver áreas de mineração com geologia complexa (Lishchuk & Pettersson, 2021). Para controlar estes riscos, muitas mineradoras têm investido em programas de geometalurgia.

A geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar do processo produtivo da mineração que busca integrar todos os elementos que compõe uma determinada cadeia de valor mineral (Madenova & Madani, 2021). Para cada substância metálica, a cadeia de valor mineral conta com um diferente grupo de processos (elos) onde o núcleo é formado pela estimativa de recursos minerais, avaliação de reservas e pelo sequenciamento de lavra (Del Castillo & Dimitrakopoulos, 2016). Na extremidade inicial temos a exploração e modelagem geológica, enquanto na extremidade distal estão os processos metalúrgicos. Para que haja gestão dos riscos, manejo de resíduos, controle de custos e previsibilidade da performance dos processos metalúrgicos é necessário que haja comunicação e troca de informações entre as extremidades desta cadeia (Dominy, O'Connor, Parbhakar-Fox, Glass e Purevgerel, 2018; Navarra, Grammatikopoulos e Waters, 2018; Adeli, Dowd, Emery, Xu, 2021). Para cumprir este objetivo, o produto de um programa de geometalurgia é o modelo geometalúrgico.

O modelo geometalúrgico busca mapear a variabilidade espacial do comportamento dos materiais durante o processamento mineral (Hoffmann et al., 2022). Os recursos necessários para processar um determinado tipo de material, ou a sua contribuição na formação dos produtos, podem ser medidos por variáveis específicas como consumo energético em uma determinada etapa de processo, consumo de reagentes e até mesmo a recuperação mássica (Boisvert, Rossi, Ehrig, Deutsch, 2013). Além das variáveis de teor, que os modelos geológicos apresentam, os modelos geometalúrgicos variáveis de resposta do processamento mineral, como a recuperação, por exemplo. A reduzida quantidade de variáveis de resposta, torna inadequada a aplicação de técnicas de estimativas geoestatísticas como Krigagem ordinária (Hoffmann et al., 2022).

Considerando operações de mineração de bauxita de grande porte, não há publicações que descrevem a estimativa de variáveis geometalúrgicas. A descrição de um programa geometalúrgico para depósitos tabulares de bauxita também é um tema inédito na literatura científica. Beaumont & Musingwini (2019) descrevem estudos de casos para depósitos metálicos, porém com gênese e processos geológicos diferentes. Os processos de metamorfismo, intemperismo e controles mineralógicos exercem influência na segregação



dos domínios geometalúrgicos. Conseqüentemente, os métodos de estimativa de variáveis geometalúrgicas são aplicadas nas populações inseridas nesses domínios. Como ainda não há publicações que descrevem um estudo de caso de geometalurgia aplicada a mineração de bauxita, o presente trabalho busca responder a seguinte questão de pesquisa: Como estimar variáveis não-aditivas de recuperação mássica para depósitos de bauxita?

O presente trabalho busca descrever um estudo de caso de uma grande mina de bauxita no Brasil que está desenvolvendo um programa de geometalurgia. O objetivo é discutir todos os procedimentos necessários para a geração de um modelo geometalúrgico para uma mina de bauxita e medir sua eficácia. A ênfase das discussões está no método de estimativa de variáveis geometalúrgicas, validação, reconciliação e implementação do modelo. A análise exploratória de dados e a segregação dos domínios geometalúrgicos também foram discutidos.

## **2 METODOLOGIA**

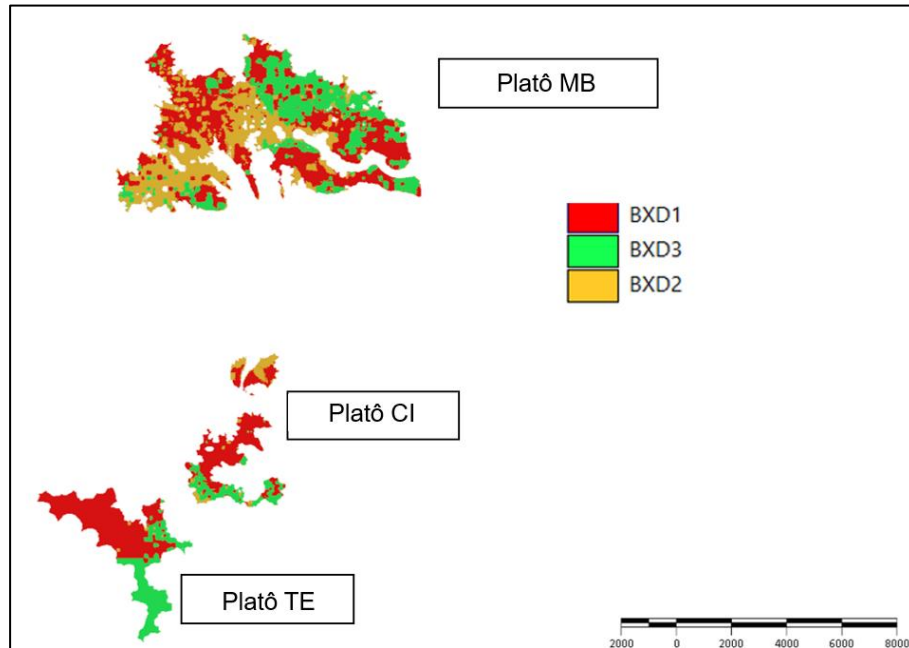
Após a amostragem realizada por furos de sondagem, foram disponibilizados o dataset com as variáveis de teor tipicamente aplicáveis para bauxita como alumina aproveitável (ALAP), sílica reativa (SIRE) e outros contaminantes segregados por faixas granulométricas. Além destas variáveis, foram disponibilizados resultados de % retido na fração grossa. Todas estas variáveis são regionalizadas e possuem coordenadas dentro dos platôs de bauxita analisados no presente trabalho. Após a análise exploratória dos dados foram segregados os domínios geometalúrgicos. Em cada um dos domínios foram aplicadas rodadas de estimativa via regressão linear múltipla. As equações passaram por processos de validação e foram utilizadas para estimar os modelos geometalúrgicos discretizado em blocos. O modelo de blocos geometalúrgico foi utilizado em um sequenciamento de lavra e os resultados obtidos na usina de processamento mineral foram utilizados em uma reconciliação.

O processo de reconciliação do modelo geometalúrgico versus os resultados do processamento mineral mede a confiabilidade do modelo para elaboração de planos e sequenciamentos de lavra. Além disso, este procedimento traz uma validação adicional à técnica utilizada para carimbar os blocos do modelo aplicada no presente estudo. Cada bloco possui os teores por faixa e o modelo de regressão foi usando para preencher os blocos com o percentual retido. Essas variáveis de teor foram interpoladas pelos métodos de estimativa clássicos (krigagem ordinária).

O presente programa de geometalurgia, adaptado a uma mina de bauxita, visa gerar um modelo geometalúrgico capaz de fornecer previsões confiáveis para a variação da recuperação mássica no processamento mineral. A unidade de processamento de bauxita, onde foi desenvolvido o estudo de caso, possui basicamente as etapas de britagem e classificação granulométrica. Os produtos gerados por essa unidade são segregados com base na granulometria. Logo, o retido na fração grossa (RECG) e o retido na fração fina (RECF) são as principais variáveis que medem a performance do processamento mineral, pois correspondem diretamente a recuperação mássica.

Por outro lado, a unidade estudada possui múltiplas frentes de lavra com características mineralógicas e petrológicas diversas. A mina estudada é um depósito de

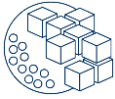
bauxita tabular com espessura de capeamento variando de 5 a 10 metros, sendo o método de lavra mais adequado o strip mining (Rodvalho & de Tomi, 2016). A figura 1 apresenta os três platôs em operação e cada um desses pode abrigar várias frentes de lavra. Todas estas frentes alimentam uma unidade de britagem primária para suprir o processamento mineral.



**Figura 1 – Áreas de mineração com classificação granuloquímica.**

A figura 1 também apresenta uma classificação granuloquímica inicial para direcionar a análise exploratória de dados. A classificação leva em consideração os teores de alumina, sílica e óxido de ferro. Também foram considerados características petrológicas como textura para gerar os sólidos BXD1, BXD2 e BXD3. A região onde há predominância de minerais ricos em alumina é limitado pelo sólido vermelho BXD1. A região onde há maior presença de sílica é limitado pelo sólido amarelo denominado BXD2. A região onde há predominância de minerais ferruginosos é limitado pelo sólido verde denominado BXD3.

Em função da complexidade e diversidade de materiais que alimentam a unidade de processamento mineral, é necessário desenvolver um programa de geometalurgia específico para a mina estudada. O preenchimento de lacunas permite medir e modelar o impacto da variabilidade geológica na alimentação do processo. As possíveis lacunas são as seguintes: (1) testes geometalúrgicos básicos que permitem capturar a variabilidade no processo (testes de peneiramento para medir o retido em cada faixa granulométrica), (2) definição dos domínios geometalúrgicos com base na análise exploratória de dados, (3) geração de equações multivariadas (5) estimativa da recuperação dos granulados via equações múltiplas no modelo de blocos e (6) elaboração de um plano de lavra utilizando o modelo geometalúrgico e reconciliação dos valores de recuperação dos granulados (real versus estimado).



## 2.1. Análise exploratória de dados para segregação das populações

Para cada um dos platôs apresentados na figura 1 há disponibilidade de um banco de dados de furos de sondagem com variáveis de teor, percentual retidos nas frações fina e grossa, densidades, umidade e classificações geológicas / granuloquímicas. A tabela 1, apresenta a descrição de cada uma das variáveis a serem analisadas no presente trabalho. O objetivo desta etapa é definir os domínios geometalúrgicos com base no comportamento estatístico da variável RECG e RECF.

**Tabela 1 – Descrição das variáveis.**

VARIÁVEIS	TIPO	DESCRIÇÃO
LITO	numérico	Código de litologia
LITOREV	Texto	Domínio Litológico (BXD1, BXD2 e BXD3)
DENSITY	numérico	Densidade
DENSU	numérico	Densidade úmida
DENSS	numérico	Densidade seca
UMID	numérico	Umidade
ALAPG	numérico	Teor de alumina aproveitável nos grossos
ALTG	numérico	Teor de alumina total nos grossos
FETG	numérico	Teor de ferro total nos grossos
PPCG	numérico	Calcinação total nos grossos
RECG	numérico	Massa de grossos após peneiramento
SIRG	numérico	Teor de sílica reativa nos grossos
SITG	numérico	Teor de sílica total nos grossos
TITG	numérico	Teor de titânio nos grossos
ALAPF	numérico	Teor de alumina aproveitável nos finos
ALTF	numérico	Teor de alumina total nos finos
FETF	numérico	Teor de ferro total nos finos
PPCF	numérico	Calcinação total nos finos
RECF	numérico	Massa de finos depois do peneiramento
SIRF	numérico	Teor de sílica reativa nos finos
SITF	numérico	Teor de sílica total nos finos
TITF	numérico	Teor de titânio nos finos

Na primeira etapa foram construídos histogramas para a variável RECG e RECF em cada um dos sólidos dos modelos geológicos BXD1, BXD2 e BXD3. A figura 2, apresenta os histogramas em conjunto onde é possível avaliar graficamente a diferença de média e desvio padrão de cada uma das variáveis. Nos histogramas é possível identificar que há um desvio significativo da população BXD2 em relação às populações BXD1+BXD3. Os três histogramas do lado direito são relacionados a fração grossa e possuem um percentual retido maior, porém o modelo BXD2 possui média de percentual retido significativamente menor em relação ao background da maioria da população de dados. Como a fração fina também apresenta desvios, pode-se afirmar que as populações BXD1 e BXD3 apresentam o mesmo



comportamento no peneiramento. Isso implica que é esperada uma recuperação mássica maior na fração grossa quando a alimentação da usina for oriunda de BXD1 e BXD3.

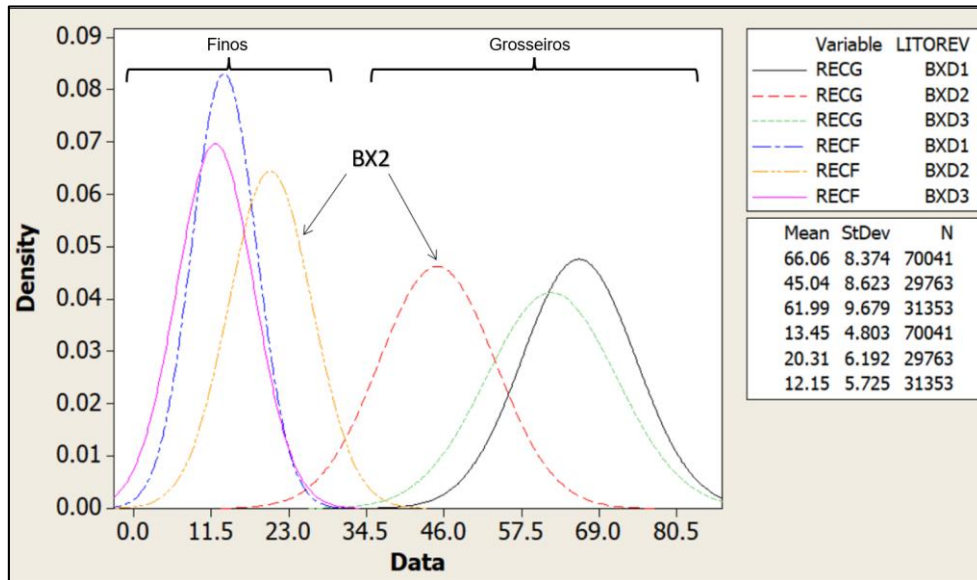
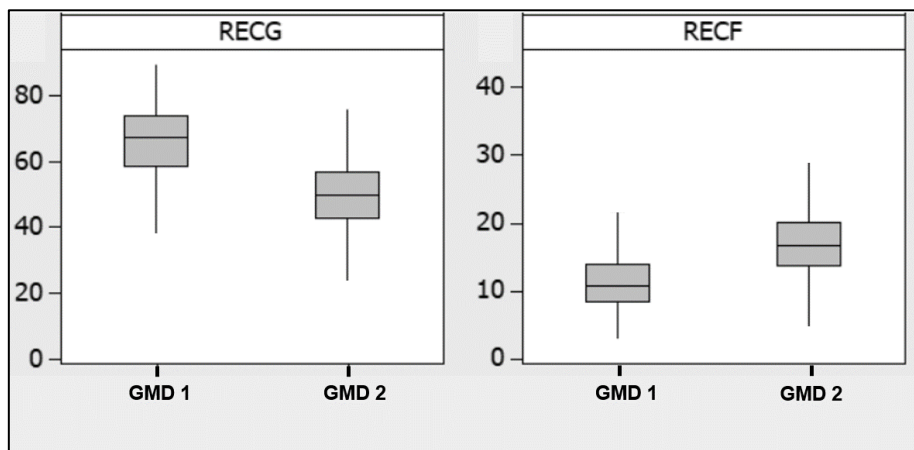


Figura 2 – Histogramas para os retidos na fração fina e grossa em um dos platôs.

O gráfico da figura 2 é referente ao platô TE e foi replicado para os demais platôs CI e MB. Em todas essas áreas de mineração foram observados o mesmo comportamento descrito na figura 2. Uma vez identificado este comportamento é necessário analisar os gráficos de box-plot para avaliar as diferenças entre as populações BXD2 *versus* BXD1 + BXD3. A Figura 3 apresenta o gráfico Box-plot segregando a população de dados da seguinte forma: as amostras contidas no sólido BXD1 e BXD3 foram unidos e classificadas como GMD1 e as amostras contidas no sólido BXD2 foram classificadas como GMD2. Nesse gráfico são avaliadas RECG e RECF para o platô TE. Analisando os box-plot, as dispersões das duas populações são similares. Porém, é possível identificar um notório deslocamento das medianas em todas as frações.



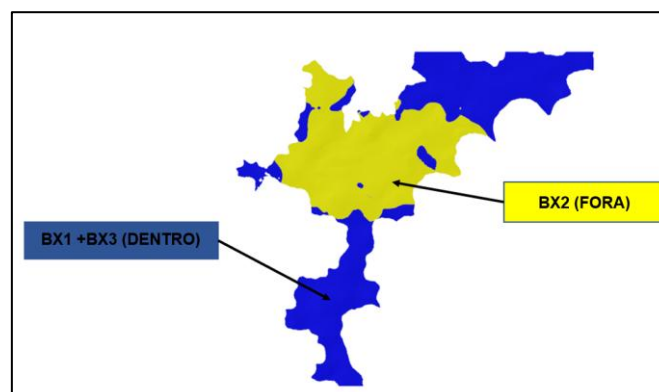
**Figura 3 – Box Plot das populações GMD 1 e GMD 2.**

Este comportamento apresentado na figura 3 foi observado em todas as três áreas de mineração da figura 1. Desta forma, é necessário testar a hipótese de haver dois domínios GMD1 e GMD2. A primeira ferramenta a ser aplicada é o teste de normalidade onde *P-value* é menor que 5% para GMD 1 e GMD 2 em todos os platôs. Esse valor indica que as populações analisadas não seguem uma distribuição normal, logo é necessário aplicar testes não-paramétricos para avaliar se as diferenças entre GMD1 e GMD2 são significativas em relação a recuperação mássica (Rodvalho & de Tomi, 2016). Aplicando o teste de *Kruskal-Wallis*, o *P-value* foi menor que 5% em todas as frações e áreas de mineração. Isso implica na rejeição da hipótese nula ( $H_0$ ) que representa a variabilidade insignificante entre os domínios. Logo, a análise exploratória de dados (EDA) conclui que a recuperação mássica possui variabilidade significativa entre os domínios geometalúrgicos GMD1 e GMD2.

## 2.2. Definição e validação dos domínios geometalúrgicos

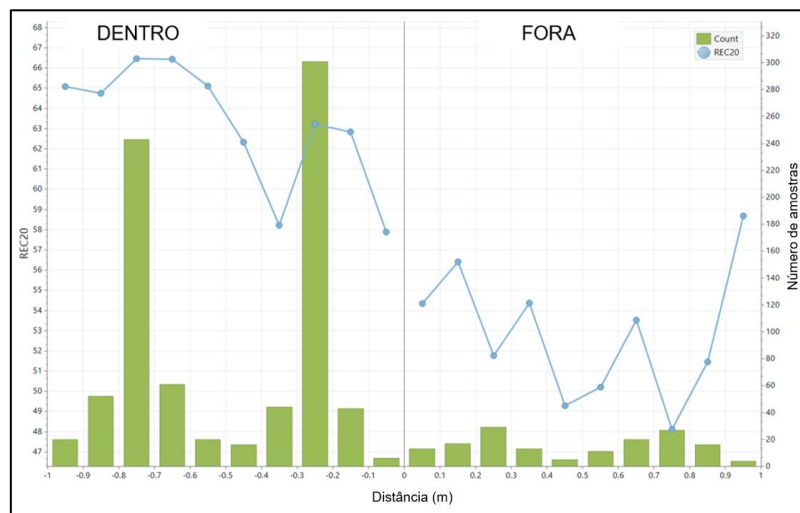
Considerando que as populações GMD1 e GMD2 representam populações distintas, é necessário executar a modelagem 3D para geração de sólidos que as contenham. O método utilizado para obter os sólidos é a modelagem implícita. Este método considera o contexto geológico de cada banco de dados para que a posição dos contatos e sólidos resultantes tenham o máximo de correlação com as observações de campo (mapeamento / exploração geológica / variáveis secundárias regionalizadas). As configurações mais usuais são relacionadas a presença de intrusões, veios ou controles estruturais. Caso haja uma ou mais entidades como essas, o método de processamento do sistema de equações lineares sofre modificações (Rodvalho & de Tomi, 2017). Cada método busca gerar sólidos compatíveis com o contexto geológico presente na área.

Considerando o presente estudo, não há presença de intrusões, veios ou controles estruturais relevantes como planos de falha, descontinuidades, dobramentos e outros. A figura 4 apresenta o platô TE que é formado por planos deposicionais conforme sequência estratigráfica da região. Com base nesta informação, é necessário optar pelos controles deposicionais ao executar as rodadas de modelagem implícita. Esta prática se aplica a todos os demais platôs da mina estudada.



**Figura 4 - Modelagem dos domínios geometalúrgicos GMD1 e GMD2 (Platô TE).**

Com o objetivo de validar os resultados obtidos durante a modelagem implícita e avaliar os limites dos domínios geometalúrgicos, aplica-se a análise de contatos para todos os domínios. Este método considera o número de amostras contidas em cada sólido, a distância até a superfície de contato e a variação dos teores em função da distância. Os resultados desta análise podem classificar os contatos como abruptos ou suaves. A figura 5 apresenta uma análise de contato para o platô TE com análise da variável RECG. O resultado da análise gráfica indica um contato do tipo hard onde a variação da recuperação é abrupta no trânsito entre os sólidos analisados. Este comportamento indica que o sólido do modelo geometalúrgico é válido e capaz de segregar as populações satisfatoriamente.



**Figura 5 - Análise de contato para os domínios geometalúrgicos GMD1 e GMD2 (Platô TE).**

### 2.3. Aplicação prática

Os procedimentos descritos na seção anterior foram aplicados a todos os platôs da figura 1. Desta forma, foi estimada uma equação para cada fração, domínio e platô, o que totaliza 12 modelos. Estas equações multivariadas foram implementadas ao modelo de blocos para estimar os valores de RECG e RECF que compõe o modelo geometalúrgico da mina estudada. A figura 6, resume o procedimento de aplicação prática que começa com a geração dos modelos de regressão múltipla (MRM - etapa 1), seguido pela estimativa dos retidos RECF e RECG. A partir da fase 3, ocorre a abordagem operacional com a aplicação prática em uma mina ativa. Um plano de lavra é cubado utilizando-se o modelo geometalúrgico e os resultados estimados são comparados com o realizado por uma unidade de processamento mineral. Este procedimento é denominado como reconciliação e está previsto na etapa 4 do método de aplicação prática do programa de geometalurgia.

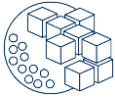


Figura 6 – Metodologia de aplicação prática do modelo geometalúrgico.

A figura 7 apresenta o resultado das estimativas para o platô TE, onde as cores frias indicam as menores recuperações mássicas para a fração grossa e as cores quentes indicam os maiores valores. Para o presente estudo de caso foram gerados outros dois modelos similares ao apresentado na figura 7. Um modelo para o platô TE e outro modelo para o platô CI, onde a blendagem destas 3 áreas de mineração compõe a alimentação da unidade de processamento mineral.

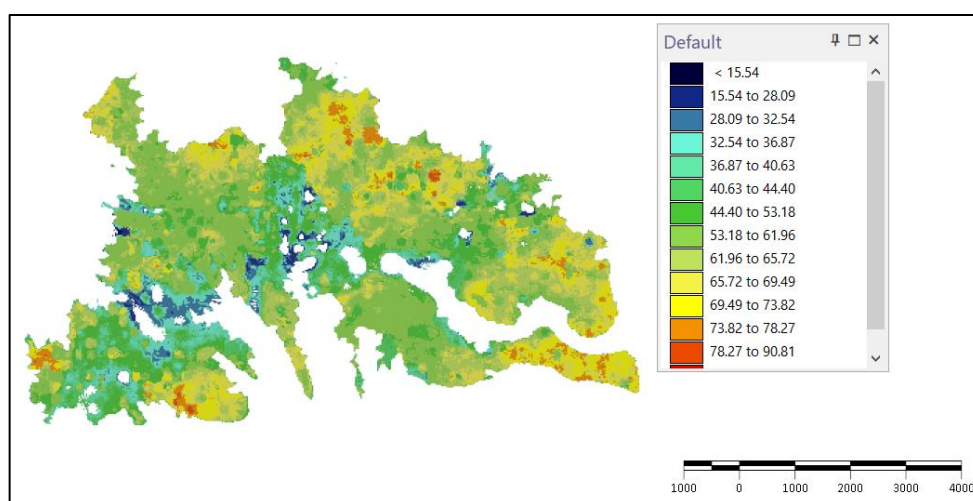
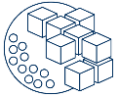


Figura 7 – Modelo geometalúrgico estimado para o platô MB.



### 3 SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

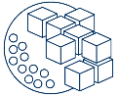
O método de seleção de variáveis inicia-se com a aplicação da matriz de correlação onde se avalia todas as variáveis físicas e químicas presentes no banco de dados e suas correlações para cada domínio, fração e platô. A figura 8 apresenta a matriz de correlação do platô TE, GMD1 na fração grossa. A matriz mede a relação entre as variáveis do banco de dados com RECG. As variáveis com maior correlação foram selecionadas para serem analisadas pela regressão *stepwise*.

	RECG	UMID	TITG	FETG	ALAPG	SIRG	PPCG
UMID	-0,778 0,000						
TITG	0,067 0,001	-0,328 0,000					
FETG	-0,680 0,000	0,584 0,000	0,088 0,000				
ALAPG	0,121 0,000	0,170 0,000	-0,946 0,000	-0,335 0,000			
SIRG	0,425 0,000	-0,326 0,000	0,171 0,000	-0,305 0,000	-0,117 0,000		
PPCG	0,092 0,000	-0,383 0,000	0,819 0,000	-0,056 0,000	-0,850 0,000	0,174 0,000	
SITG	-0,570 0,000	0,526 0,000	0,161 0,000	0,869 0,000	-0,379 0,000	-0,098 0,000	0,028 0,000

Cell contents: Pearson Correlation  
P-Value

Figura 8 - Matriz de correlação para RECG / GMD1 / Platô TE.

Considerando o grande número de variáveis envolvidas no processo e o longo período de coleta de dados, foi necessária a utilização de uma ferramenta de análise estatística. Para isso foi utilizado o software Minitab16. Este software é capaz de selecionar as variáveis de acordo com o nível de significância e é utilizado na modelagem dos cenários investigados. Como o foco da pesquisa é a recuperação mássica na fração grossa, esta variável é chamada de variável resposta e todas as outras variáveis são chamadas de preditores. Para selecionar as variáveis preditoras foi utilizado o método de regressão *stepwise* (*forward e backward*), onde a análise é iniciada utilizando todas as variáveis e em seguida elas são excluídas sucessivamente em ordem crescente de correlação. A seleção é concluída quando uma equação de correlação satisfatória é alcançada. Este método é adequado quando há um grande número de variáveis preditoras que possuem algum nível de correlação com a variável resposta. Apenas a fração grossa possui volume de informações suficientes para a



construção de modelo consistente. Com isso, as análises subsequentes não consideram a fração fina.

A Tabela 2 apresenta o resultado da aplicação da técnica de seleção de variáveis pelo método de regressão *stepwise*. Esta aplicação corresponde à fração grossa do GMD1 no platô TE. Na etapa 5 apenas as variáveis com valores de p menores que 0,15 são selecionadas pela ferramenta. Com a avaliação deste parâmetro em cada rodada, o passo 5 é o modelo final da regressão *stepwise*. Assim, todas as variáveis com valores de p compatíveis são fornecidas no modelo. A Tabela 2 apresenta os valores do coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{adj}$ ), que é útil para comparar modelos com diferentes números de preditores. Quanto maior o valor de  $R^2_{adj}$ , melhor o modelo se ajusta aos dados. A mesma técnica foi aplicada para todos os platôs e domínios da mina estudada.

Tabela 2 – Stepwise regression for Plateau TE / GMD1 / RECG.

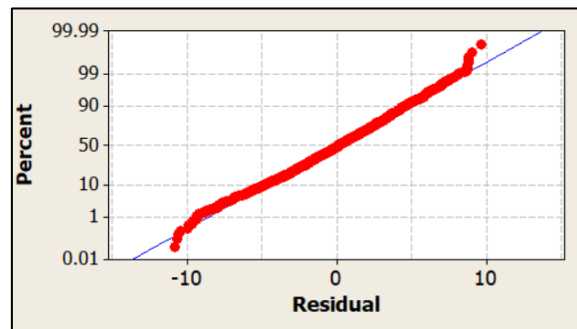
Response	Mass Recovery				
Step	1	2	3	4	5
Constant	89,1	91,2	1508,9	-1384	84,9
Variables	Coefficients				
UMID	-1,9	-2,7	-2,3	-2,82	-2,85
TITG		7,1	7,91	8,15	8,09
FETG			0,45	0,47	0,44
ALAPG				-0,04	-0,05
SIRG					-0,97
$R^2_{adj}$	75,1	76,5	82,3	83,1	85,2

### 3.1. Desenvolvimento e validação do modelo

Considerando os resultados apresentados na Tabela 2, o passo 5 apresenta os parâmetros que melhor explicam a recuperação mássica na fração grossa (Platô TE / GMD1) utilizando a Equação (1). O próximo passo é a aplicação de uma análise de parcela residual. Assim, faz-se necessário verificar a presença de autocorrelação nos resíduos da análise de regressão realizada. A estatística *Durbin-Watson* e a análise das distâncias de *Cook* são as ferramentas mais eficientes para esta análise. Na Equação (1), o valor da estatística *Durbin-Watson* obtido é igual a 1,25, indicando que os resíduos são independentes e não há autocorrelação. A análise das distâncias de *Cook* não indica nenhum ponto influente. Ambas as análises mostram a consistência do modelo que descreve recuperação mássica na fração grossa (Plateau TE / GMD1).

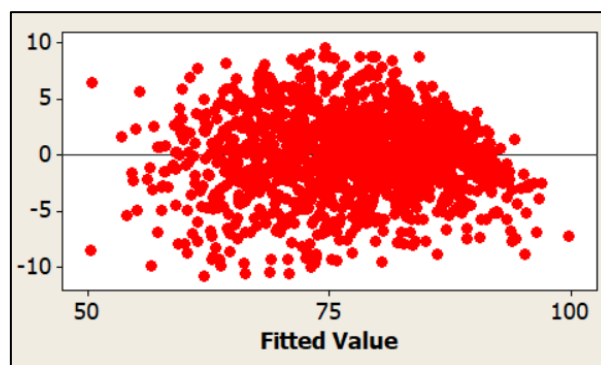
$$RECG = 84,9 - 2,85 \cdot UMID + 8,09 \cdot TITG + 0,441 \cdot FETG - 0,0475 \cdot ALAPG - 0,970SIRG \quad (1)$$

Para validação adicional do modelo, deve-se aplicar análise gráfica de resíduos. Para esta rotina é necessário certificar que os resíduos seguem distribuição normal, possuem variância constante e são independentes, conforme assumido em um modelo de regressão linear múltipla. Na Figura 9, o gráfico de probabilidade normal mostra que os pontos seguem a linha de probabilidade normal teórica, com valores de  $p > 0,15$ , portanto pode-se assumir que os resíduos não se desviam significativamente de uma distribuição normal.



**Figura 9 – Gráfico de verificação de normalidade dos resíduos para RECG / GMD1 / Platô TE.**

A Figura 10 mostra o gráfico de resíduos versus valores ajustados, onde a suposição de variância constante não é quebrada porque os resíduos estão distribuídos aleatoriamente em torno de zero e possuem aproximadamente a mesma dispersão para todos os valores ajustados. Nenhum outlier está presente.



**Figura 10 – Gráfico de avaliação dos resíduos versus os valores ajustados de RECG / GMD1 / Platô TE.**

A Figura 11 apresenta o gráfico dos resíduos versus ordem de observação; os pontos não apresentam tendência e, portanto, assume-se que os erros são independentes.



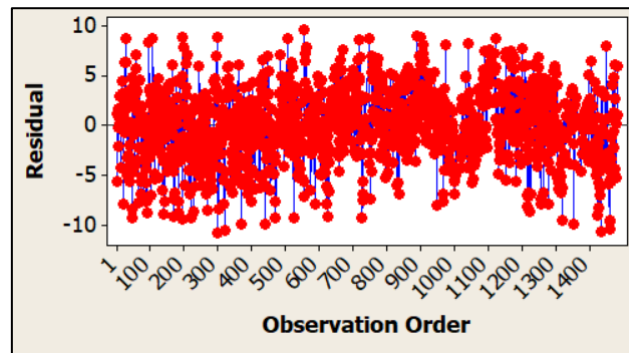


Figura 11 – Gráfico dos resíduos versus observações RECG / GMD1 / Platô TE.

Na Figura 12 o histograma apresenta informações compatíveis com uma distribuição normal. Assim, todos os elementos necessários para validar o modelo são cumpridos satisfatoriamente. Portanto, a Equação (1) é capaz de explicar adequadamente a recuperação mássica na fração grossa (Platô TE /GMD1).

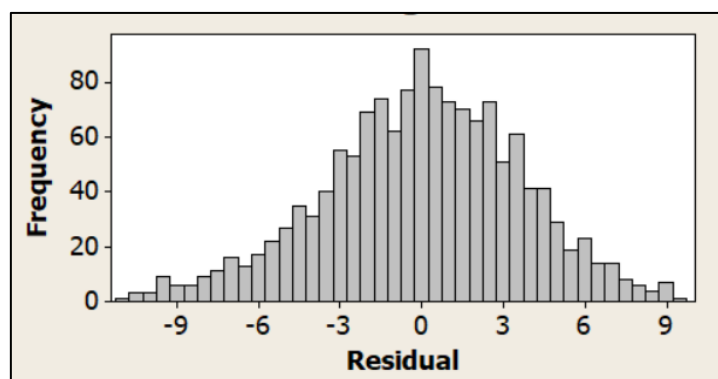
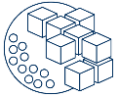


Figura 12 – Análise do histograma dos resíduos RECG / GMD1 / Platô TE.

#### 4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

O modelo geometalúrgico foi utilizado na elaboração de um plano de curto prazo na mina estudada para validar e medir a eficácia do modelo. Apesar de haver resultados estimados para todas as frações, o presente trabalho desenvolveu a validação do modelo apenas para fração grossa. Isso se deve a limitações operacionais da mina estudada para avaliar a fração fina. É importante destacar que a restrição presente na unidade de processamento não prejudica a validação e reconciliação do modelo. Destaca-se também que o objetivo do presente trabalho é medir a eficiência do modelo em quaisquer uma das frações.

Os procedimentos de validação estatística dos modelos verificar sua aplicabilidade prática foram conduzidos com sucesso. Os resultados apresentados na tabela 2 indicam um alto índice de correlação, o que implica na alta capacidade das equações de explicarem a recuperação mássica. Além disso, os erros mantiveram o comportamento estatístico em ambas as subpopulações o que indica validade do modelo e capacidade replicar os mesmos resultados sem nenhum viés. Como o presente estudo considera três áreas de mineração, é



importante destacar que os resultados apresentados e discutidos através das figuras 7, 8, 9 e 10 também se aplicam aos platôs MB e CI. A tabela 3 apresenta os resultados de recuperação mássica para a fração grossa. Os testes foram desenvolvidos ao longo de quatro semanas e contaram com a participação de todas as áreas de mineração (MB, CI e TE).

**Tabela 3 – Resultados do processamento mineral após implementação do modelo**

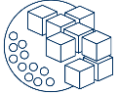
<b>Recuperação mássica da fração grossa – Plano mensal</b>	
Real	66,2%
Estimativa	67,8%
Variação	2,4%

Os resultados obtidos após a aplicação do modelo geometalúrgico carimbado nos blocos via regressão linear multivariada confirma a validade e a capacidade de gerar previsões de performance do processamento mineral. Apesar de exigir um longo período de análise de dados, a aplicação do modelo geometalúrgico não exige um período de adaptação na unidade de processamento mineral ou operações de mina. Ao longo das quatro semanas de testes, houve a alternância de operações de lavra nos platôs, sendo que a participação de apenas dois dos três platôs na alimentação é frequente e representa uma característica normal do processo de lavra. Isso reforça a necessidade de considerar várias semanas de testes para que os resultados não sejam enviesados por esta prática. Contudo, após os testes os resultados indicaram um desvio de apenas 2,4% entre a recuperação mássica estimada e a real para a fração grossa. Este resultado representa a conclusão da fase de validação e reconciliação do modelo que se mostra apto a realizar previsões.

Complementando esta pesquisa, é necessária uma reavaliação regular de tais resultados para verificar o comportamento das variáveis frente as variações de teores nas áreas de lavra. A disponibilidade de mais informações para a fração fina, permitirá uma abordagem mais abrangente. A variabilidade de teores na mina estudada é significativa, o que justifica a elaboração de modelos revisados. Outro aspecto que deve ser avaliado é o tempo de aplicação dos testes de validação dos modelos *versus* os resultados reais. Estas rotinas podem se estender por períodos maiores, o que permite avaliar possíveis oscilações sazonais de desempenho. O objetivo dos novos estudos é garantir a previsibilidade de respostas metalúrgicas com aumento de produtividade, eficiência energética, segurança e melhor desempenho ambiental. Com base nas pesquisas desenvolvidas para depósitos similares, a regressão linear múltipla apresentou um bom desempenho devido a disponibilidade de informações e a possibilidade de segregação dos domínios via modelagem implícita.

## 5 CONCLUSÃO

A aplicação de ferramentas de análise estatística e técnicas de modelagem via regressão linear múltipla mostrou-se uma alternativa eficaz no desenvolvimento de programas de geometalurgia. O modelo desenvolvido identificou as variáveis relevantes ao processamento mineral e classificou cada variável em ordem de prioridade. Esse resultado



otimiza recursos e esforços para evitar desvios e perdas no processamento. Num ambiente econômico onde o controle e a previsibilidade de variáveis operacionais se tornam fundamentais para a permanência das organizações no mercado global de alumínio, este método oferece uma importante contribuição. Como a recuperação mássica da fração grossa do processamento de bauxita foi estimada com alta precisão, o objetivo deste estudo foi alcançado com a validação do modelo. A implementação deste método na rotina da operação de mineração utilizando recursos já disponíveis e sem grandes investimentos também representa um avanço para a indústria.

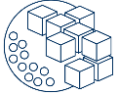
Entre os resultados alcançados está a compatibilidade entre o modelo geometalúrgico e o processamento de bauxita com uma precisão superior a 97% da fração grossa. Além desse importante resultado, o presente estudo validou a aplicação da regressão linear múltipla no desenvolvimento de modelos geometalúrgicos na mineração de bauxita. Ambos achados, são inéditos na indústria de mineração de bauxita e na literatura. O requisito básico para a implementação deste modelo em outras minas é a disponibilidade de dados para modelagem.

## **AGRADECIMENTOS**

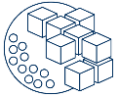
Os autores gostariam de agradecer o suporte da Mineração Rio do Norte (MRN), CNPq, CAPES, FAPEMIG e MICROMINE.

## **REFERÊNCIAS**

- Adeli A, Dowd P, Emery X, Xu C. (2021) Using cokriging to predict metal recovery accounting for non-additivity and preferential sampling designs. *Minerals Engineering* 170, 106923. Doi: 10.1016/j.mineng.2021.106923
- Beaumont C, Musingwini C. (2019) Application of geometallurgical modelling to mine planning in a copper-gold mining operation for improving ore quality and mineral processing efficiency. *The Journal of the South African Inst. of Mining and Metallurgy* 119. 243-252. doi: 10.17159/2411-9717/2019/v119n3a3
- Boisvert JB, Rossi ME, Ehrig K, Deutsch CV. (2013) Geometallurgical Modeling at Olympic Dam Mine, South Australia. *Math. Geoscience* 45, 901–925. Doi: 10.1007/s11004-013-9462-5
- Bridge R, Brosig D, Lozano C, Laurila H (2014) Geometallurgy: An underutilized technology. *Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum* 23: 81–87. doi: 10.1007/s13398-014-0173-7.2
- Del Castillo MF, Dimitrakopoulos R. (2016) A multivariate destination policy for geometallurgical variables in mineral value chains using coalition-formation clustering. *Resources Policy*. 50, 322–332. Doi: 10.1016/j.resourpol.2016.10.003
- Dominy SC, O'Connor L, Parbhakar-Fox A, Glass HJ, Purevgerel S. (2018) Geometallurgy—A Route to More Resilient Mine Operations. *Minerals*. 560 (8). doi:10.3390/min8120560



- Garrido M, Ortiz JM, Villaseca F, Kracht W, Townley B, Miranda R. (2019) Change of support using non-additive variables with Gibbs Sampler: Application to metallurgical recovery of sulphide ores. *Computers and Geosciences*. 122, 68–76. Doi: 10.1016/j.cageo.2018.10.002
- Hoffmann J, Augusto J, Resende L, Mathias M, Mazzinghy D, Bianchetti M, Mendes M, Souza T, Andrade V, Domingues T, Silva W, Silva R, Couto D, Fonseca E, Gonçalves K. (2022) Modeling Geospatial Uncertainty of Geometallurgical Variables with Bayesian Models and Hilbert–Kriging. *Math Geosci*. 54, 1227–1253. Doi: 10.1007/s11004-022-10013-1
- Jupp K, Howard TJ, Everett, JE. (2014) Generating synthetic data for simulation modelling in iron ore. *Mining Technology* 123 (1): 39-46. doi: 10.1179/1743275814Y.0000000047.
- Lishchuk V, Koch P, Ghorbani Y, Butcher AR. (2020) Towards integrated geometallurgical approach: Critical review of current practices and future trends. *Minerals Engineering* 145, 106072. Doi: 10.1016/j.mineng.2019.106072
- Lishchuk V, Pettersson M. (2021) The mechanisms of decision-making when applying geometallurgical approach to the mining industry. *Mineral Economics* 34, 71–80. doi: 10.1007/s13563-020-00220-9.
- Madenova Y, Madani N. (2021) Application of Gaussian Mixture Model and Geostatistical Co-simulation for Resource Modeling of Geometallurgical Variables. *Natural Resources Research*. 30 (2) 1199-1228. doi: 10.1007/s11053-020-09802-4
- Navarra A, Grammatikopoulos T, Waters K. (2018) Incorporation of geometallurgical modelling into long-term production planning. *Min. Eng.* 120, 118-126. Doi: 10.1016/j.mineng.2018.02.010
- Rodvalho EC, de Tomi G. (2016) Simulation of the impact of mine face geometry on the energy efficiency of short-distance haulage mining operations. *Mining Technology* 125 (4): 226-32. Doi: 10.1080/14749009.2016.1170990
- Rodvalho, E.C., De Tomi G. (2017) Reducing environmental impacts via improved tyre wear management. *Journal of Cleaner Production* 141, 1419–1427. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.09.202>
- Sepulveda E, Dowd PA, Xu C, Addo E. 2017. Multivariate Modelling of Geometallurgical Variables by Projection Pursuit. *Math Geosci*. 49, 121–143. Doi: 10.1007/s11004-016-9660-z



# MODELAGEM GEOMETALÚRGICA DA RECUPERAÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM PROJETO GREENFIELD UTILIZANDO CONVERSÃO ELEMENTO-MINERAL

T.N.M. OLIVEIRA<sup>1\*</sup>, D.B. MAZZINGHY<sup>1</sup>

Curso de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM)-UFMG  
[oliveira.tnm@gmail.com](mailto:oliveira.tnm@gmail.com)\*

## RESUMO

Na maioria das vezes, o conhecimento da composição química do depósito mineral não é suficiente para aplicação de uma abordagem geometalúrgica. A resposta de um minério ao processamento está mais relacionada aos minerais que à composição química. Para um programa geometalúrgico é necessário um grande volume de dados, cuja obtenção muitas vezes enfrenta restrições de disponibilidade de recursos e prazo. A conversão de elemento para mineral tem sido utilizada como uma alternativa para redução de custos e prazo. Este estudo investiga uma metodologia geometalúrgica de baixo custo para modelar a recuperação de ferro em um projeto greenfield de minério de ferro. Demonstrou-se pela comparação com testes piloto que o ensaio de tubo Davis se aplica como um ensaio proxy confiável e que a conversão de elemento para mineral pode ser promissora como uma abordagem preditiva da recuperação em massa e metalúrgica.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Modelagem matemática, Elemento-para-mineral, Tubo Davis, Mineralogia

## ABSTRACT

In most cases, knowledge of the chemical composition of the mineral deposit is not sufficient for the application of a geometallurgical approach. The response of an ore to processing is more related to the minerals than to the chemical composition. For a geometallurgical program, a large volume of data is required, and obtaining this data often faces resource availability and time constraints. Element-to-mineral conversion has been explored using different techniques as a cost-effective alternative. This study investigates a low-cost geometallurgical methodology to model iron recovery in a greenfield iron ore project. It was demonstrated by comparing pilot tests that the Davis Tube test can be applied as a reliable proxy test and that element-to-mineral conversion can be promising as a predictive approach for mass and metallurgical recovery.

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Mathematical modeling, Element-to-mineral conversion, Davis tube, Mineralogy.



## 1 INTRODUÇÃO

A crescente demanda por metais e minerais essenciais na indústria moderna tem impulsionado o aproveitamento de bens minerais cada vez mais complexos e de baixo teor (Magdalena et al., 2023). Depósitos minerais mais complexos implicam em maiores incertezas e riscos, e a geometalurgia emerge como uma abordagem fundamental para compreender a complexidade dos depósitos minerais, otimizar os processos de beneficiamento e reduzir riscos (Frenzel et al., 2023; Lishchuk et al., 2020). Neste contexto, o avanço da capacidade computacional permitiu atingir níveis de detalhamento que viabilizam mensurar e gerenciar o risco de uma operação mineral, ao predizer a distribuição de uma unidade geometalúrgica em um depósito. O conceito de unidade geometalúrgica designa o grupo de litologias, ou unidades geológicas, que respondem ao processo de forma semelhante, isto é, mesmo diferindo em posição, continuidade ou contexto de formação, responde da mesma forma a uma determinada operação unitária. A geometalurgia moderna visa integrar informações geológicas, mineralógicas e metalúrgicas (Ortynski et al., 2015) para gerar modelos espaciais preditivos. Os modelos preditivos fazem a conexão entre as atividades de planejamento de mina e a resposta das operações unitárias subsequentes para auxiliar no gerenciamento da produção, podendo ser aplicados como abordagem tática ou estratégica (Dominy, O'Connor, et al., 2018; Dominy, O'Connor, et al., 2018; Lishchuk et al., 2020).

A geometalurgia pode abordar a relação da variabilidade do minério com as diferentes etapas de beneficiamento, tais como britagem, moagem, flotação, separação magnética ou aspectos relacionados à fase de metalurgia extrativa, como pelotização e sinterização ou mesmo aspectos ambientais, como drenagem ácida (Dold, 2017; Lishchuk et al., 2020).

Um elemento chave da aplicação da geometalurgia é o modelo geometalúrgico, que deve ser concebido com a abordagem apropriada para seu propósito e aplicação. O processo de criar, manter e utilizar um modelo geometalúrgico pode ser denominado programa geometalúrgico. O programa geometalúrgico pode ser isolado, de propósito e duração restritos, ou contínuos, de acordo com seu objetivo. Um dos maiores desafios dos programas geometalúrgicos é desenvolver um método que consiga georreferenciar preditivamente a variabilidade da resposta do minério a uma determinada operação unitária ou processo.

Para endereçar esse desafio, diversas abordagens, com diferentes graus de maturidade e sofisticação, vêm sendo utilizadas. Em seu trabalho, Lishchuk et al. (2016) fazem um apanhado de diversos programas geometalúrgicos classificando-os quanto à abordagem e utilização. Eles distribuem os casos em um diagrama 2D cuja adaptação consta na Figura 1.

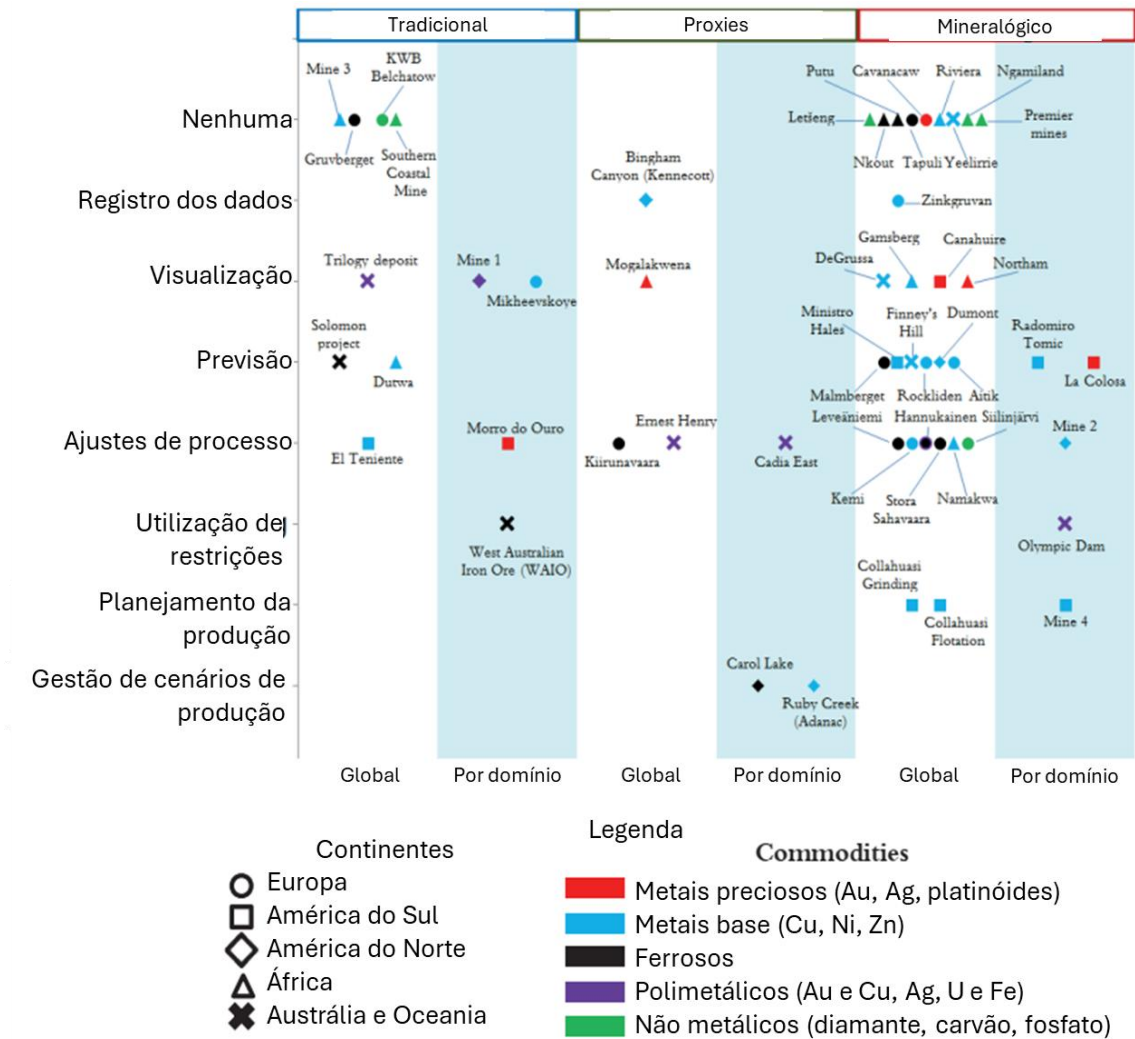
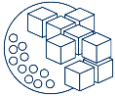


Figura 15: Diagrama apresentando diversas operações mineiras de acordo com a abordagem e nível de utilização do respectivo programa geometalúrgico. Fonte: Adaptado de Lishchuk et al. (2016).

Na horizontal, o tipo de abordagem é a partir da mais simples, baseada nas análises químicas, i.e., tradicional, até a mais elaborada, a qual é a abordagem mineralógica. Na vertical, a organização é feita pela maturidade de utilização da informação gerada pelo programa geometalúrgico, desde a utilização passiva, em que nenhuma ação é tomada, até a utilização ativa, quando a geometalurgia é efetivamente considerada na operação. Os autores diferenciam os programas que fazem uma abordagem por domínios ou global, pontuando que a abordagem por domínio tende a oferecer maior potencial preditivo. Neste trabalho, Lishchuk et al. (2016) ainda afirmam que, de modo geral, os programas mais desenvolvidos tendem a utilizar uma abordagem mineralógica e que as abordagens do tipo proxy são comuns nos programas geometalúrgicos com nível intermediário de maturidade.

Ensaio do tipo proxy são aqueles em que testes geometalúrgico padronizados ou alguma medida indireta é utilizada para estimar a resposta metalúrgica, alguns exemplos de ensaios proxy são os testes de tubo Davis e Work Index de Bond (Bond, 1952).





O tubo Davis é um equipamento de laboratório desenvolvido para separar pequenas amostras de minério entre frações fortemente magnéticas e fracamente magnéticas (Murariu & Svoboda, 2003). O tubo Davis consiste em um tubo de vidro posicionado de modo que duas bobinas criem um campo magnético no meio de seu eixo longitudinal. A polpa de minério adicionada ao tubo passa pelo campo magnético, ficando as partículas fortemente susceptíveis presas ao campo enquanto as demais partículas ficam livres para serem descarregadas.

Desde Agricola (1556), e mais diretamente após o trabalho de Gaudin (1939), é aceito que a mineralogia e a textura mineral são fortes influenciadores da resposta de um minério a um processo. Com a recente evolução da capacidade analítica e computacional, e das técnicas de análises de imagens, incluindo hiperespectrais, a abordagem mineralógica se mostra um campo de aplicação promissor (Diana & Shuhab, 2019; Fox et al., 2017; Hajaj et al., 2024).

Kalashnikov et al. (2021) abordaram a conversão química para mineralogia em um dataset com 47 elementos pelos métodos regressão linear múltipla, rede neural artificial, árvores aleatórias e splines de regressão adaptativa multivariada, encontrando o melhor resultado para esta última.

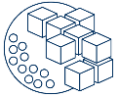
Lund et al. (2015) aplicaram a metodologia proposta por Lund et al. (2013) para conversão da análise química em composição mineralógica associada à informação de textura baseada na descrição textural geológica e em um modelo de quebra de partícula para alimentar um algoritmo que permite descrever como a liberação varia para cada tamanho de partícula à medida que a mineralogia varia.

Tiu et al. (2023) utilizaram o método de conversão elemento para mineral proposto por Whiten (2007) juntamente com outras técnicas para caracterizar cada um dos 7 domínios geológicos identificados em seu depósito de estudo, visando prever a resposta do minério à flotação. Neste trabalho, Tiu et al. encontraram boa concordância entre a mineralogia calculada pela conversão elemento para mineral e a mineralogia analisada pelo QEMSCAN®, tanto para minerais majoritários quanto minoritários, mas não para minerais traços.

Herrmann & Berry (2002) propuseram uma metodologia simples de ser implementada para a conversão da composição química em composição mineralógica. Consiste em uma planilha adaptada para utilizar a ferramenta solver do Microsoft Excel que estima a proporção dos minerais em uma amostra a partir da química da amostra e de uma seleção de minerais pela minimização dos quadrados dos desvios.

Taylor et al. (2017) utilizaram a conversão de química para mineralogia para aplicar uma abordagem geometalúrgica para o fenômeno de drenagem ácida e metálica. Silva et al. (2018) também estudaram a conversão de elemento para mineral por regressão multivariada e pela minimização dos quadrados dos desvios, encontrando melhores resultados pelo método de regressão, chegando à conclusão de que a conversão elemento para mineral pode melhorar a performance do recurso auxiliar no processo de decisão e gerenciamento de riscos.

Neste trabalho, serão apresentadas as abordagens de ensaios simplificados (proxy) e de conversão de composição química em composição mineralógica para modelar o



resultado da etapa de concentração magnética. A partir de amostras de furo de sondagem, testes em escala piloto e testes de tubo Davis, busca-se a elaboração de um ensaio de baixo custo e de um modelo matemático preditivo para a recuperação e qualidade de produto em um projeto greenfield de minério de ferro.

## 2 ESTUDO DE CASO

O projeto Planalto Piauí está localizado no Estado do Piauí, no nordeste do Brasil, e consiste em uma reserva de classe mundial de minério magnetítico. A localização pode ser vista na Figura 2. O projeto conta com mais de 60 mil metros de sondagem diamantada distribuídos em 319 furos que deram origem a um recurso de mais de 1,1 bilhão de toneladas. O projeto se destaca pela qualidade ambiental, ao possuir parte da concentração a seco, disposição de rejeito por empilhamento a seco e geração de teor médio de concentrado de 70% de ferro, ideais para produção de aço verde.



Figura 2: Localização dos direitos minerários referente ao Projeto Planalto Piauí.

Na Figura 3 é exibido um fluxograma básico ilustrando as operações unitárias de processamento:

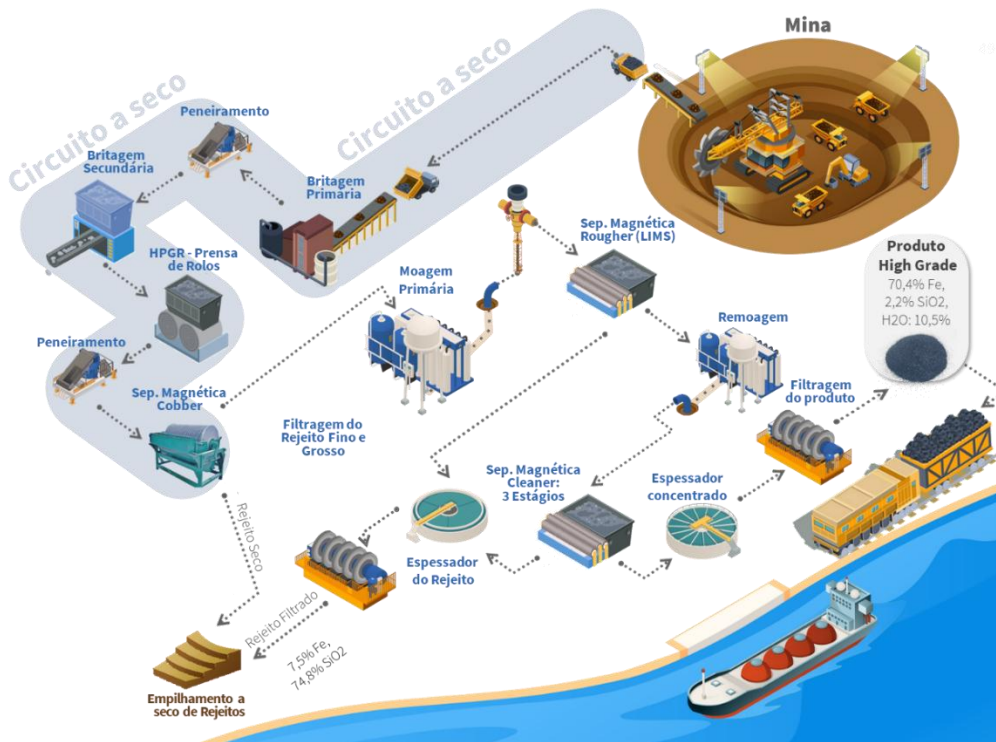
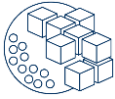


Figura 3: Fluxograma ilustrativo das principais operações unitárias do processo produtivo.

Na Figura 4 podem ser vistas algumas seções e sua disposição em planta:

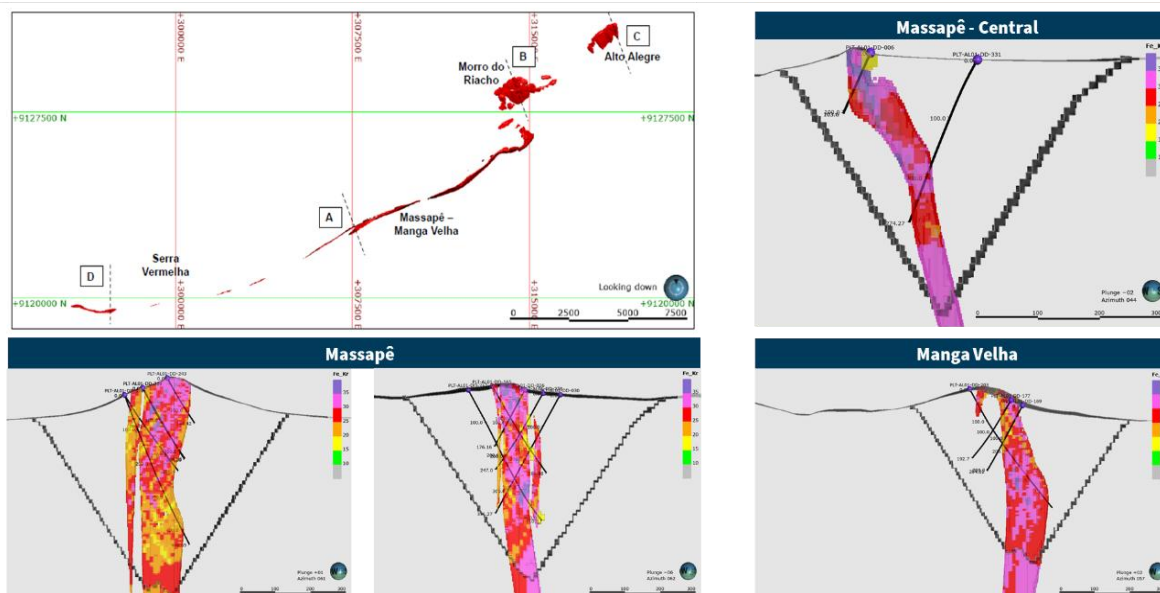


Figura 4: Vista de algumas seções do depósito mineral e sua disposição em planta.



Análises mineralógicas realizadas em várias amostras mostraram que a assembleia mineralógica é composta majoritariamente por sílica, k-feldspatos, plagioclásio, albita, magnetita, actinolita, titanita e hematita, com outros minerais identificados apenas como traços.

### **3 METODOLOGIA**

#### **3.1 Compositagem das amostras**

Na campanha realizada em 2012, foram trabalhadas 14 amostras. Cada amostra foi composta por intervalos de testemunho de sondagem diamantada, pertencentes ao horizonte a ser estudado. A massa de cada uma das amostras variou entre 500 kg e 12 toneladas. Dada a massa e a distribuição espacial dos incrementos, cada amostra desse grupo tem a característica de representar a composição média de alguma porção relativamente grande do depósito mineral.

Em 2022, uma nova campanha de ensaios foi realizada com 30 amostras. Cada uma das amostras foi formada a partir de um intervalo contínuo de furo, ou seja, possuem posição geoespacial bem definida. As amostras da campanha de 2022 foram geradas com massa entre 35 kg e 40 kg.

#### **3.2 Procedimentos experimentais em planta piloto**

Tanto as amostras da campanha de 2012 quanto da campanha de 2022 foram submetidas ao mesmo fluxograma de trabalho nas mesmas condições operacionais. Tal sequência de operações unitárias em escala piloto visou simular o processo da planta industrial. O fluxograma com as operações unitárias e análises realizadas pode ser visualizado na Figura 5 a seguir:

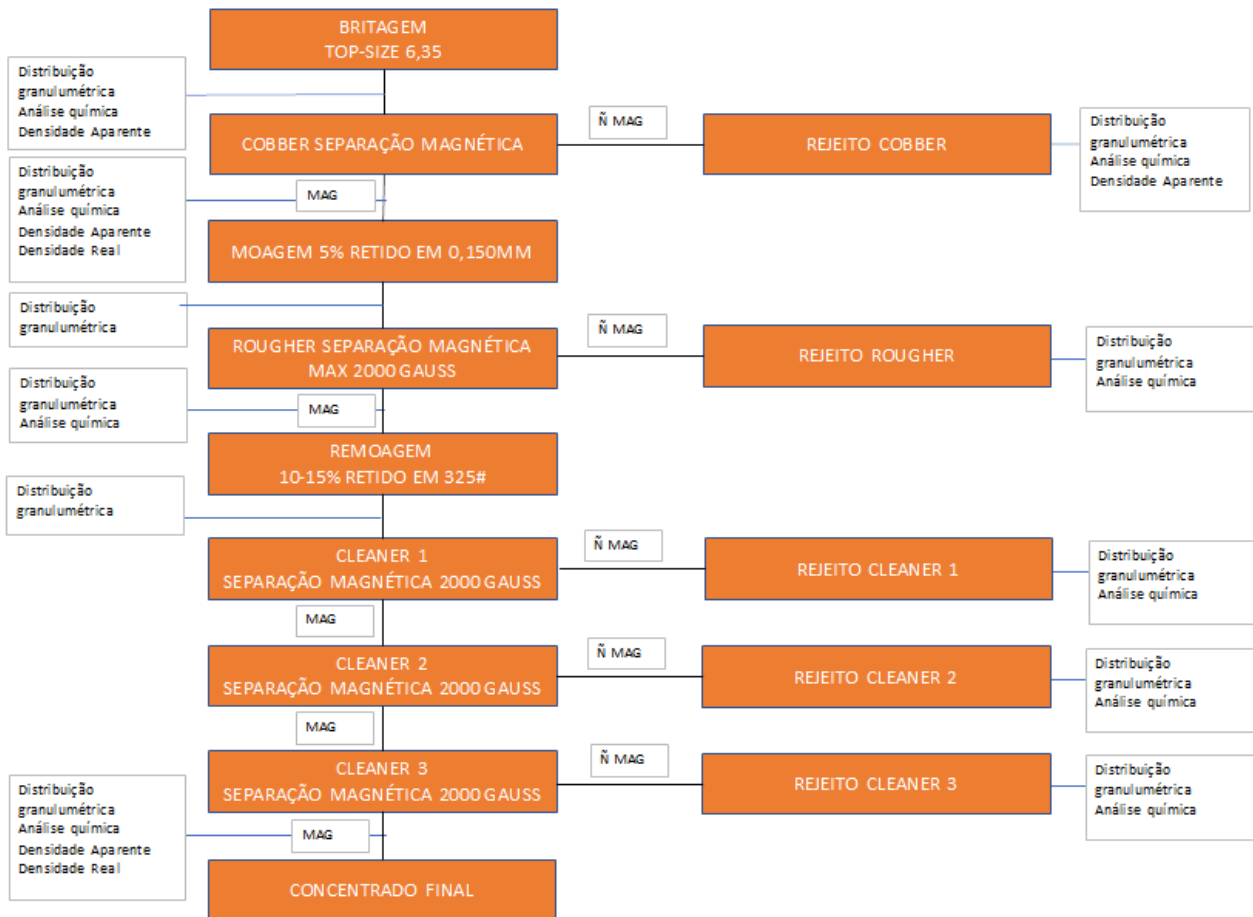
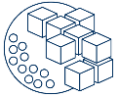


Figura 5: Fluxograma esquemático das operações realizadas em planta piloto e das análises realizadas.

A britagem inicial foi realizada com britador de mandíbulas de laboratório. A separação magnética Cobber foi realizada em equipamento de diâmetro e velocidade angular industriais. As moagens foram realizadas em moinhos de barras de mesa rotativa de laboratório e a seco. O controle da granulometria foi feito amostra a amostra pelo peneiramento a seco durante a moagem e sua verificação final feita por peneiramento a úmido, ambos em peneirador suspenso. As separações magnéticas a úmido foram realizadas em equipamento piloto. As análises químicas foram realizadas por fluorescência de raios-X para os dez óxidos majoritários e o  $Fe^{2+}$  foi mensurado por via úmida. As recuperações mássicas e metalúrgicas foram calculadas para os ensaios piloto estágio a estágio, de modo a obter a recuperação final do processo.

### 3.3 Procedimentos experimentais do tubo Davis

Durante a preparação das amostras para a planta piloto, as 30 amostras da campanha de 2022 após britadas a 6,5 mm, foram quarteadas em quarteador rotativo e uma alíquota retirada para os testes em tubo Davis. Cada alíquota foi britada a 2 mm em britador de mandíbulas, pulverizadas em pulverizador de panela até atingirem a granulometria de 95%

passante em 45 micrômetros e submetidas ao ensaio de tubo Davis. Essa granulometria foi escolhida por ser a mesma granulometria definida para o projeto industrial.

Devido à baixa massa que o tubo Davis suporta, cada amostra foi processada em 3 bateladas de 30 gramas de alimentação cada. O tempo de cada batelada foi de 180 segundos com fluxo de água de 0,350L/min e com o campo magnético medido entre as bobinas de 1500 gauss.

A recuperação mássica foi calculada diretamente pela relação entre a massa de concentrado produzido e a massa alimentada no ensaio de tubo Davis. A recuperação metalúrgica foi obtida pela razão entre a massa de ferro contida no concentrado e no rejeito. O fluxograma geral pode ser visto na Figura 6:

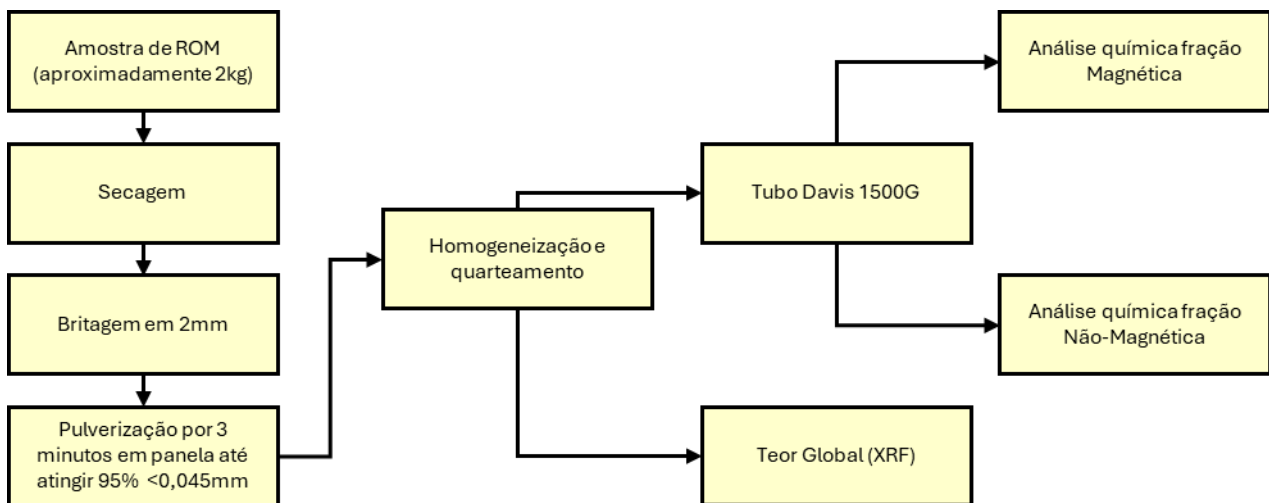


Figura 6: Fluxograma das atividades realizadas nos testes de tubo Davis.

### 3.4 Tratamento de dados

Para conversão de elemento para mineral, utilizou-se a metodologia descrita por Herrmann & Berry (2002). As únicas restrições utilizadas foram que todos os minerais teriam teor positivo e que a soma dos minerais deveria ser igual ou inferior a cem por cento. O modelo de recuperação proposto partiu do princípio de que a Magnetita e a Hematita são os minerais-minérios e possuem cada uma a própria recuperação, que é função da condição de processo. Como a condição de processo foi a mesma para todas as amostras, admitiu-se que a recuperação mineralógica de cada mineral minério é constante em todos os ensaios. Definiu-se também um elemento denominado “fator de arraste”. O fator de arraste engloba todas as ineficiências de separação entre os minerais minérios e a ganga, isto é, soma a ganga incorporada ao concentrado pelo arraste hidrodinâmico, por partículas não liberadas e pelo enclausuramento de partículas não magnéticas durante a separação magnética. Foi utilizado a premissa de que o fator de arraste é constante e que a quantidade de ganga não magnética arrastada para o concentrado é uma proporção fixa da massa total de concentrado.



Considerando essas premissas a formulação matemática da recuperação de massa para o concentrado é descrita pela Equação (1):

$$Rec_{massa} = \frac{[Mag] * \frac{Rec_{Mag}}{100} + [Hem] * \frac{Rec_{Hem}}{100}}{1 - f} \quad (1)$$

Em que: *Mag* é o teor de Magnetita na amostra de alimentação; *Hem* é o teor de Hematita na amostra de alimentação; *Rec<sub>Massa</sub>* é a recuperação em massa global do processo; *Rec<sub>Mag</sub>* é a recuperação de Magnetita; *Rec<sub>Hem</sub>* é a recuperação de Hematita; *f* é a constante de arraste.

A partir dessa formulação matemática foi utilizado o Solver do Microsoft Excel para minimizar os desvios da recuperação mássica dos testes em relação às recuperações mássicas do modelo a partir da variação do fator de arraste *f*, e das recuperações mineralógicas de Hematita *Rec<sub>Hem</sub>* e Magnetita *Rec<sub>mag</sub>*. Utilizou-se como otimização uma regressão linear multivariada em função da massa recuperada, por ser a medida experimental com maior grau de confiança.

O teor de ferro metálico do concentrado obtido pelo modelo é dado pela conversão estequiométrica dos teores dos minerais-minério recuperados em Ferro elementar recuperado e divisão dessa proporção de ferro pela recuperação mássica de concentrado. A formulação matemática pode ser vista na Equação (2):

$$\%Fe = 100 * \frac{[Hem] * \left( \frac{55,845 * 2}{55,845 * 2 + 16 * 3} \right) * \left( \frac{Rec_{Hem}}{100} \right) + [Mag] * \left( \frac{55,845 * 3}{55,845 * 3 + 16 * 4} \right) * \left( \frac{Rec_{Mag}}{100} \right)}{Rec_{massa}} \quad (2)$$

Em que *%Fe* é o teor de ferro do concentrado. A recuperação metalúrgica foi obtida pela divisão direta entre o ferro contido na alimentação e o ferro contido no concentrado.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Comparativo entre resultados piloto e tubo Davis

Os ensaios de tubo Davis foram realizados apenas nas 30 amostras da campanha de 2022. Os gráficos de dispersão para a recuperação mássica e metalúrgica podem ser vistos respectivamente na Figura 7 a seguir:



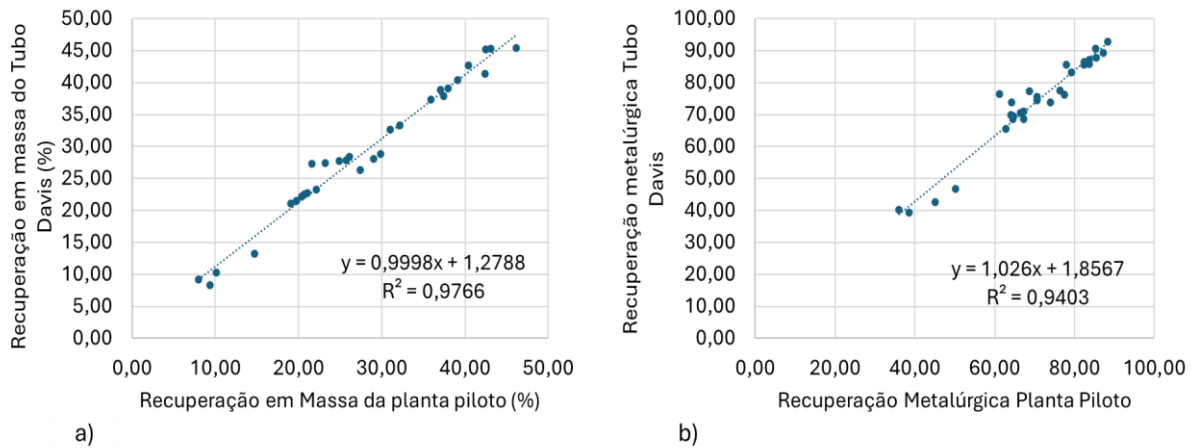
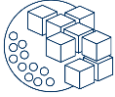


Figura 7: Comparativo de resultados do ensaio de tubo Davis em relação ao teste em planta piloto. a) Recuperação em massa. b) Recuperação metalúrgica.

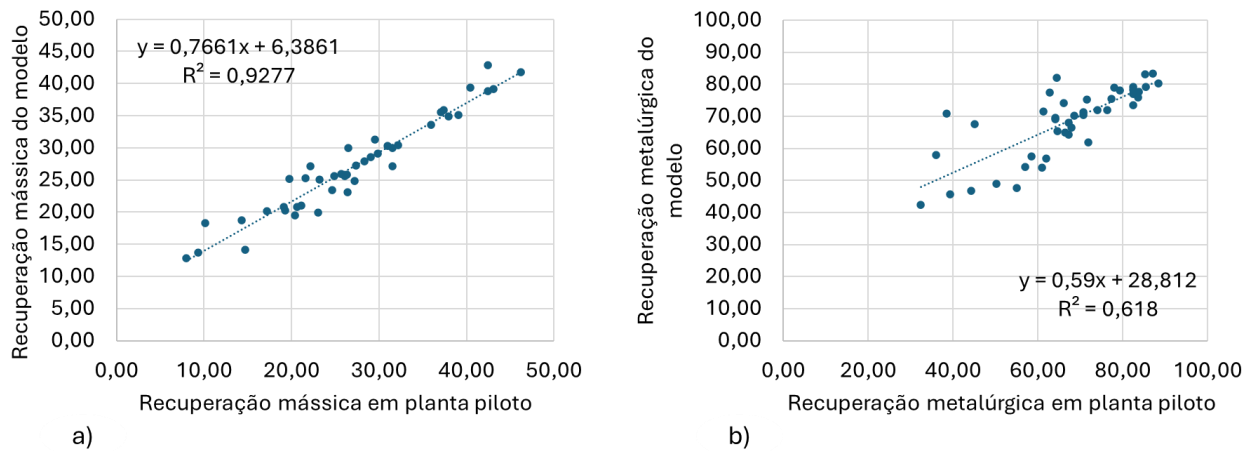
Os resultados de recuperação em massa obtidos no teste piloto e no ensaio proxy de concentração – tubo Davis – apresentaram um R2 de 0,9766. O R2 para a recuperação metalúrgica foi de 0,9403. A recuperação em massa obtida pelo tubo Davis foi em média 1,27% maior que nos testes em planta piloto. Tal resultado é esperado uma vez que o tubo Davis é um processo extremamente controlado e cujas perdas de processo são mínimas. A condição de fluxo laminar aplicado ao tubo Davis também é um fator que justifica sua recuperação ser mais elevada que a obtida em planta piloto. Todavia a covariação dos testes é muito forte e tal resultado demonstra que o tubo Davis é um bom ensaio proxy para o processo de separação magnética quando comparado com os testes piloto.

Os resultados demonstram que o tubo Davis representa uma boa alternativa para gerar dados geometalúrgicos que podem ser utilizados para enriquecer o modelo de recuperação apresentado a seguir, ou serem utilizados diretamente para a modelagem geometalúrgica do depósito. O método também representa uma potencial ferramenta preditiva para planejamento e controle das frentes de lavra e desempenho de processo quando da operação industrial, por ser rápido e de baixo custo.

## 4.2 Conversão elemento para mineral e modelo matemático de recuperação

A conversão elemento para mineral retornou composições mineralógicas coerentes para todas as amostras em que foi aplicada. Na elaboração do modelo matemático foram utilizadas, tanto as amostras da campanha de 2012, quanto as amostras da campanha de 2022, totalizando 43 amostras. O resultado obtido pela minimização dos quadrados dos desvios foi de recuperação de um fator de arraste de 2,76%, recuperação de Magnetita de 94,18% e recuperação de Hematita de 28,62%.

A correlação de recuperação em massa entre os ensaios piloto e o modelo pode ser visualizada no gráfico da Figura 8:



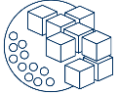
**Figura 8: Comparativo de resultados do modelo em relação ao teste em planta piloto. a) Recuperação em massa. b) Recuperação metalúrgica.**

Observa-se que o resultado do modelo e do procedimento operacional apresentam uma forte correlação para a recuperação em massa, com o  $R^2$  de 0,9277. A média dos desvios da recuperação mássica da planta piloto em relação ao modelo é de  $-0,06\%$  variando de  $-8,2\%$  a  $4,41\%$ .

A correlação entre resultado em planta piloto e o modelo matemático para a recuperação metalúrgica mostra um  $R^2$  de 0,618. Observa-se que a dispersão é maior para as amostras com menor teor de ferro e que, em geral, obtiveram menores recuperações metalúrgicas em planta piloto.

No trabalho de Tiu et al. (2023), utilizou-se a conversão elemento para mineral como ferramenta auxiliar para compreensão da variabilidade dos domínios geológicos previamente definidos para o depósito sulfetado da mina de Garpenberg, no trabalho de Lund et al. (2013), aplicou-se a conversão elemento para mineral como ferramenta para gerar classificações dos tipos de minério no depósito de minério de ferro de Malmberget. Diferentemente de Tiu et al. e Lund et al., que utilizaram a conversão elemento para mineral associada ao conceito de domínios geometalúrgico, neste trabalho todas as amostras disponíveis foram tratadas como pertencentes a uma única unidade geometalúrgica. Dentre as amostras selecionadas estão duas de elevado conteúdo de diluição, i.e., localizadas na fronteira do corpo mineralizado e contendo cerca de 50% da massa vindo de região fora da zona mineralizada. Sem estas amostras o coeficiente de correlação para a recuperação metalúrgica sobe para 0,7412. Essa observação pode justificar uma abordagem por domínios geoquímicos para elevar a aderência do modelo proposto ao teste piloto.

O aumento do desvio observado para a recuperação metalúrgica pode ser em função do aumento da relevância de minerais não contemplados na conversão de elemento para mineral. Tal suposição poderia ser comprovada pelo estudo mineralógico dessas amostras, identificação dos minerais não previstos e posterior inclusão no modelo matemático proposto, utilizando, ou não, o conceito de predominância mineral por domínio.



## 5 CONCLUSÕES

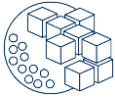
Pelos resultados obtidos neste trabalho, conclui-se que ambos os objetivos foram alcançados. Tanto a abordagem de conversão de química para mineral quanto o ensaio de tubo Davis mostraram boa aderência com os resultados em escala piloto.

Durante o ciclo de vida de um projeto, é necessário desenvolver metodologias para fazer a abordagem tática e estratégica, visando aumentar a previsibilidade e minimizar os riscos.

No caso estudado, a conversão de elemento para mineral pode ser usada para uma abordagem estratégica do projeto, podendo ser utilizada para qualquer amostra desde que seja definida uma assembleia mineralógica adequada e condições de contorno consistentes. Com a validação da conversão elemento para mineral pode-se converter os dados de análise química de sondagem em composição mineralógica a fim de gerar um modelo de blocos mineralógicos e, a partir deste modelo de blocos, pode-se estimar a recuperação mássica utilizando os parâmetros obtidos nesse trabalho. Neste trabalho, não foi feita nenhuma consideração sobre domínios geológicos e a mineralogia de todas as amostras foi estimada com a mesma matriz de assembleia mineral. Tal aspecto pode ser muito relevante para aplicação da conversão elemento para mineral em outros depósitos, uma vez que é comum haver heterogeneidade na assembleia mineral de cada domínio em uma mesma mina. Nestes casos, deve-se definir condições de contorno e uma assembleia de minerais específica para cada domínio. A identificação da actinolita como anfibólio portador de  $Fe^{2+}$  desempenhou um papel muito relevante para a elaboração da matriz de minerais, uma vez que o  $Fe^{2+}$  também é utilizado para calcular a quantidade de magnetita presente nas amostras. A conversão elemento para mineral gera uma composição mineralógica que abrange todos os elementos químicos, porém o modelo de recuperação proposto neste artigo utiliza apenas os teores de magnetita e hematita para estimar a recuperação em massa. Os índices de recuperação estimados pelo modelo estão em linha com o que se pode esperar do processo de concentração magnética de baixo campo, indicando recuperação de 94,18% da magnetita e 28,62% de hematita. Industrialmente, a baixa recuperação da hematita não representa um problema, uma vez que a magnetita corresponde quase que pela totalidade dos minerais minério.

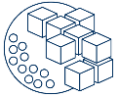
Para a abordagem tática, o ensaio de tubo Davis demonstrou ter a capacidade de replicar com precisão o resultado de recuperação em massa obtido em planta piloto. A partir desse ensaio simples, barato e reproduzível, o resultado de recuperação em massa esperado nas frentes de lavra de curto e médio prazo pode ser estimado, reduzindo a incerteza de curto prazo na previsão do resultado da operação.

O modelo matemático proposto associado à aplicação do ensaio de tubo Davis como proxy para a concentração tem o potencial de reduzir incertezas e auxiliar no gerenciamento de riscos de exploração do recurso mineral nos níveis estratégico e tático.



## REFERÊNCIAS

- Agricola, G. (1556). *De Re Metallica* (H. C. Hoover & L. H. Hoover, Eds.; 1950th ed.). Dover Publications reprint.
- Bond, F. C. (1952). The Third Theory of Comminution. *Trans. AIME*, 193(Mineral Beneficiation), 484–494.
- Diana, K., & Shuhab, K. (2019). Close-range, ground-based hyperspectral imaging for mining applications at various scales Review and case studies. *Earth-Science Reviews*, 198.
- Dold, B. (2017). Acid rock drainage prediction: A critical review. In *Journal of Geochemical Exploration* (Vol. 172, pp. 120–132). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2016.09.014>
- Dominy, S. C., O'Connor, L., Glass, H. J., Purevgerel, S., & Xie, Y. (2018). Towards representative metallurgical sampling and gold recovery testwork programmes. *Minerals*, 8(5). <https://doi.org/10.3390/min8050193>
- Dominy, S. C., O'connor, L., Parbhakar-Fox, A., Glass, H. J., & Purevgerel, S. (2018). Geometallurgy—A route to more resilient mine operations. In *Minerals* (Vol. 8, Issue 12). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/min8120560>
- Fox, N., Parbhakar-Fox, A., Moltzen, J., Feig, S., Goemann, K., & Huntington, J. (2017). Applications of hyperspectral mineralogy for geoenvironmental characterisation. *Minerals Engineering*, 107, 63–77. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2016.11.008>
- Frenzel, M., Baumgartner, R., Tolosana-Delgado, R., & Gutzmer, J. (2023). Geometallurgy: Present and Future. *Elements*, 19(6), 345–351. <https://doi.org/10.2138/gselements.19.6.345>
- Gaudin, A. M. (1939). *Principles of Mineral Dressing*. McGraw-Hill Book Company, Incorporated.
- Hajaj, S., El Harti, A., Pour, A. B., Jellouli, A., Adiri, Z., & Hashim, M. (2024). A review on hyperspectral imagery application for lithological mapping and mineral prospecting: Machine learning techniques and future prospects. In *Remote Sensing Applications: Society and Environment* (Vol. 35). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101218>
- Herrmann, W., & Berry, R. F. (2002). MINSQ - a least squares spreadsheet method for calculating mineral proportions from whole rock major element analyses. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 2(4), 361–368. <https://doi.org/10.1144/1467-787302-010>
- Kalashnikov, A. O., Pakhomovsky, Y. A., Bazai, A. V., Mikhailova, J. A., & Konopleva, N. G. (2021). Rock-chemistry-to-mineral-properties conversion: Machine learning approach. *Ore Geology Reviews*, 136. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2021.104292>



- Lishchuk, V., Koch, P. H., Ghorbani, Y., & Butcher, A. R. (2020). Towards integrated geometallurgical approach: Critical review of current practices and future trends. In *Minerals Engineering* (Vol. 145). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2019.106072>
- Lishchuk, V., Lamberg, P., & Lund, C. (2016). Geometallurgical programs-critical evaluation of applied methods and techniques PREP [Luleå University of Technology]. [www.ltu.se](http://www.ltu.se)
- Lund, C., Lamberg, P., & Lindberg, T. (2013). Practical way to quantify minerals from chemical assays at MalMBERGET iron ore operations - An important tool for the geometallurgical program. *Minerals Engineering*, 49, 7–16. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2013.04.005>
- Lund, C., Lamberg, P., & Lindberg, T. (2015). Development of a geometallurgical framework to quantify mineral textures for process prediction. *Minerals Engineering*, 82, 61–77. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2015.04.004>
- Magdalena, R., Valero, A., & Calvo, G. (2023). Limit of recovery: How future evolution of ore grades could influence energy consumption and prices for Nickel, Cobalt, and PGMs. *Minerals Engineering*, 200. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2023.108150>
- Murariu, V., & Svoboda, J. (2003). The applicability of Davis tube tests to ore separation by drum magnetic separators. *Physical Separation in Science and Engineering*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.1080/1478647031000101223>
- Ortynski, V. N., Lund, C., Lamberg, P., & Oy, K. (2015). The geometallurgical framework. MalMBERGET and Mikheevskoye case studies. *Mining Science*, 22, 57–66. <https://doi.org/10.5277/ms150206>
- Silva, C. M., Sørensen, B. E., Aasly, K., & Ellefmo, S. L. (2018). Geometallurgical approach to the element-to-mineral conversion for the nabbarren nepheline syenite deposit. *Minerals*, 8(8). <https://doi.org/10.3390/min8080325>
- Taylor, J., Winchester B, S., Tyler, M., Ehrig, K., Waters, J., & Beavis, F. (2017). Converting chemistry to mineralogy for acid and metalliferous drainage risk management. In L. C. Bell, M. Edraki, & Gerbo C. (Eds.), *Proceedings of the Ninth Australian Workshop on Acid and Metalliferous Drainage* (pp. 14–21). The University of Queensland.
- Tiu, G., Ghorbani, Y., Jansson, N., Wanhainen, C., & Bolin, N. J. (2023). Quantifying the variability of a complex ore using geometallurgical domains. *Minerals Engineering*, 203. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2023.108323>
- Whiten, B. (2007). Calculation of mineral composition from chemical assays. *Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review*, 29, 83–97.



## ADITIVIDADE DA VARIÁVEL PERDA POR CALCINAÇÃO (PPC) PARA O MODELO GEOMETALÚRGICO DA SAMARCO

T. L. SILVA<sup>\*,1,2</sup>, M. C. SILVA<sup>1</sup>, P. C. F. N. COELHO<sup>1</sup>, A. S. CORREA<sup>1</sup>, P.H.A. CAMPOS<sup>2</sup>, D.B. MAZZINGHY<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Samarco Mineração S.A.

<sup>2</sup>Curso de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM) – UFMG  
[thiago.silva@samarco.com](mailto:thiago.silva@samarco.com)\*

### RESUMO

Atualmente, as empresas de mineração têm demonstrado um interesse crescente na integração da geometalurgia em suas estratégias de planejamento de produção. Em particular, a criação de modelos de blocos geometalúrgicos tem sido priorizada, buscando otimização de processos, redução de custos e emissões. Dentro desse contexto, as variáveis geometalúrgicas são alvo constante de estudo, sendo a aditividade das variáveis uma questão de extrema relevância que deve ser considerada. Nesse sentido, a Samarco Mineração S/A tem avaliado o teor de Perda Por Calcinação (PPC) do concentrado como critério de corte do minério, dada sua importância no processo de pelletização. A partir de investigações prévias, que analisaram dois tipos distintos de itabiritos com teores de PPC diferentes, surgiram indícios de um comportamento não aditivo dessa variável nos resultados do concentrado. Assim, este trabalho propõe-se a avaliar a aditividade do teor de Perda Por Calcinação (PPC) do concentrado, com o objetivo de aprimorar o processo de planejamento de mina. Os resultados preliminares indicam que a blendagem de diferentes tipos de itabiritos apresenta desvio de até 17% entre os resultados calculado e real, sugerindo caráter não aditivo dessa variável.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Aditividade, Planejamento, Perda por calcinação.

### ABSTRACT

Currently, mining companies have been showing a growing interest in integrating geometallurgy into their production planning strategies. In particular, the development of geometallurgical block models has been prioritized, aiming at process optimization, costs and emissions reduction. Thus, geometallurgical variables are constantly under study, with the additivity of variables being a matter of extreme relevance. In this regard, Samarco Mineração S/A has been evaluating the Loss on Ignition (LOI) content of the concentrate as a cut-off grade, given its importance in the pelletizing process. From previous investigations that analyzed two distinct types of itabirite with different LOI contents, indications of non-additive behavior of this variable in the concentrate results have emerged. Thus, this work aims to evaluate the additivity of the Loss on Ignition (LOI) content of the concentrate, with the objective of improving mine planning processes. Preliminary results indicate that blending different types of itabirite presents a deviation of up to 17% between calculated and actual results, suggesting a non-additive nature of this variable.

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Additivity, Planning, Loss on ignition.





## **1 INTRODUÇÃO**

Historicamente, o setor de mineração de minério de ferro tem enfrentado o crescente desafio de lidar com minérios cada vez mais pobres em conteúdo metálico e com teores de contaminantes mais elevados, tornando a extração e o processo de beneficiamento cada vez mais complexos e onerosos (Rodrigues *et al.*, 2012). Isso se aplica também aos processos de aglomeração, que é o caso das empresas produtoras de pelotas de minério de ferro. Desta forma, os empreendimentos minerários têm, constantemente, buscado desenvolver soluções e tecnologias com o objetivo de viabilizar o tratamento desses materiais.

Diante desse cenário, compreender as propriedades químicas, físicas e metalúrgicas dos minérios é essencial, pois estas exercem uma influência direta no desempenho dos processos e na especificação dos produtos (Silva *et al.*, 2022). Um exemplo claro disso é a relevância do teor de Perda Por Calcinação (PPC) do concentrado de minério de ferro, cujo teor é definido ainda na etapa de planejamento de mina e apresenta impacto direto no processo de pelotização, influenciando na produtividade dos fornos de endurecimento e na qualidade das pelotas produzidas (Resende *et al.*, 2009). Assim, a análise integrada das propriedades dos minérios em uma cadeia de produção, possibilita uma otimização mais precisa e eficiente das operações (Rajabinasab & Asghari, 2019).

Nesse sentido, a geometalurgia emerge como uma abordagem bastante relevante, desempenhando um papel importante no aproveitamento desses minérios (Vieira *et al.*, 2009). A elaboração de modelos matemáticos baseados nas características do minério fornecidas pela geologia e a análise aprofundada das variáveis geometalúrgicas (Lishchuk, 2018.), convergem no sentido de identificar melhorias significativas nas operações de concentração, aglomeração ou na necessidade de desenvolvimento de novas rotas de processo. Sendo assim, a geometalurgia pode ser aplicada de formas distintas e, dentre elas, destaca-se o auxílio de modelos na definição da estratégia de blendagem de minérios (Dunham *et al.*, 2009).

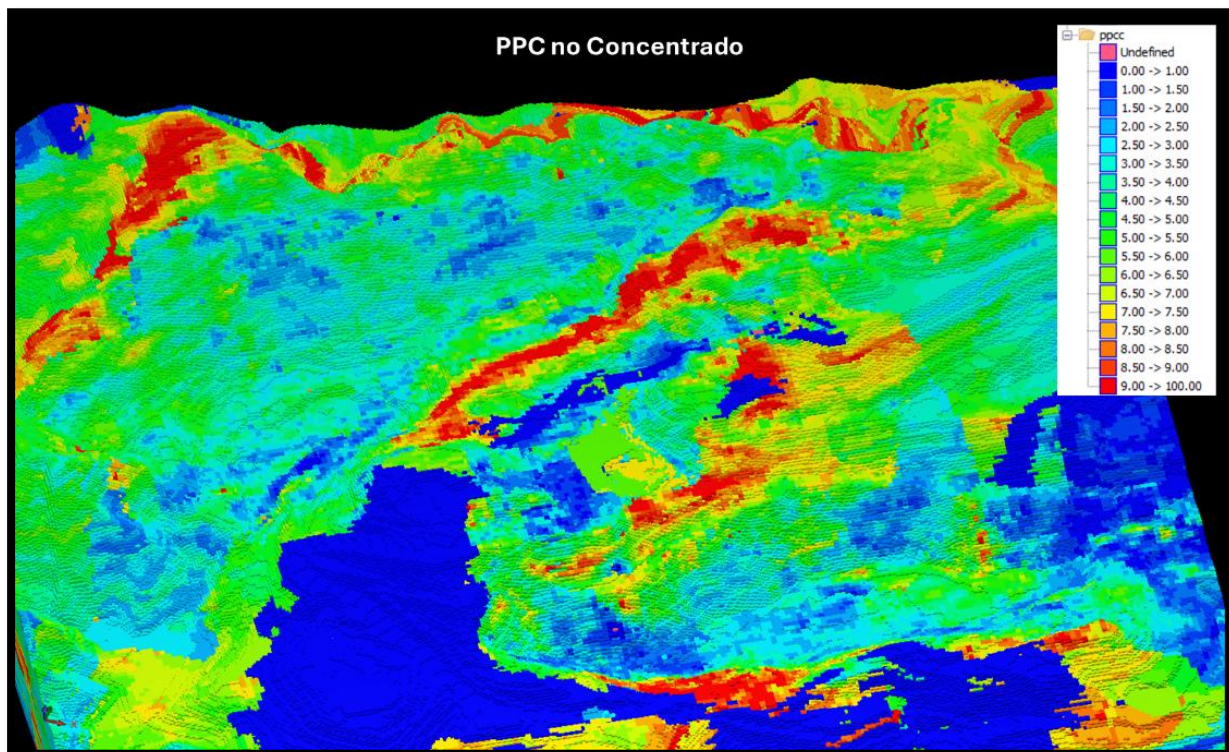
Adicionalmente, para uma compreensão completa e mais precisa do comportamento do minério nos processos, é salutar considerar a aditividade das variáveis de interesse como, por exemplo, a Perda Por Calcinação (PPC) do concentrado. Esse conceito refere-se à capacidade de aplicar métodos lineares para determinar o teor a partir da blendagem de minérios com diferentes características (Campos *et al.*, 2022). Isso possibilita prever o comportamento global do minério com maior precisão, facilitando o desenvolvimento de modelos mais robustos ou até mesmo a criação de critérios de decisão para o planejamento de mina e de processo com base em variáveis geometalúrgicas.

## **2 ESTUDO DE CASO**

O presente trabalho está relacionado com o planejamento de mina em geral, mais especificamente com a avaliação do PPC do concentrado como teor de corte do minério. A Figura 16 ilustra os teores de PPC no concentrado conforme o modelo de blocos



geometalúrgico, evidenciando a elevada variabilidade dessa variável no depósito. Isso reforça a importância da aditividade dessa variável, ou seja, a capacidade de se realizar médias ponderadas dos teores de PPC do concentrado objetivando um determinado valor, para a otimização dos recursos minerais e para um planejamento de mina assertivo.



**Figura 16 - Teor de PPC no concentrado conforme modelo de blocos.**

Desta forma, o presente trabalho tem o objetivo de aprofundar na investigação da aditividade da variável geometalúrgica conhecida como Perda Por Calcinação (PPC) do concentrado do minério de ferro, além melhor compreender as suas implicações no processo de planejamento de mina da Samarco Mineração S/A.

### **3 METODOLOGIA**

A investigação da aditividade da variável PPC do concentrado envolverá a coleta de amostras nas frente de lavra das minas da Samarco Mineração S/A, de acordo com as tipologias representativas do plano de lavra do ano de 2024, com o objetivo de gerar composições de diferentes blendagens e, assim, averiguar a aditividade através dos resultados teóricos e reais gerados em laboratório. A execução do trabalho seguirá o fluxograma apresentado na Figura 17.

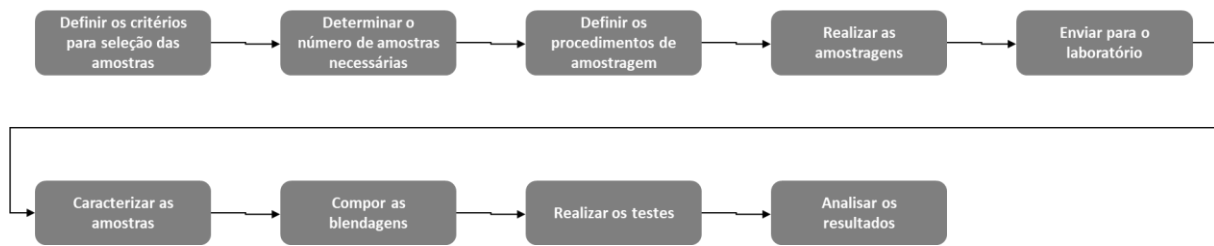


Figura 17 - Fluxograma de planejamento de execução do trabalho.

### 3.1 Seleção dos locais de amostragem

Para selecionar as amostras para este estudo adotou-se o plano de lavra do ano de 2024 abrangendo as principais tipologias identificadas no plano. A Figura 18 ilustra as áreas da mina programadas para extração ao longo de 2024, com as cores indicando as tipologias predominantes. Assim, os pontos de amostragem foram escolhidos com base nessas tipologias principais.

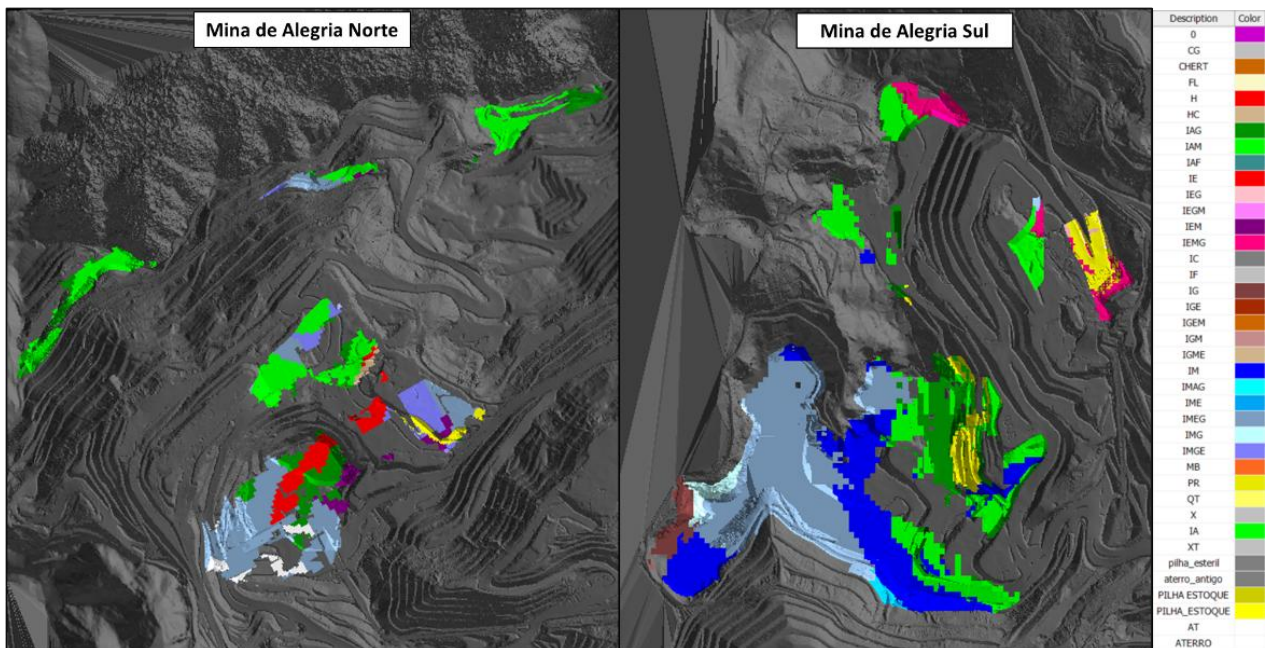


Figura 18 – Definição dos locais de amostragem das tipologias.

### 3.2 Determinação do número de amostras

O número de amostras foi estabelecido com base nas proporções das tipologias planejadas para o ano de 2024 no plano de lavra, conforme mostrado na Figura 18, assegurando uma representatividade adequada ao longo do período. Cada amostra terá, em média, uma composição de 150 kg e será enviada a um laboratório externo para caracterização. Posteriormente, essas amostras serão utilizadas na formulação de diversas blendagens em uma etapa subsequente do estudo.

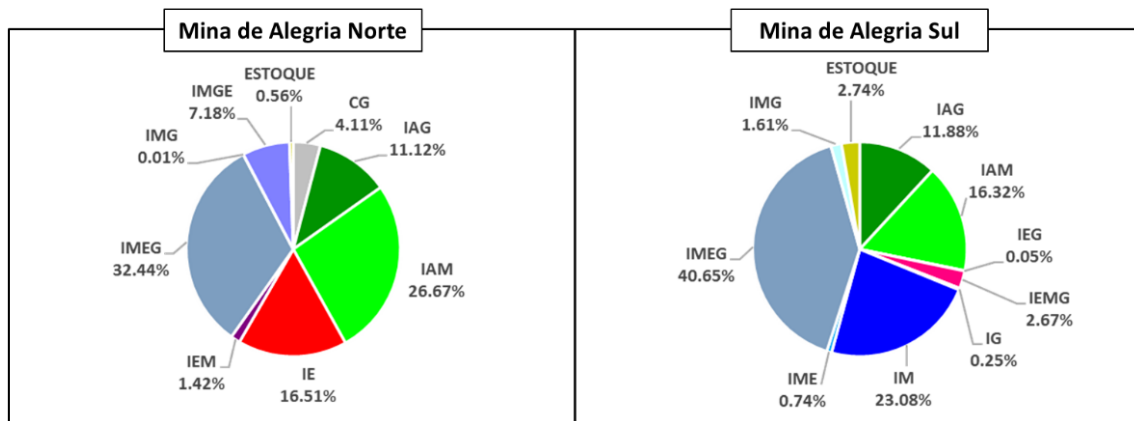
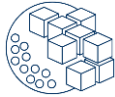


Figura 19 - Proporção das tipologias por mina.

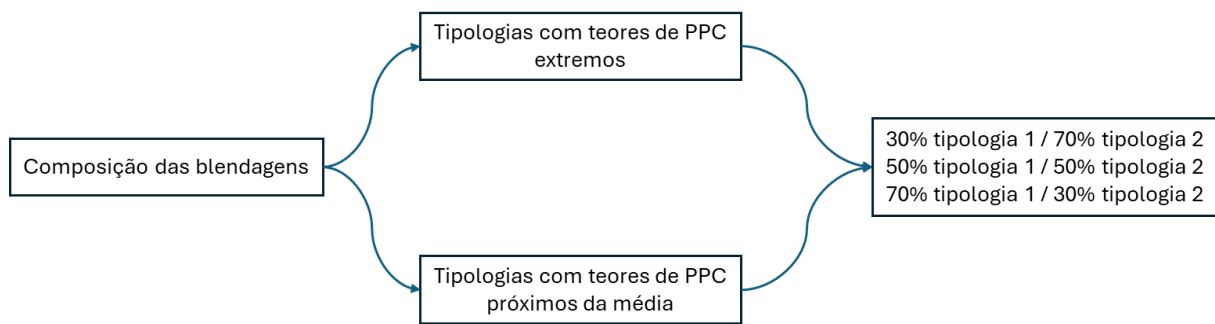
Observa-se pela Figura 19 que as tipologias IAM e IMEG representam mais da metade das tipologias a serem alimentadas nas plantas de beneficiamento, indicando a necessidade de um maior número de amostras. A Tabela 11 apresenta o dimensionamento do número de amostras por tipologia e por mina.

Tabela 11 – Determinação do número de amostras das tipologias previstas no plano de 2024.

Principais tipologias a serem amostradas	Número de amostras por mina	
	Alegria Norte	Alegria Sul
Itabirito Especularítico (IE)	1	-
Itabirito Martítico Especularítico Goetítico (IMEG)	3	3
Itabirito Especularítico (IE)	2	-
Itabirito Martítico Anfibolítico (IAM)	5	4
Itabirito Anfibolítico Goetítico (IAG)	2	1
Itabirito Martítico Goetítico Especularítico (IMGE)	2	-
Itabirito Especularítico Martítico Goetítico (IEMG)	-	1
Itabirito Martítico (IM)	-	3
Total	15	12

### 3.3 Composição das blendagens

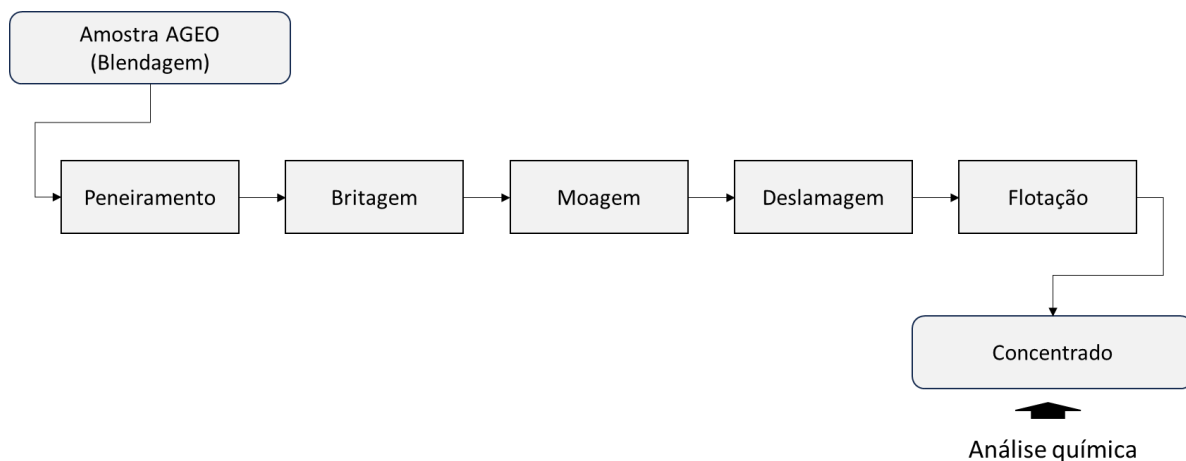
Para compor as blendagens serão gerados dois grupos de amostras. O primeiro grupo será composto por tipologias com teores de PPC muito distintos e extremos, enquanto o segundo grupo incluirá tipologias com teores em torno da média da blendagem. Desta forma, a estruturação da composição com base nas amostras AGEO seguirá o esquema delineado na Figura 20.



**Figura 20 – Esquema para composição das blendagens.**

### 3.4 Fluxograma dos testes de laboratório

A caracterização das amostras e a análise química das blendagens serão realizadas por um laboratório externo, que cumprirá todos os requisitos do programa de QA/QC da Samarco. A Figura 21 apresenta o fluxograma simplificado de testes das amostras.



**Figura 21 - Fluxograma dos testes das amostras de geometalurgia (AGEO).**

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Resultados preliminares

Resultados preliminares foram realizados com base em diferentes tipos de itabiritos com teores de PPC distintos, conforme apresentado na Tabela 12. As amostras foram utilizadas para compor três blendagens com diferentes proporções entre esses minérios (Rodrigues *et al.*, no prelo). Observa-se que as diferenças entre os resultados teóricos, que presumem aditividade, e os reais são expressivamente maiores no concentrado, sendo, em média, 3% para o ROM e 13% para o concentrado.

A





Tabela 13 apresenta a composição das blendagens e os resultados teóricos e reais para o ROM e para o concentrado. A diferença é bastante significativa, especialmente para a proporção 70 / 30, chegando a 17%.

Tabela 12 - Perda Por Calcinação no ROM e no concentrado para diferentes tipos de itabiritos.

Amostra	PPC do ROM (%)	PPC do Concentrado (%)
Itabirito Especularítico (IE)	0,31	0,32
Itabirito Anfibolítico (IA)	5,27	7,75

Tabela 13 - Resultados teóricos e reais para diferentes proporções de blendagens dos itabiritos.

Proporção IE / IA (%)	Resultados Teóricos do ROM (%)	Resultados Reais do ROM (%)	$\Delta\%$ ROM	Resultados Teóricos do Concentrado (%)	Resultados Reais do Concentrado (%)	$\Delta\%$ Conc.
30 / 70	3,78	3,62	-4,2	5,52	5,18	-6,2
50 / 50	2,79	2,85	2,2	4,04	3,39	-16,1
70 / 30	1,80	1,84	2,2	2,55	2,11	-17,3

Com base nesses resultados preliminares, observa-se diferenças importantes entre os resultados teóricos e reais para o concentrado, sugerindo uma hipótese de um caráter não aditivo, requerendo, portanto, uma investigação mais detalhada envolvendo outras tipologias.

#### 4.2 Realização da coleta das amostras

As amostras foram coletadas conforme o planejamento previsto na Tabela 11 e, sem seguida, serão enviadas ao laboratório externo para caracterização. A Figura 22 ilustra a identificação dos pontos de coleta na mina conforme ocorrência superficial das diferentes tipologias em relação ao modelo geológico.

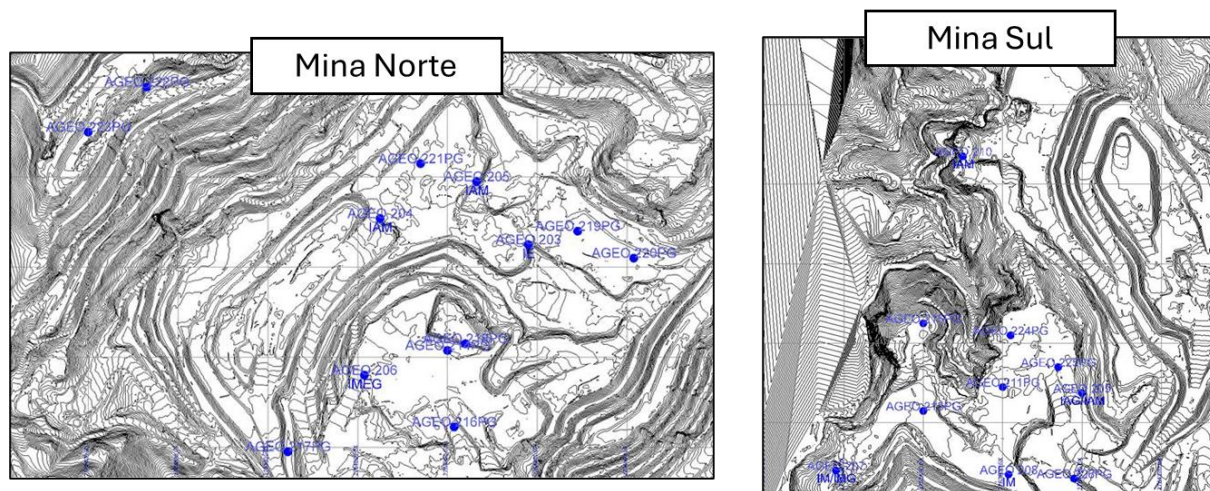


Figura 22 - Localização dos pontos de coleta das amostras nas minas de Alegria Norte e Sul.



## 5 CONCLUSÕES

Conforme abordado neste estudo, o teor de corte do minério é definido com base no teor de PPC do concentrado, assumindo que essa variável geometalúrgica seja aditiva. No entanto, a não aditividade dessa variável no processo de blendagem na mina pode implicar que parte do estéril esteja sendo classificada como minério ou, o contrário, que parte do minério esteja sendo classificada como estéril, o que levaria à necessidade de revisão do critério de corte do minério.

Os resultados preliminares realizados com dois tipos de itabiritos, com teores de PPC muito distintos, mostraram diferenças relevantes entre os valores calculados e reais, chegando a 17% para a blendagem com proporção de 70% de itabirito especularítico e 30% de itabirito anfibolítico. Levanta-se, então, a hipótese de um caráter não aditivo dessa variável.

Para esclarecer essa hipótese, serão realizados novos testes ao longo do ano de 2024. Esses testes envolverão as principais tipologias de itabiritos presentes no plano de lavra deste ano. Com os resultados obtidos, espera-se concluir se a variável PPC do concentrado possui ou não caráter aditivo, o que terá implicações significativas no processo de planejamento de mina.

## REFERÊNCIAS

- Batista Vieira, C., Gabriel da Silva Araújo, F., Alberto Rosière, C., Seshadri, V., Henrique Coelho, L., & Fé, S. (2009). *Geometallurgical approach for quality control of iron ores for agglomeration and reduction processes 17 th steelmaking conference-7 th ironmaking conference-1 st cleaner production seminar (ias-jica)*.
- Campos, P. H. A., Coimbra Leite Costa, J. F., Koppe, V. C., & Arcari Bassani, M. A. (2022). Geometallurgy-oriented mine scheduling considering volume support and non-additivity. *Mining Technology: Transactions of the Institute of Mining and Metallurgy*, 131(1), 1–11. <https://doi.org/10.1080/25726668.2021.1963607>
- de Souza Rodrigues, R., Esteves Bonfioli, L., Sérgio Mapa, P., & Angelo Pinto, L. (2012). *DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO MATEMÁTICO PARA DETERMINAÇÃO DO REQUERIMENTO DE ENERGIA DE MOAGEM DA RESERVA DE MINÉRIO DE FERRO DA SAMARCO MINERAÇÃO S.A. \**.
- Dunham, S., Stewart, M., Coward, S., Vann, J., Dunham, S., & Stewart, M. (2009). *The Primary-Response Framework for Geometallurgical Variables*. <https://www.researchgate.net/publication/237532317>
- Horizonte, S. A. B., Antônio, E., & Clark, P. (2009). *Álvaro José do Carmo Resende Influência da perda por calcinação na sedimentação de concentrados de minério de ferro da Samarco Mineração*.
- Lishchuk, V. (2018). *Bringing predictability into a geometallurgical program: an iron ore case study*.



- 
- Rajabinasab, B., & Asghari, O. (2019). Geometallurgical Domaining by Cluster Analysis: Iron Ore Deposit Case Study. *Natural Resources Research*, 28(3), 665–684. <https://doi.org/10.1007/s11053-018-9411-6>
- Rodrigues, R. S., Rodrigues, K. F., Brito-Parada, P., Mazzinghy, D. B., Bonfioli, L. E., Brandão, P. R. G. (no prelo). *Investigating the additivity of geometallurgical variables in a low-grade iron ore*.
- Silva, F. M., Jr, S., & Fonseca, T. P. (2022). *ADITIVIDADE DE DIFERENTES LITOLOGIAS NOS ENSAIOS GEOMETALÚRGICOS DE FLOTAÇÃO DE MINÉRIO DE COBRE-OURO*. <https://proceedings.science/p/154370?lang=pt-br>





## ABORDAGEM GEOMETALÚRGICA APLICADA A UM NOVO DEPÓSITO POLIMETÁLICO DE COBRE, OURO E PRATA NA REGIÃO CENTRO OESTE DO BRASIL

L. F. SILVA<sup>1\*</sup>, L. F. MAGALHAES<sup>1,2</sup>, L. J. F. CAMPOS<sup>2</sup>, D. B. MAZZINGHY<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Curso de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM)

<sup>2</sup>Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

[leone@ufmg.br](mailto:leone@ufmg.br)\*

### RESUMO

Os depósitos polimetálicos de cobre, ouro e prata são realidade no Brasil, principalmente nas regiões Norte e Centro-Oeste. Para estes projetos a abordagem geometalúrgica pode ser grande aliada na definição da viabilidade técnica e financeira dos empreendimentos. Neste estudo, realizou-se uma modelagem geometalúrgica de um depósito, acompanhada de cenários de sequenciamento de lavra por sequenciamento direto de blocos. O objetivo deste trabalho é atestar se há ganhos em um projeto de depósito polimetálico ao se aplicar a abordagem geometalúrgica em comparação com a abordagem convencional de planejamento de lavra. Após a avaliação dos resultados, foi identificado que o sequenciamento com abordagem geometalúrgica não trouxe ganhos financeiros (diferença de 2.93%), mas trouxe maior conhecimento sobre o depósito e contribuições para a viabilidade técnica e econômica do projeto, através da apresentação de situação mais realista para o planejamento de lavra.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Depósitos polimetálicos, Ouro, Cobre, Viabilidade.

### ABSTRACT

Polymetallic deposits of Copper, Gold and Silver are a reality in Brazil, mainly in the North and Center-West Regions. For these projects, the Geometallurgical approach can be a great ally in defining the technical and financial viability of the projects. In this study, Geometallurgical modeling of a deposit was carried out, followed by mining sequencing scenarios using direct block sequencing. The objective of this work is to confirm whether there are gains in a Polymetallic Deposit Project when applying the Geometallurgical approach in comparison to the conventional mining planning approach. After evaluating the results, it was identified that sequencing with a Geometallurgical approach did not bring financial gains (difference of 2,93%), but it brought greater knowledge about the deposit, and contributions to the technical and financial feasibility of the project through the presentation of more realistic situation for the mine sequencing.

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Polymetallic deposits, Gold, Copper, Feasibility.



## 1 INTRODUÇÃO

O surgimento de novos projetos para exploração de depósitos polimetálicos, principalmente relacionados às commodities ouro e cobre, gera o crescimento do interesse na aplicação da abordagem geometalúrgica. A utilização desta abordagem desde o início do desenvolvimento está cada vez mais em pauta, pelo potencial que ela tem de contribuir para uma definição mais efetiva da viabilidade técnica e financeira de exploração e beneficiamento dos recursos minerais presentes em um depósito. Ela se diferencia da abordagem convencional por correlacionar não apenas as potenciais quantidades de metal produzidas, mas também por lidar com variáveis como produtividade, consumo energético, e custos gerais de operação no modelo de blocos, dentre outras possibilidades.

Neste trabalho, foi realizado um estudo de caso comparando os resultados de aplicação da abordagem geometalúrgica em relação à abordagem convencional no planejamento de lavra de um novo depósito polimetálico em desenvolvimento na região Centro-Oeste do Brasil. Os objetivos deste trabalho são apresentar didaticamente as etapas envolvidas no desenvolvimento da abordagem geometalúrgica e comparar os resultados financeiros e de produção para ambas as abordagens estudadas.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Inverso do Quadrado da Distância (IQD)

O conceito trazido por Yamamoto (2001) e adaptado no trabalho de Pereira (2013) indica que método do Inverso da Potência da Distância (IPD) é baseado no fato de que os teores das amostras dos furos de sondagem serem proporcionais ao inverso das distâncias ou a uma potência destas em relação ao ponto a ser estimado. Desta forma, as amostras mais próximas ao ponto a ser estimado contribuirão com peso maior e conseqüentemente terão maior influência no valor a ser estimado, enquanto as mais distantes contribuirão com peso menor. A equação geral para estimar o teor de um ponto a partir das amostras vizinhas é dada pela equação (1).

$$T = \frac{\sum_{i=1}^n T_i \times \left(\frac{1}{d_i^p}\right)}{\frac{1}{d_i^p}} \quad (1)$$

Onde:  $T$  é o teor do ponto a ser estimado;  $T_i$  é o teor da amostra  $i$  localizada nas coordenadas  $x_i$ ,  $y_i$  e  $z_i$ ;  $d_i$  é distância euclidiana entre a respectiva amostra  $i$  e o ponto a ser estimado e  $p$  é a potência utilizada no cálculo.

Baseado em Yamamoto (2001), observa-se que as concentrações dos elementos na natureza não ocorrem de maneira linear ( $p=1$ ) ou brusca ( $p>10$ ). Assim, adota-se a potência igual a 2 para o cálculo dos ponderadores, e por isso, o método é conhecido como Inverso do Quadrado da Distância ou IQD.



## 2.2 Teores para depósitos polimetálicos

Um ponto importante relativo a depósitos polimetálicos de ouro é relacionado a convenção a ser aplicada para teores de corte. Em alguns algoritmos de planejamento de lavra, adota-se o conceito de teor equivalente, onde todos os teores de elementos de interesse devem ser convertidos para um elemento único, geralmente o de maior valor agregado (o ouro). A fórmula adaptada de Raponi et al. (2023) é mostrada na equação (2).

$$Au_{Eq} = t_{Au} \cdot Rec_{Au} + \sum_{i=1}^n c_i \cdot F_i \cdot t_i \cdot Rec_i \quad (2)$$

Onde:  $Au_{Eq}$  é o teor de ouro equivalente (ppm);  $t_{Au}$  é o teor de ouro do bloco;  $Rec_{Au}$  é a recuperação de ouro do bloco;  $i$  é o elemento ou mineral de interesse;  $n$  é o número de diferentes elementos ou minerais considerados no cálculo;  $c_i$  é um fator multiplicativo relacionado as unidades de teores em relação ao teor de referência. Por exemplo, assume-se 10.000 caso o teor seja dado em porcentagem e 1 caso ppm (g/t);  $F_i$  = Fator quociente entre o preço da *commodity*  $i$  e o preço do ouro;  $t_i$  é o teor do elemento ou mineral  $i$ ;  $Rec_i$  é a recuperação do elemento ou mineral  $i$ .

## 2.3 Geometalurgia

Segundo Schneider (2014), a geometalurgia é um termo usado para descrever uma abordagem relativamente nova empregada no planejamento de empreendimentos mineiros. Pode-se dizer que a geometalurgia é uma prática do século XXI, com muitas publicações sobre o tema surgindo logo após a virada deste século. Baseado em Gutzmer et al. (2010) e Frenzel et al (2023) observa-se que geometalurgia visa aumentar a eficiência e a sustentabilidade da extração e beneficiamento mineral, preenchendo as lacunas existentes entre as geociências, a mineração, o processamento e o beneficiamento mineral. Também visa melhorar o conhecimento de um depósito mineral através do desenvolvimento de métodos para medir parâmetros importantes para o processamento (Lund e Lamberg, 2014).

Conforme Tungpalan et al. (2021), existem várias abordagens para conduzir um programa geometalúrgico. Na maioria das vezes, este é orientado por seu objetivo e pelo estágio do projeto ou operação. A abordagem geometalúrgica permite um planejamento de mina mais eficaz, design mais assertivo dos processos e melhor controle operacional, permitindo maior controle que acabará por reduzir o risco no desenvolvimento dos projetos (Batterham et al., 1992; Baumgartner et al., 2011; Boisvert et al., 2013; Dobby et al., 2004; Dunham et al., 2011; Harbort et al., 2011; Keeney and Walters, 2011; Leichter et al., 2011; Macmillan et al., 2011; Williams and Richardson, 2004 e vários outros).

Tradicionalmente os modelos de blocos englobam informações referentes aos teores dos elementos de interesse, densidades e informações espaciais. Já no modelo de blocos geometalúrgico, são incluídas outras informações pertinentes referentes as características do minério (Schneider, 2014), como  $A^*b$ , Bond Work Index (BWI),



rendimento, recuperação, dentre outras, que devem ser correlacionadas com suas propriedades. (Lishchuk et al., 2019).

## 2.4 Variáveis aditivas e não aditivas

Conforme Moreira, Santos Jr. e Mazzinghy (2022), os modelos de blocos englobam informações referentes aos teores dos elementos ou minerais de interesse, densidades e informações espaciais, já tratados, que tem como característica lidar bem com variáveis aditivas, que são aquelas que podem ser calculadas via médias ponderadas para estimar misturas.

Já no modelo de blocos geometalúrgico, são incluídas outras informações pertinentes referentes as características do minério como  $A^*b$ , BWI, *Abrasion Index* ( $A_i$ ), rendimento e recuperação, teores específicos, dentre outras, que devem ser obtidas via realização de testes para alguns blocos ou amostras e geralmente são extrapoladas via funções de transformação para os demais blocos do depósito. No trabalho de Campos et al. (2019) é apresentado um exemplo de variável não aditiva, que é o BWI, nota-se que para diferentes *blends* de litologias, os valores obtidos via testes não coincidem com os valores teóricos esperados via cálculo considerando *blends* de litologias. Observa-se que geralmente o BWI de amostras de *blends* de rochas tem tendência a se aproximar mais dos valores obtidos para a rocha mais competente dentro da mistura, pois as partículas mais competentes protegem as partículas mais friáveis na medida em que as partículas maiores na mistura serão preferencialmente partículas da fase mais competente.

## 2.5 Índices de cominuição e cálculo de energia específica

Conforme apresentado por Morrell (2004), o método Steve Morrell *Comminution* (SMC) realiza a estimativa da energia específica de um circuito de cominuição através dos índices de cominuição obtidos como resultados dos ensaios de *Drop Weight Test* (DWT) e de BWI.

### 2.5.1 Parâmetros SMC

Baseado em Morrell (2004) o SMC *Test*<sup>®</sup> usa fragmentos de rocha britada ou partículas oriundas do corte de amostras de furos de sondagem (método “*Cut-Core*”). As partículas escolhidas são quebradas usando uma faixa rigorosamente controlada de energias de impacto. Os equipamentos utilizados para realização destes testes incluem o *JK Drop Weight Tester* e tecnologias alternativas como, por exemplo, o *Hardness Index Tester* (HIT) e o *Geopyörä Breakage Test*. Os dados brutos de quebra nessas faixas de energias são processados e geram os parâmetros de competência (tenacidade) do minério, no caso o índice  $A^*b$ . Outros valores são calculados com base nos resultados dos ensaios SMC e BWI, como o *Drop Weight Index* (DWI), Mia (parâmetro que descreve moagem de material grosseiro em moinhos rotativos), Mib (parâmetro que descreve moagem de material fino em moinhos rotativos), Mic (parâmetro que descreve redução



de tamanho em circuitos de britagem) e Mih (parâmetro que descreve redução de tamanho em circuitos de prensa de rolos). Tais valores têm bons índices de correlação com os parâmetros  $A^*b$  e BWI e também podem ser obtidos via curvas de correlação oriundas de bancos de dados extensos com bons índices de ajuste, conforme apresentado por Doll (2021).

### 2.5.2 Bond Work Index (BWI)

Conforme Bond (1959) verifica-se que o ensaio de BWI é realizado sob condições padrão bem estabelecidas conforme listado a seguir: amostra seca, com 700 ml de volume e *top size* de 3,35 mm; uso de moinho padronizado, com dimensões 305 x 305 mm, velocidade padrão de 70 rpm (91,4%); carga de bolas com 285 esferas de aço, seguindo uma distribuição de tamanhos padrão; obtenção de carga circulante estabilizada de 250%.

Ainda segundo Bond (1959), o BWI para moinhos de bolas é calculado pela equação (3):

$$BWI = \frac{44,5}{Am^{0,23} \cdot Mob^{0,82} \cdot \left( \frac{10}{\sqrt{P_{80}}} - \frac{10}{\sqrt{A_{80}}} \right)} \cdot 1,102 \quad (3)$$

Onde: BWI é o índice de trabalho para moagem em moinho de bolas (kWh/t);  $Am$  é a abertura ( $\mu\text{m}$ ) da malha de classificação do ensaio;  $P_{80}$  é a abertura ( $\mu\text{m}$ ) da peneira pela qual passam 80% da massa dos produtos;  $A_{80}$  é a abertura ( $\mu\text{m}$ ) da peneira pela qual passam 80% da massa da alimentação;  $Mob$  = média dos três últimos valores do índice de moabilidade no estado de equilíbrio (g/rev); 1,102 = fator de conversão de tonelada curta para tonelada métrica.

### 2.6 Cálculo de energia específica de cominuição e taxa de produtividade

Conforme Morrell (2004), os parâmetros produzidos nos ensaios são aplicados nas equações do método SMC desenvolvidas com base em extenso banco de dados, relacionando os parâmetros  $Mia$ ,  $Mib$ ,  $Mic$  e  $Mih$ , com a energia específica de moagem.

Para moinhos tubulares, os índices  $Mia$  e  $Mib$  descrevem as energias específicas de quebra do minério nas frações grossas ( $P_{80} > 750 \mu\text{m}$ ) e finas ( $P_{80} < 750 \mu\text{m}$ ), respectivamente.

As energias específicas do circuito de moagem das frações grossa e fina ( $W_a$  e  $W_b$ ) são calculadas conforme equações (4) e (5).

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

Onde:  $Mia$ : índice de trabalho da fração grossa de minério;  $F_{80}$ : fração 80% passante na alimentação nova do circuito de moagem, em  $\mu\text{m}$ ;  $K_1$ : Fator de eficiência da moagem de *pebbles*, sendo 0,95 quando há recirculação de *pebbles* e 1 quando não há recirculação de *pebbles*.



$$W_b = 4Mib(P_{80}^{-(0,295+P_{80}/10^6)} - 750^{-(0,295+750/10^6)}) \quad (5)$$

Onde:  $Mib$ : Índice de trabalho da fração fina de minério, calculado a partir do BWI, em kWh/t e;  $P_{80}$ : Fração 80% passante na alimentação nova circuito de moagem, em  $\mu\text{m}$ .

Conforme Morrell (2004), para circuitos com moinho SAG e moinho de bolas, as equações de Morrell definem a energia específica de moagem ( $W$ ) pela soma da energia específica de moagem para a fração grossa do minério ( $P_{80} > 750\mu\text{m}$ ), ou  $W_a$  com a energia específica de moagem para a fração fina ( $P_{80} < 750\mu\text{m}$ ), ou  $W_b$ .

## 2.7 Índices metalúrgicos

Índices metalúrgicos são relacionados à performance das etapas de concentração do mineral ou elemento de interesse dentro de um processo. Em geometalurgia de depósitos minerais, os índices de performance mais utilizados são relativos ao rendimento (principalmente quando o modelamento tem como objetivo a previsibilidade de volumes de produção da usina considerando a lavra de um bloco específico) e a recuperação, que é relativo à recuperação do elemento ou mineral de interesse. Outros valores como teores de concentrado final, teores específicos de contaminantes também podem ser obtidos.

## 2.8 Principais resultados em um modelamento geometalúrgico

### 2.8.1 Produtividade e tempo de processamento do bloco

A produtividade da usina de beneficiamento (t/h) é mapeada para cada bloco a ser lavrado. Tal índice é importante, pois as restrições de capacidade existentes na usina devem ser respeitadas. Tal produtividade é calculada conforme apresentado na equação (6).

$$P_{Bloco} = \frac{P}{E} \quad (6)$$

Onde:  $P_{bloco}$  é a produtividade do bloco na planta (t/h);  $P$  é a potência dos moinhos do circuito de cominuição (kW);  $E$  é a energia específica de cominuição do minério (kWh/t).

Já o tempo de processamento do bloco é calculado conforme equação (7). Este tempo é importante para o sequenciamento de lavra, tendo em vista que o somatório dos tempos dos blocos planejados para processamento deve ser próximo do volume de horas operacionais anuais da usina em cada ano previsto.

$$T_{Bloco} = \frac{M_{Bloco}}{P_{Bloco}} \quad (7)$$

Onde:  $T_{bloco}$  é tempo de processamento do bloco na moagem (h);  $M_{bloco}$  é a massa total do bloco a ser processado (t);  $P_{bloco}$  é a produtividade do bloco na usina (t/h).



### 2.8.2 Performance metalúrgica

Performance metalúrgica de cada bloco, representado pelos cálculos de rendimento e recuperação, e produções de metal ou mineral de interesse. Estes índices são essenciais para o planejamento de produção do complexo minerário.

### 2.8.3 Receitas

As receitas são calculadas por bloco, com base na produção prevista e valores de venda das *commodities* (custo de venda), conforme apresentado na equação (8).

$$R_i = M_i \cdot P_{unit} \quad (8)$$

Onde:  $R_i$  é a receita projetada no bloco  $i$  para um produto específico (\$);  $M_i$  é a massa de produto  $i$  gerada no bloco (t), e;  $P_{unit}$  é o preço unitário do produto (\$/t).

### 2.8.4 Custos Operacionais

Custos operacionais relacionados as atividades de mina, energia, processamento dos materiais e demais componentes de custo. Geralmente existe a disposição custos específicos por tonelada de minério movimentado, relacionados a cada item que compõe o custo operacional de um empreendimento mineiro. Cada item de custo é calculado conforme equação (9).

$$C_j = M_{bloco} \cdot C_{esp} \quad (9)$$

Onde:  $C_j$  é a custo do bloco em relação a um item específico, como mina, energia, usina, transporte, penalidades e outros (\$);  $M_{bloco}$  é a massa do bloco (t), e;  $C_{esp}$  é o custo específico relacionado a um item específico de custo operacional (\$/t).

### 2.8.5 Valor do bloco

O valor real do bloco consiste na diferença entre receitas e despesas do bloco, conforme apresentado na equação (10).

$$V_x = \sum_{i=1}^n R_i - \sum_{j=1}^m C_j \quad (10)$$

Onde:  $n$  é o número de produtos geradores de receita previstos no projeto, que varia dependendo do grau de desenvolvimento do depósito mineral;  $m$  é o número de itens diferentes de custo existentes na análise;  $R_i$  é a receita projetada no bloco para um produto específico  $i$  (\$);  $C_j$  é o custo do bloco em relação a um item específico  $j$  (\$).

## 2.9 Planejamento de Lavra e Sequenciamento de Blocos

Baseado em Whittle et al (2005), o planejamento de mina consiste das atividades de definição do sequenciamento de lavra visando a maximização do valor presente





líquido (VPL) do depósito, respeitando todas as restrições operacionais do complexo minerário, principalmente relacionadas a mina, as instalações de beneficiamento, o sequenciamento de disposição dos rejeitos e a logística dos produtos gerados.

Conforme Elkington e Durham (2011) algoritmos utilizados no planejamento de mina são os algoritmos de Lersch & Grossman, que é o mais tradicional e comumente utilizado nas minerações, e DBS (sequenciamento direto de blocos), que tem seu uso crescendo no mercado. O método de Lersch & Grossman trabalha com as premissas (teor de corte, preço fixo de commodity, e otimização de processo fragmentada) para a definição da cava ótima que podem reduzir o VPL (valor presente líquido) da cava planejada. Já o método de sequenciamento direto de blocos permite a obtenção da cava ótima e do sequenciamento de lavra em um único estágio, com possibilidade de trabalhar com estoques de minério e estéril e com possibilidade de adoção de restrições geométricas ao contorno da cava. Tal flexibilidade só é possível devido aos avanços tecnológicos recentes, que permitiram robustez de processamento para execução do algoritmo.

## **2.10 Mining Math**

Baseado em Bartsch (2022), o *MiningMath*, desenvolvido em 2010, é um *software* de planejamento de lavra que oferece o método *Direct Block Scheduling* (DBS) empregando uma abordagem de otimização global em seu algoritmo. O modelo de blocos e dados de entrada como condições limites de contorno de cava e restrições de produtividade são essenciais para a boa operação da ferramenta. O *software* baseia-se no cálculo de quantidades de material e metal a partir do tamanho do bloco (armazenado externamente a partir dos registros do modelo de blocos) e da densidade armazenada em cada um (ou global, caso o depósito seja homogêneo). Ao se atribuir valores financeiros aos blocos, o algoritmo do *software* realiza a otimização do sequenciamento de lavra visando à obtenção do VPL máximo para o depósito em estudo.

## **3 METODOLOGIA**

### **3.1 Abordagens geometalúrgica e Abordagem convencional**

Para o desenvolvimento deste trabalho, consideraremos como abordagem geometalúrgica a aplicação dos seguintes itens ao sequenciamento de lavra:

- Além da capacidade da usina, os parâmetros de processo também são adotados como condições limite para definição do sequenciamento de lavra, como o tempo de processamento dos blocos;
- Os custos são diferenciados para cada bloco, como por exemplo, custos de energia e consumíveis. Isto faz com que os custos dos blocos apresentem variações mais significativas e realistas.

Na abordagem convencional, consideramos que:



- A capacidade da usina é a única condição limite adotada no sequenciamento de lavra;
- Trabalha-se com custos médios iguais para todos os blocos, logo o único fator responsável pela variação dos preços dos blocos é o teor dos metais de interesse e as recuperações.

Os seguintes itens foram analisados de forma igual para as duas abordagens:

- Modelo de blocos;
- Curvas de recuperação de cobre, ouro e prata;
- Custos de Mina e Estéril;
- Demais custos operacionais, exceto energia.

### **3.2 Dados de entrada - Furos de sondagem, análises químicas, resultados de ensaios e custos específicos**

Todas as informações de entrada necessárias para o desenvolvimento do estudo são oriundas do relatório NI 43-101 de referência (Raponi et al., 2023). Todas as informações utilizadas são conforme capítulos listados abaixo:

- Foram utilizados 145 Furos de Sonda, de comprimentos entre 50,4 e 252,5 metros, conforme capítulo 10 – *Drilling*;
- Foram analisadas quimicamente 338 amostras de trechos de furos de sonda para cobre, ouro e prata, com comprimentos variando entre 0,4 e 94 metros, conforme capítulo 11 - *Sample Preparation, Analyses and Security*;
- Resultados de ensaios para 13 amostras de furos de sonda representativos das diversas regiões do depósito. Todas as 13 amostras foram testadas em ensaios de concentração (flotação, meio denso, gravimetria e ensaios de rota completa). Oito destas amostras foram testadas para índices de cominuição, no caso A\*b e BWI, conforme capítulo 13 – *Mineral Processing and Metallurgical Testing*;
- Valores de custos operacionais específicos, e valores de *commodities*, conforme apresentado nos capítulos 21 – *Capital and Operating Costs* e 22 – *Economic Analysis*.

Considerando que todas as informações aqui utilizadas para o desenvolvimento do trabalho são públicas, e em nenhum momento este trabalho foca em analisar os resultados de testes realizados em termos de execução e qualidade. Adota-se a premissa de que todos os ensaios realizados e resultados reportados estão em conformidade com as melhores práticas em termos de procedimentos e equipamentos. O foco deste estudo é aplicar a abordagem geometalúrgica para o depósito em estudo e comparar seus resultados com os da abordagem convencional.

Na tabela 1 são mostrados os principais dados de entrada para cálculos de custos e receitas que foram adotados nos cálculos de valor real dos blocos.

**Tabela 1: Dados de entrada de custos.**

Item	Unidade	Geometalurgia	Convencional
Custo específico de mina - ROM	USD/t	3,13	
Custo específico de mina - Estéril	USD/t	2,80	
Custo de energia - Médio	USD/kW	0,115	-
Custo de processo	USD/t	10,95	11,95
Preço de venda – Ouro	USD/g	53,05	
Preço de venda – Cobre	USD/t	7.914,59	
Preço de venda – Prata	USD/g	0,69	

Na tabela 2, são mostradas as restrições operacionais para o sequenciamento de lavra. Limites de teores de alimentação, ângulo de taludes, taxa de desconto, massas movidas anuais e horas de processamento anuais são conforme projeto original. Taxa de avanço vertical anual é uma premissa adotada no estudo.

**Tabela 2: Dados de entrada do sequenciamento.**

Item	Unidade	Geometalurgia	Convencional
Teor Au Eq. na alimentação da usina	Ppm	0,3 a 1,5	
Ângulo dos taludes	°	48	
Máximo avanço vertical anual	M	60	
Taxa de desconto	%	5	
Massa total movida anual – máxima	Mtpa	15	
Massa de ROM anual – máxima	Mtpa	2,5	
Horas de processamento anual	h	8.052,2	-

### 3.3 Ferramentas utilizadas para realização do estudo

As ferramentas utilizadas para cada atividade do estudo foram:

- Microsoft Excel, para a realização de todos os cálculos;
- *MiningMath*, para o desenvolvimento do planejamento de lavra do depósito considerando as abordagens convencional e geometalúrgica através do algoritmo DBS.

### 3.4 Produtos do Estudo

#### 3.4.1 Modelo de blocos

O modelo de blocos utilizado para o desenvolvimento dos trabalhos foi gerado com base nas informações de furos de sondagem (collar, survey e assay) previamente mencionados.



Os teores de cobre, ouro e prata foram estimados bloco a bloco via método IQD, já as Recuperações de cobre, ouro e prata, e índices de cominuição  $A^*b$  e BWI foram estimadas nos blocos via curvas de correlação com os teores e recuperações. Os blocos adotados para este estudo têm dimensões 15 x 15 x 15 metros.

### **3.4.2 Estudos de correlações e cálculos dos valores para os blocos**

As variáveis mapeadas para todos os blocos do modelo são os teores de cobre, ouro e prata. Curvas de correlação do modelamento geometalúrgico foram utilizadas para cálculo dos variáveis teores de enxofre, recuperação de cobre, recuperação de ouro, recuperação de prata,  $A^*b$  e BWI tendo como variáveis primárias os teores já existentes em cada bloco. Foram adotadas curvas de correlação matemática entre variáveis cujos valores de  $R^2$  foram os mais altos possíveis, adotando-se 0,5 com o valor mínimo, com o intuito de garantir robustez ao modelamento. Tal consideração foi baseada nos trabalhos de Sepúlveda et al. (2016), Vieira e Costa (2016), entre outros, onde coeficientes  $R^2$  em torno de 0,5 foram considerados razoáveis para modelamentos geometalúrgicos.

### **3.4.3 Cálculos de Energia Específica e produtividade**

O cálculo de energia específica de moagem foi realizado com base na metodologia *Steve Morrell Comminution*, apresentada na seção 2.6. A energia específica de cada bloco foi calculada a partir das variáveis  $A^*b$  e BWI, que foram obtidas com base nas correlações com teores e recuperações, e premissas de  $A_{80}$  e  $P_{80}$  utilizados no projeto original da usina.

### **3.4.4 Modelo de blocos geometalúrgico e definição dos valores dos blocos**

Para o modelo de blocos geometalúrgico, os valores reais dos blocos foram calculados conforme equações apresentadas na seção 2.8.

### **3.4.5 Sequenciamentos de Lavra com abordagens geometalúrgica e convencional**

O sequenciamento de lavra considerando as duas abordagens foi realizado através de sequenciamento direto de blocos (DBS). Conforme Mata et al. (2022), os possíveis destinos dos blocos são definidos via algoritmos do software, dependendo dos valores econômicos dos blocos, seja planta de processamento, pilha de estoque ou pilha de estéril. Para definição do sequenciamento são estabelecidas condições geométricas limites para o contorno e profundidade da cava para ambos os cenários. No entanto, não foram avaliados neste trabalho questões de contornos e acessos de mina, parte geotécnica e de infraestrutura. A intenção é comparar os resultados considerando as duas abordagens, nas mesmas condições de contorno apresentadas na tabela 2.

Com os resultados dos sequenciamentos dos blocos, é possível levantar ano a ano para cada uma das abordagens os itens (1) Massa alimentada na usina, (2) Movimentação total de material, (3) Teor de Ouro equivalente na alimentação, (4) Horas de processamento dos blocos, (5) Produção de ouro equivalente e (6) VPL simples e acumulado.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Modelo de Blocos

O modelo de blocos utilizado foi baseado nos dados apresentados na seção 3.1. O modelo de blocos gerado via IQD conta com 263.595 blocos de dimensões 15 x 15 x 15 metros. O modelo é mostrado na figura 1, de forma simplificada, identificando o que é minério e o que é estéril com base no teor de corte do estudo original, que foi de 0,3 ppm de ouro equivalente.

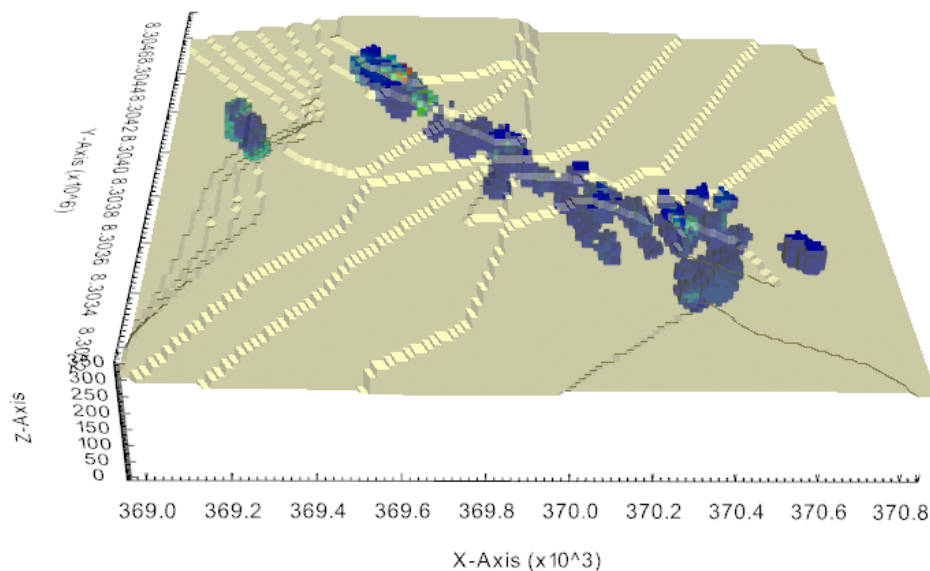


Figura 1: Modelo de Blocos com segmentação dos blocos de minério (blocos escuros).

### 4.2 Modelamentos geometalúrgicos

As correlações geometalúrgicas obtidas e utilizadas no estudo são mostradas na figura 2. No geral, foram obtidas equações com bons índices  $R^2$ , sendo as melhores correlações obtidas para as equações de teor de enxofre e índices de cominuição  $A^*b$  e  $BWI$ , que ficaram acima de 0,80.

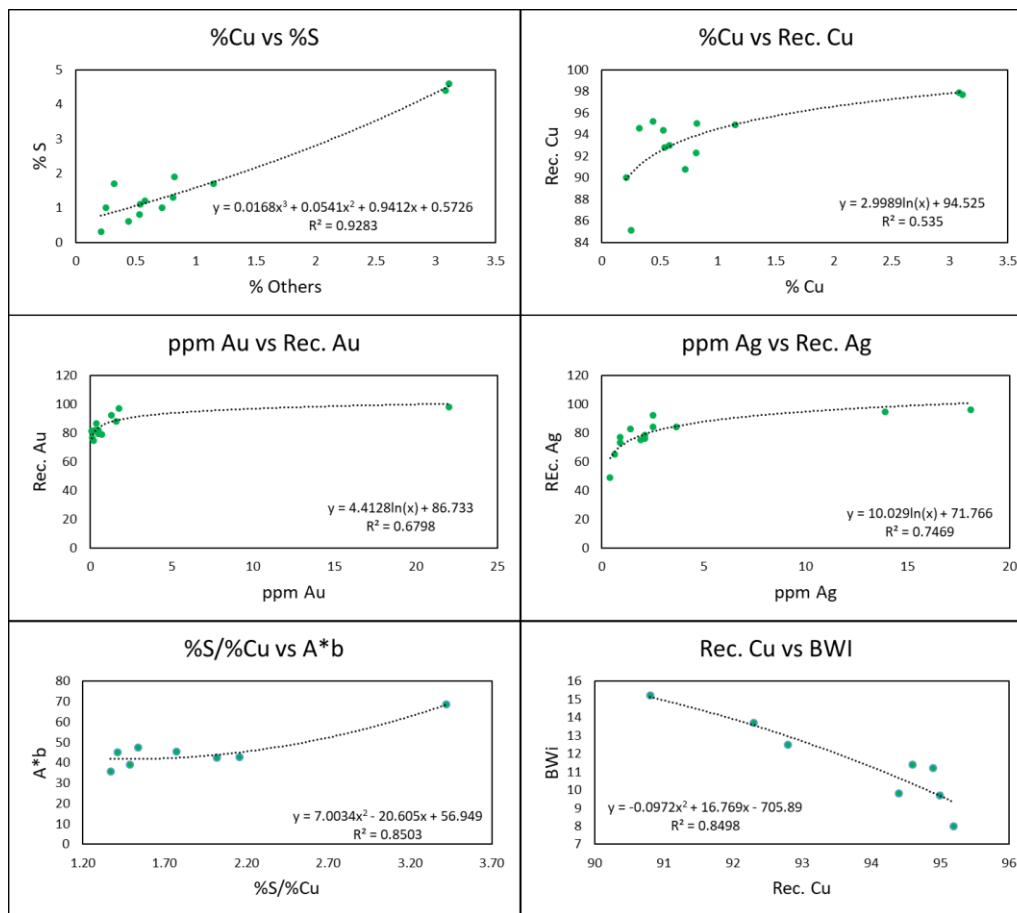
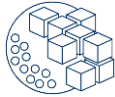


Figura 2: Modelamentos geometalúrgicos.

### 4.3 Comparativo de resultados – Abordagem geometalúrgica versus Abordagem convencional

Os principais resultados obtidos são mostrados nas figuras 3, 4, 5 e 6. Na figura 3 a curva de projeção de movimentação de massa por geometalurgia apresentou um comportamento menos errático no tempo (pico de transporte no ano 9) em comparação com a abordagem convencional (picos de transporte nos anos 6, 9 e 15). Para ambas as situações, a capacidade de alimentação de usina de 2,5 Mtpa (milhões de toneladas por ano) foi atingida em todos os 19 anos de operação. Para ambos os casos a frota originalmente dimensionada no projeto consegue realizar as operações conforme planejado, já que o cenário de projeto previsto conta com capacidade de movimentação de até 15 Mtpa.

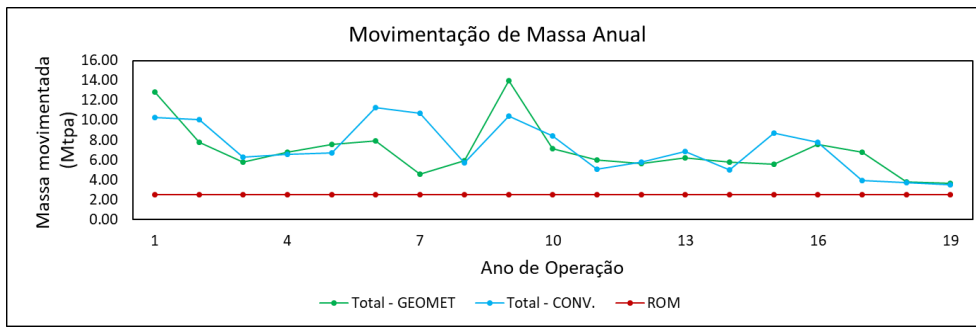


Figura 3: Comparativo de movimentação de massa anual.

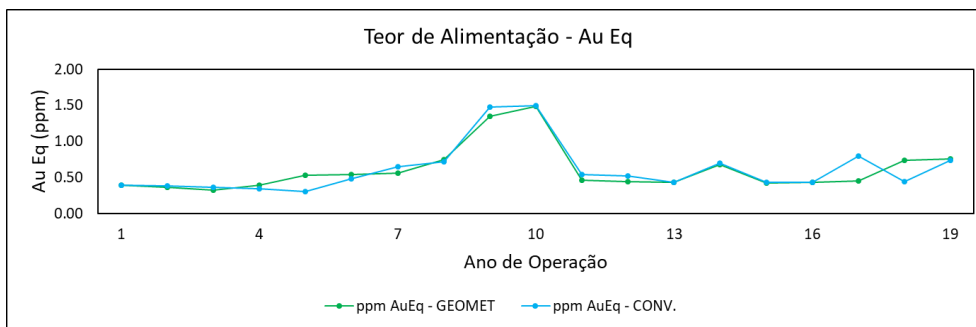


Figura 4: Comparativo de teor de Ouro equivalente no ROM.

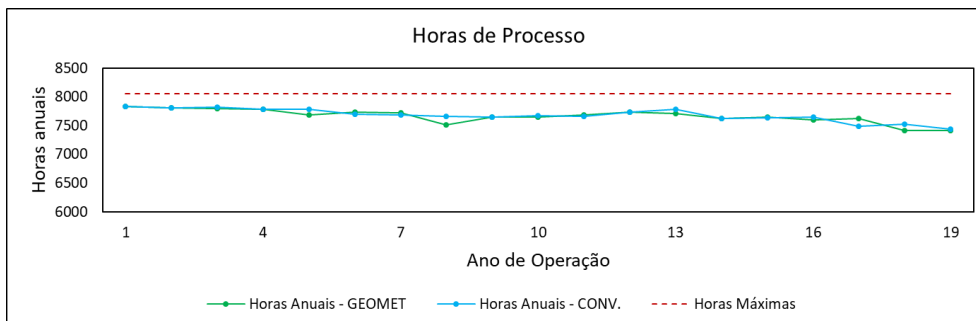


Figura 5: Comparativo de Horas de Processo dos Blocos.

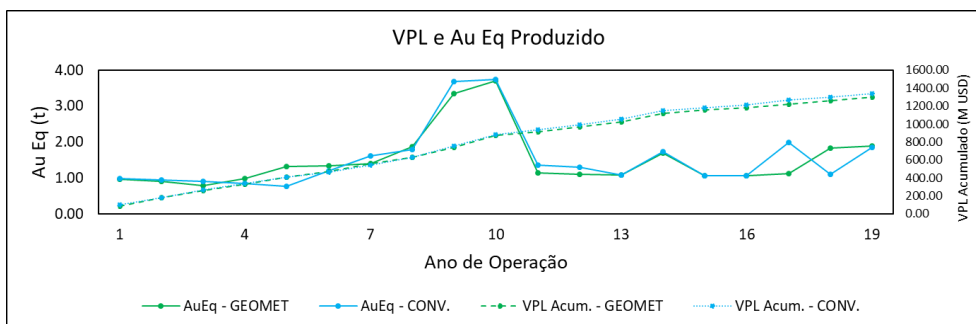


Figura 6: Comparativo de VPL Acumulado e Ouro equivalente produzido.





Na figura 4 observa-se que os teores de ouro equivalente na alimentação foram similares entre as duas abordagens, com pequenas diferenças prevalecendo para cada uma das abordagens dependendo do ano. Os teores de ouro equivalente global na alimentação foram muito próximos para os dois cenários, conforme mostrado na tabela 3.

Na figura 5 verifica-se que em todo período de operação, a limitação no número de horas de processamento dos blocos foi respeitada para ambos os cenários, mesmo sem a adoção desta restrição no sequenciamento de lavra por abordagem convencional. As médias de horas trabalhadas por ano nos dois cenários ficaram muito próximas, com o cenário por abordagem convencional tendo 11 horas a mais em média por ano (mais 0,2%).

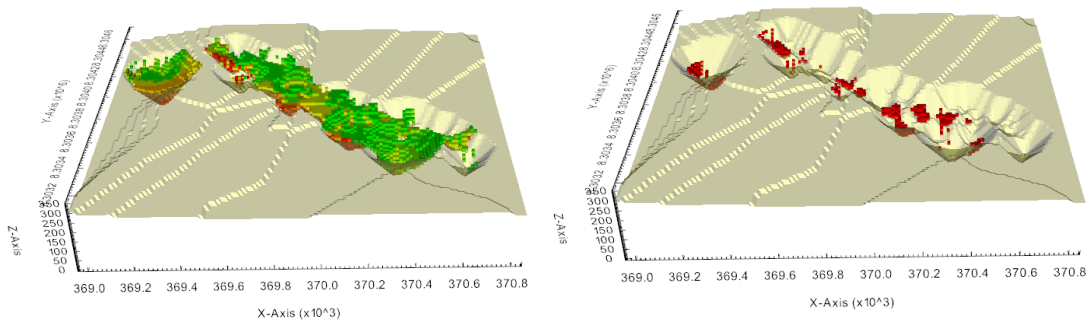
Na figura 6 verifica-se que tanto por geometalurgia quanto por abordagem convencional, que os resultados de ouro equivalente produzido e VPL ano a ano ficaram muito próximos entre os anos 1 e 11 de operação. A partir do ano 11, a curva de VPL acumulado do cenário por abordagem convencional atinge valores superiores aos obtidos no cenário por abordagem geometalúrgica. Maiores detalhes das diferenças entre os resultados de cada cenário são mostrados na tabela 3.

**Tabela 3: Resultados de cada cenário estudado.**

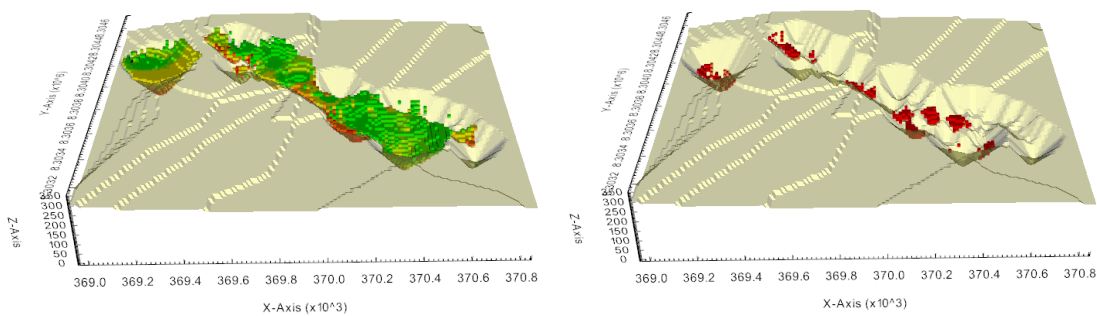
Item	Unidade	Geometalurgia	Convencional
Período Total do projeto	Anos	19	19
VPL	M USD	1.300,90	1.339,10
Teor de Alimentação – Au eq.	ppm	0,60	0,61
Alimentação total	Mt		47,36
Massa total movimentada	Mt	131,16	136,50
Relação estéril-minério	-	1,77	1,88
Produção de ouro equivalente	t	28,63	29,00
Tempo médio de processamento dos blocos	h	5.394	5.405

É possível observar que o cenário utilizando abordagem convencional teve vantagens financeiras sobre o cenário com a abordagem geometalúrgica (+ 38,20 M USD ou + 2,93%), devido principalmente ao excedente de produção de ouro (+ 0,37 toneladas, ou + 1,29%) ocasionado pelas maiores produções da usina a partir do ano 8 do sequenciamento de lavra.

Nas figuras 7 e 8, são mostrados os formatos das cavas finais obtidos para ambos os cenários estudados.



**Figura 7: Formato da mina a céu aberto obtida por abordagem geometalúrgica – Anos 10 e 19.**



**Figura 8: Formato da mina a céu aberto obtida por abordagem convencional – Anos 10 e 19.**

Observa-se pelas figuras 7 e 8 que não há diferenças significativas entre os contornos de cavas finais obtidos para as duas abordagens. A pequena diferença entre as quantidades totais de material movimentado entre os dois cenários (+ 5.34 Mt para o cenário convencional, equivalente a + 4,07%) e a não diferenciação entre as condições de geometria de lavra aplicada aos dois cenários estudados justificam tal colocação.

## 5 CONCLUSÃO

A conclusão deste trabalho específico é que pode haver situações em que não há uma diferença econômica significativa entre a abordagem convencional e a geometalúrgica, quando se considera apenas os custos de energia e o tempo de processamento dos blocos. Neste estudo, a diferença observada foi de +2,93% a favor da abordagem convencional em relação à geometalurgia. Essa diferença pode aumentar caso outras variáveis geometalúrgicas sejam incluídas nos cálculos. No entanto, o fato de que a abordagem geometalúrgica contribuiu para a viabilidade do projeto como um todo, aproximando a viabilidade financeira da realidade devido à maior densidade de informações utilizadas desde as fases iniciais do projeto, é inquestionável.

Esta etapa pode ser considerada preliminar. Para as próximas etapas deste trabalho serão realizadas tentativas de obtenção de melhores equações de correlação com a utilização de regressões lineares multivariadas, adoção de premissas mais



robustas para o cenário de aplicação da abordagem convencional, e um melhor nível de detalhamento dos custos operacionais.

## REFERÊNCIAS

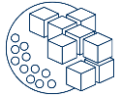
- Bartsch, K. (2022). *Selective Reblocking of Block Models for Optimisations with MiningMath Software*. *MiningMath*. Disponível em: <[https://drive.google.com/file/d/1x\\_wKBGdhWwYWxmAJ2bYu80AQQt377Kvlp/view](https://drive.google.com/file/d/1x_wKBGdhWwYWxmAJ2bYu80AQQt377Kvlp/view)>. Acesso em: 11 Jul. 2024.
- Batterham, R.J., Grant, R.M. and Moodie, J.P. (1992). A perspective on Process mineralogy and Mineral processing: Proc. The first International Conference on Modern Process Mineralogy and Mineral Processing, Beijing, China, pp. 3-12.
- Baumgartner, R., Dusci, M., Gressier, J., Trueman, A., Poos, S., Brittan, M., Mayta, P. (2011). *Building a geometallurgical model for early-stage project development- A case study from the Canahuire Epithermal Au-Cu-Ag deposit, Southern Peru*. In: Dominy, D.S. (Ed.), *The First AUSIMM International Geometallurgy Conference*, Brisbane Australia.
- Boisvert, J., Rossi, M., Ehrig, K., Deutsch, C. (2013). *Geometallurgical modelling at Olympic Dam, South Australia*. *Math. Geosci.* 45, 901–925.
- Bond, F. C. (1959). *Confirmation of the Third Theory*. San Francisco, California. AIME Annual Meeting.
- Campos, L.J.F., Silva, P.H., Mazzinghy, D.B., Tavares, L.M., Campos, P.H.A, Galéry, R. (2019, 4 Nov.) *O Índice de Trabalho de Bond para Moagem de Bolas (BWI) é Uma Variável Aditiva?* XXVIII ENTMME – 19º Encontro Nacional de Tratamento de Minérios e Metalurgia Extrativa. Belo Horizonte, Brasil.
- Dobby, G., Bennett, C., Bulled, D., Kosick, G. (2004). *Geometallurgical modelling – The new approach to plant design and production forecasting/planning, and mine/mill optimization*. Metallurgy and Petroleum, Ontario, Canada.
- Doll, A. (2021) *SMC Test parameters from A×b*. LinkedIn. Disponível em: <[https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465\\_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0](https://www.linkedin.com/posts/alex-doll-66b57465_comminution-grindability-smctest-activity-7152238024792121344-7hB0)>. Acesso em: 18 fev. 2024.
- Dunham, S., Vann, J., Coward, S., (2011). *Beyond geometallurgy – Gaining competitive advantage by exploiting the broad view of geometallurgy*. In: Dominy, D.S. (Ed.), *The First AUSIMM International Geometallurgy Conference*, Brisbane, Australia.
- Elkington, T., Durham, R. (2011) *Integrated open pit pushback selection and production capacity optimization*. *Journal of Mining Science*, 47(2): p. 177-190.
- Frenzel, M., Baumgartner, R., Tolosana-Delgado, R., & Gutzmer, J. (2023). *Geometallurgy: Present and Future*. *Elements*, 19(6), 345-351.



- Gutzmer, J., Birtel, S., Schulz, B., Boogaart, K. G. Popov, O. (2010). *Geometallurgy – Towards the sustainable utilization of mineral resources*. Colorado United States. Society of Economic Geologists.
- Harbort, G., Manfrino, A., Wright, J., (2011). *Development of the Zafranal geometallurgical model*. In: Dominy, D.S. (Ed.), The First AUSIMM International Geometallurgy Conference, Brisbane, Australia.
- Keeney, L., Walters, S. (2011). *A methodology for geometallurgical mapping and orebody modelling*. In: Dominy, D.S. (Ed.), The First AUSIMM International Geometallurgy Conference. Brisbane, Australia.
- Leichtner, S., Hunt, J., Berry, R., Keeney, L., Montoya, P., Chamberlein, V., Jahoda, R., Drews, U. (2011). *Development of a predictive geometallurgical recovery model for the La Colosa, Porphyry Gold Deposit, Colombia*. In: Dominy, D.S. (Ed.), The First AUSIMM International Geometallurgy Conference, Brisbane, Australia.
- Lishchuk V., Koch P., Ghorbani Y., Butcher A. (2019) *Towards integrated geometallurgical approach: Critical review of current practices and future trends*. Minerals Engineering, 134: p. 156-165.
- Lund, C., Lamberg, P. (2014). *Geometallurgy – A tool for better resource efficiency*. Lulea. Sweden. European Geologist 37. p. 39-43.
- Macmillan, E., Ehrig, K., Liebezeit, V., Kittler, P., Lower, C. (2011). Use of Geometallurgy to predict tailings leach acid consumption at Olympic Dam. In: Dominy, D.S. (Ed.), The First AUSIMM International Geometallurgy Conference, Brisbane Australia, pp. 93–102.
- Mata, J. F. C., Nader, A. S., Mazzinghy, D. B. (2022, 20 Jun.). Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling. *Tecnologia em Metalurgia, Materiais e Mineração*. Associação Brasileira de Minérios e Metais, p. 1-6.
- Milena, M., Vladimir, Č., & Nebojša, G. (2011). Computer Programs for Design and Modelling in Mining. *Underground Mining Engineering*, 19, 109–124.
- Moreira, A. A., Santos Jr, G. A., Mazzinghy, D. B. (2022) *Comportamento geometalúrgico dos Índices de Cominuição em Misturas de Diferentes Litologias presentes na Mina de Chapada*. In: Anais do XXIX ENTMME – Encontro Nacional de Tratamento de Minérios e Metalurgia Extrativa; 25-28 Set. 2022; Armação dos Buzios/RJ, Brasil.
- MORRELL, S. (2004). *An Alternative Energy-Size Relationship To That Proposed By Bond For The Design and Optimisation Of Grinding Circuits*. *International Journal of Mineral Processing*.
- Pereira, P. E. C. (2013). *Métodos geoestatísticos de estimativa e classificação de recursos e reservas minerais e estudo de caso de um depósito de cobre* (Trabalho de Conclusão de Curso de graduação). Universidade Federal de Goiás Campus Catalão. Catalão, Brasil.
- Raponi, T. R. Elfen, S. C. Tear, S. Batelochi, M. Keane, J. Ferreira, G. G. (2023). *Cabaçal Gold-Copper Project. NI 43-101 Technical Report and Preliminary Economic*



- Assessment. Available at [https://meridianmining.co/wp-content/uploads/2023/03/Cabacal-NI\\_43-101-Technical-Report\\_Final.pdf](https://meridianmining.co/wp-content/uploads/2023/03/Cabacal-NI_43-101-Technical-Report_Final.pdf)
- Schneider, C. (2014). *Geometalurgia, mineração de precisão e sustentabilidade*. Revista mineração & Sustentabilidade. Centro de Tecnologia Mineral (CETEM); p. 47-48.
- Sepulveda, E., Dowd, P.A., Xu, C.,<sup>1</sup> e Addo, E. (2016). *Multivariate Modelling of Geometallurgical Variables by Projection Pursuit*. Mathematical Geosciences.
- Souza, C. F. A. (2024). *Proposta de um modelo geometalúrgico de produtividade para a mina de cobre do sossego* (Monografia de Especialização). Instituto Tecnológico VALE. Parauapebas, Brasil.
- Tungpalan, K., Wightman, E., Keeney, L., Manlapig, E. (2021). *A geometallurgical approach for predicting separation performance*. Minerals Engineering, 171.
- Vieira, M. e Costa, J. F. C.L. (2016). *Geometallurgical modelling to help in predicting zinc metallurgical recovery*. 24th World Mining Congress Proceedings. Rio de Janeiro. Brazil.
- Whittle, D., Whittle, J., Wharton, C., Hall, G. (2005). *Strategic mine planning*. 8nd ed. Vancouver: Gemcom Software International Inc.
- Williams, S., Richardson, J. (2004). *Geometallurgical mapping: A new approach that reduces technical risk*. In: 36th Annual Meeting of The Canadian Mineral Processors, Canadian Institute of Mining. Metallurgy and Petroleum, Ontario, Canada.
- Yamamoto, J. K. (2001). *Avaliação e Classificação de Reservas Minerais*. Editora da Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil.



# 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

S. C. MARTINS<sup>\*1,2</sup>, P. H. A. CAMPOS<sup>2</sup>, D. B. MAZZINGHY<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET-MG)

<sup>2</sup>Universidade Federal de Minas Gerais, Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, materiais e de minas (PPGEM)  
silviaengminas@cefetmg.br\*

## RESUMO

A utilização da geometalurgia 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 geometalúrgico 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 geometalúrgicas, Variáveis não aditivas, Sequenciamento direto de blocos, Índices de cominuição.

## ABSTRACT

The use of geometallurgy 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 geometallurgy 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.





## 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 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.

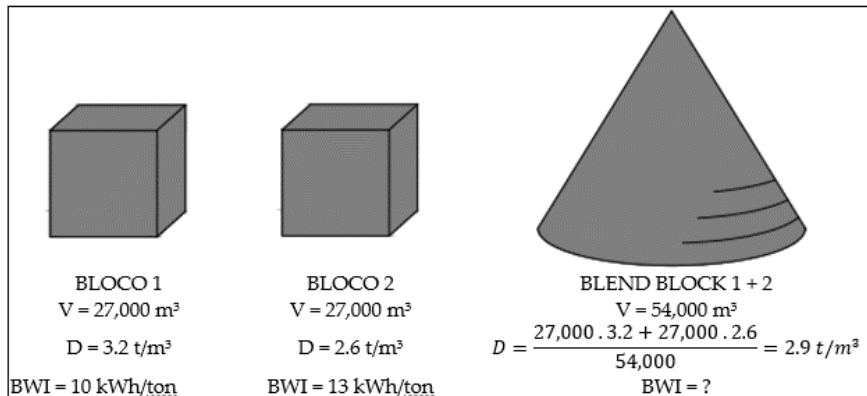


Figura 1: Exemplo mostrando a mistura de dois blocos com variável aditiva (densidade) e variável não aditiva (BWI).

Na verdade, a mistura dos dois blocos mostrados na Figura 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 2 como exemplo. Na Figura 2a é mostrado o modelo tridimensional, enquanto na Figura 2b foi feito um corte do modelo de blocos.

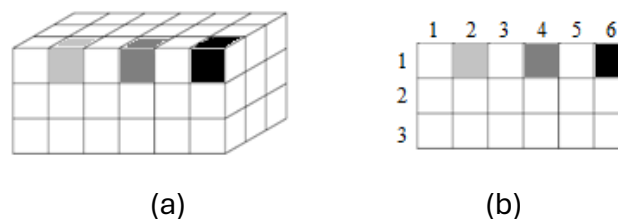


Figura 2: (a) Modelo de blocos tridimensional. (b) Seção retirada do modelo tridimensional.

Na sessão (Figura 2b) há três blocos da linha 1 destacados. Os blocos das colunas 2 e 6 contém 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 pertinentes trabalhos semelhantes.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

### 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 3 e 4 mostram a distribuição dos teores de cobre e ouro dos blocos mineralizados nesta cava, respectivamente.

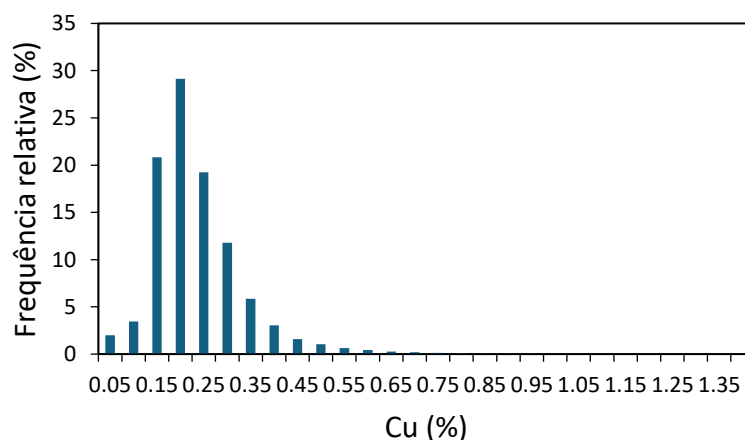


Figura 3: Histograma do teor de cobre

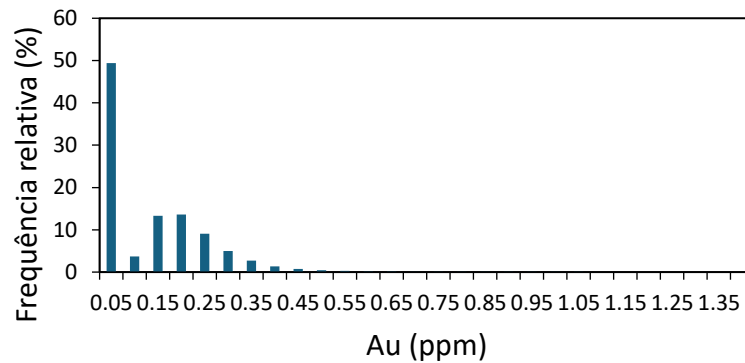


Figura 4: Histograma do teor de ouro

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.

## 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 1 e 2, respectivamente. As curvas de recuperação do cobre e do ouro são mostradas nas Figuras 5a e 5b, respectivamente.

Tabela 14: 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 15: 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

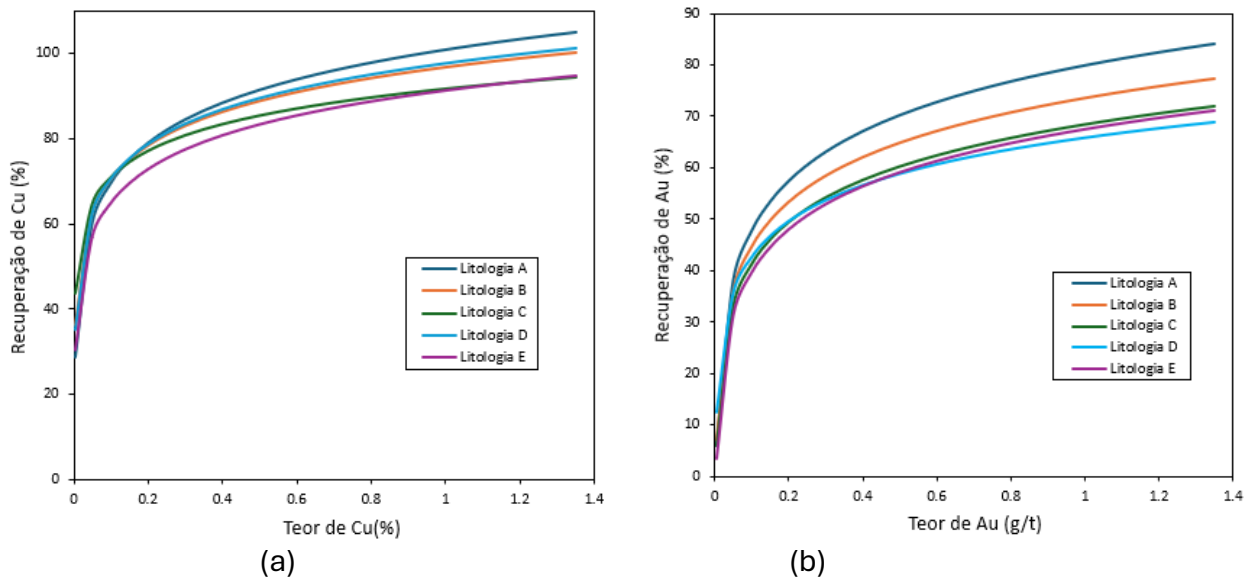


Figura 5: (a) Curvas de recuperação de cobre. (b) Curvas de recuperação de ouro.

### 2.3 Cálculo da energia específica

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

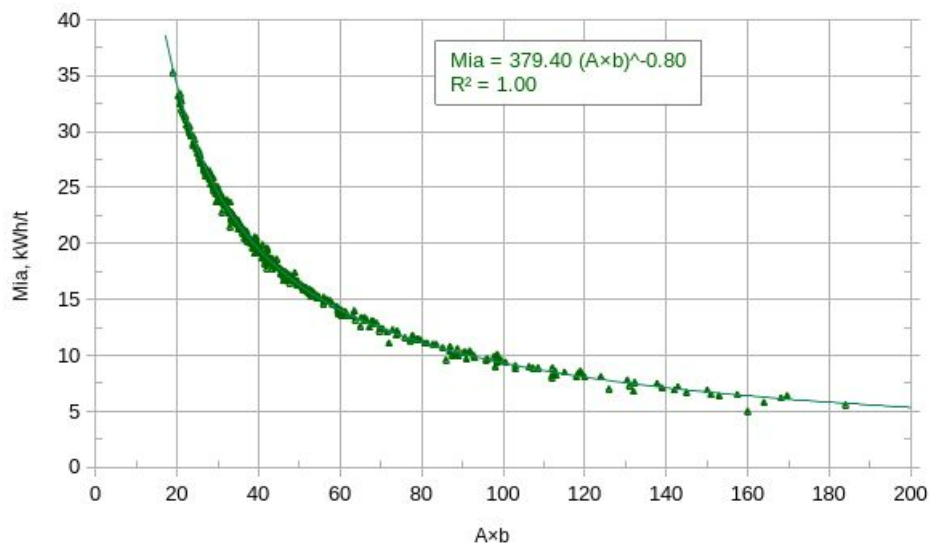


Figura 6: Relação entre *Mia* e *Axb* (Doll, 2024)

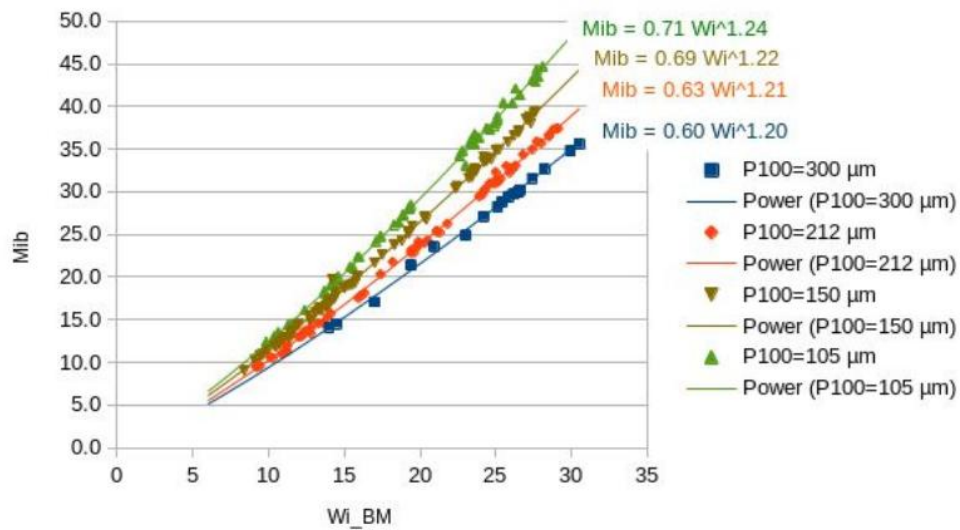


Figura 7: Relação entre  $Mib$  e  $BWI$  (Doll, 2022)

Na Figura 7 foi utilizada a Equação para  $P_{100}$  em 150 $\mu\text{m}$ , que foi a malha de controle utilizada no teste  $BWI$  e equivale a um  $P_{80}$  de 114  $\mu\text{m}$ . Porém, a mina opera com  $P_{80}$  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,  $Mib_{target}$ :  $Mib$  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  $\mu\text{m}$ ;  $P_{80ref}$ :  $P_{80}$  obtido no teste de índice de trabalho de bola do laboratório Bond, em  $\mu\text{m}$ .

Para cálculo dos valores de  $Mia$  e  $Mib$  foram utilizados  $F_{80}$  de 146.000  $\mu\text{m}$ ,  $K_1$  de 0,95 e  $P_{80}$  de 280  $\mu\text{m}$ . 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  $\text{kWh/t}$ ;  $F_{80}$ : malha em que 80% da alimentação passa ( $\mu\text{m}$ );  $K_1$ : 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 ( $\mu\text{m}$ ).

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).

## 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  $B_{WI}$  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 8a mostra o diagrama das etapas executadas na primeira abordagem.

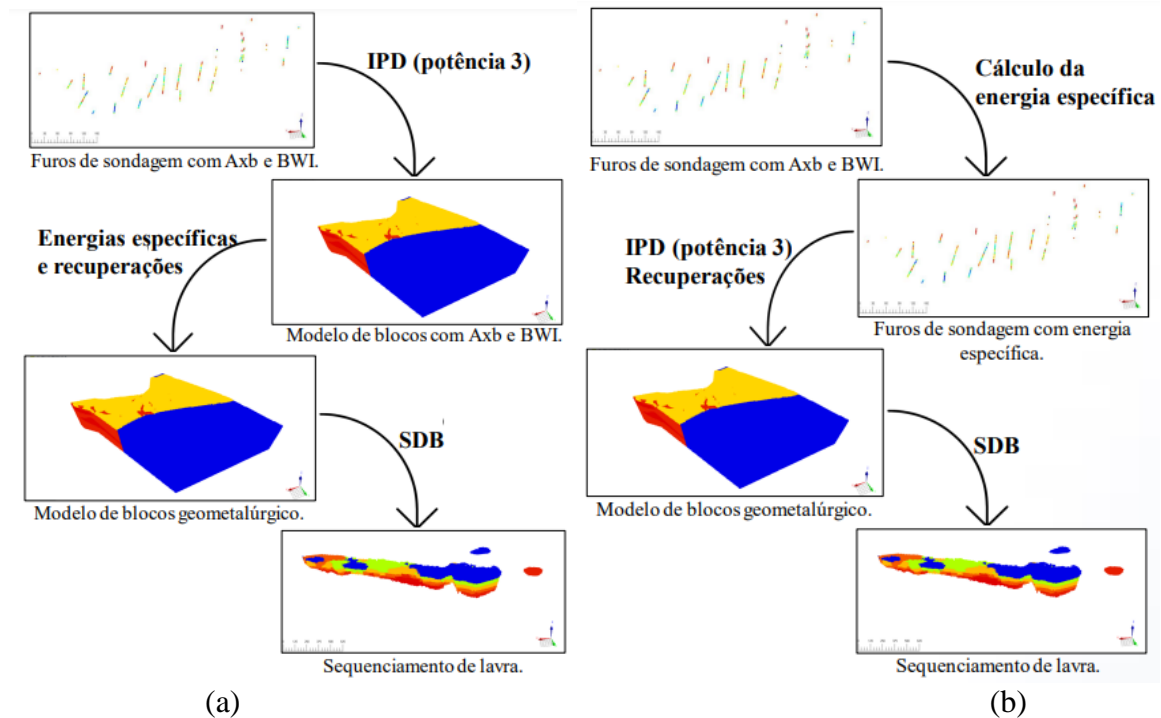


Figura 8: Diagrama das etapas realizadas. (a) Primeira abordagem. (b) Segunda abordagem.

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 8b 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.

## 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 (Revueletta & Jimeno, 1997).

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

$$VEB_{est} = -M_B \cdot C_M \quad (4)$$

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 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 4.

Tabela 16: 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 17: Parâmetros de entrada no MiningMath

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.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

#### 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 9 e 10 apresentam as distribuições de energia específica dos blocos na primeira e segunda abordagens, respectivamente.

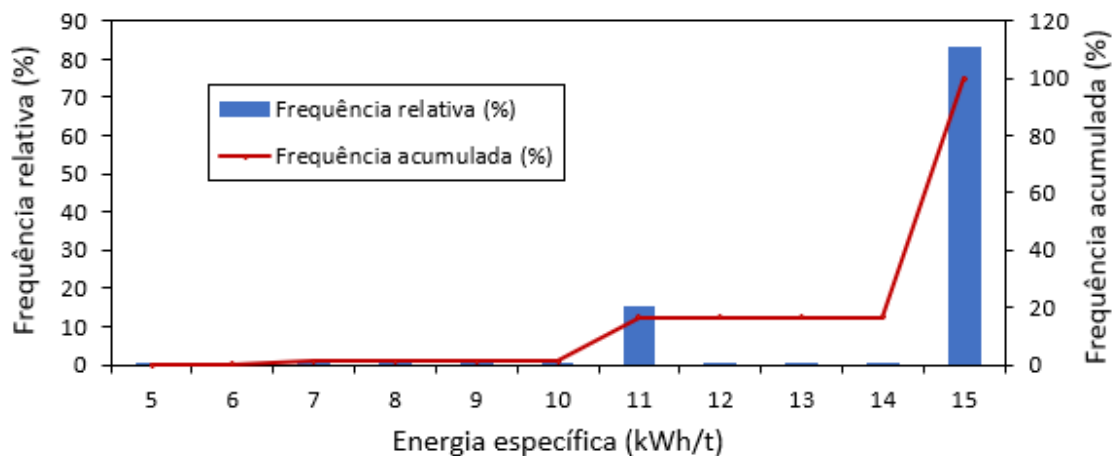


Figura 9: Histograma da energia específica dos blocos na primeira abordagem

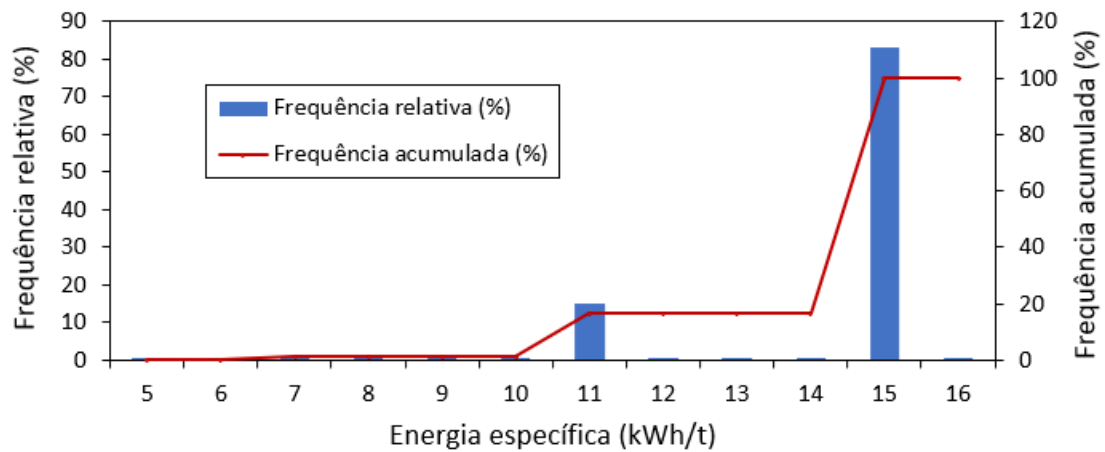


Figura 10: Histograma da energia específica dos blocos na segunda abordagem

### 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 11.

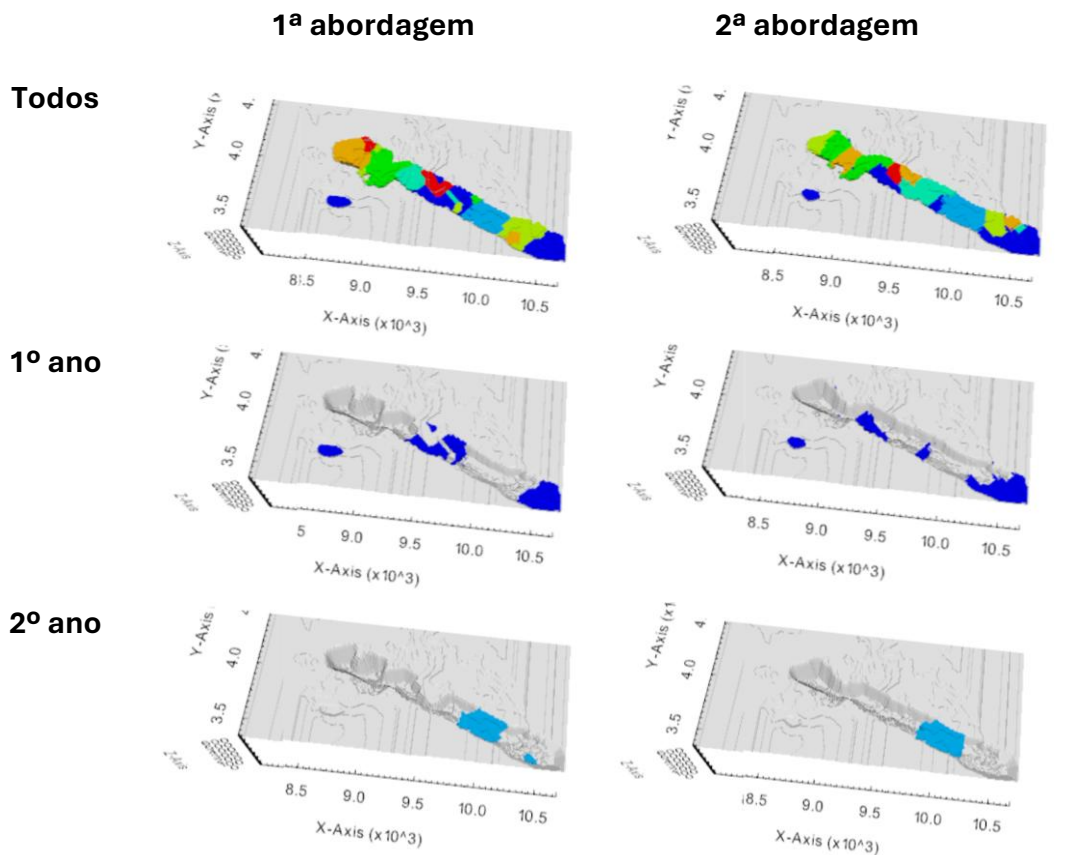


Figura 11: Extração de blocos período a período e todos os períodos.

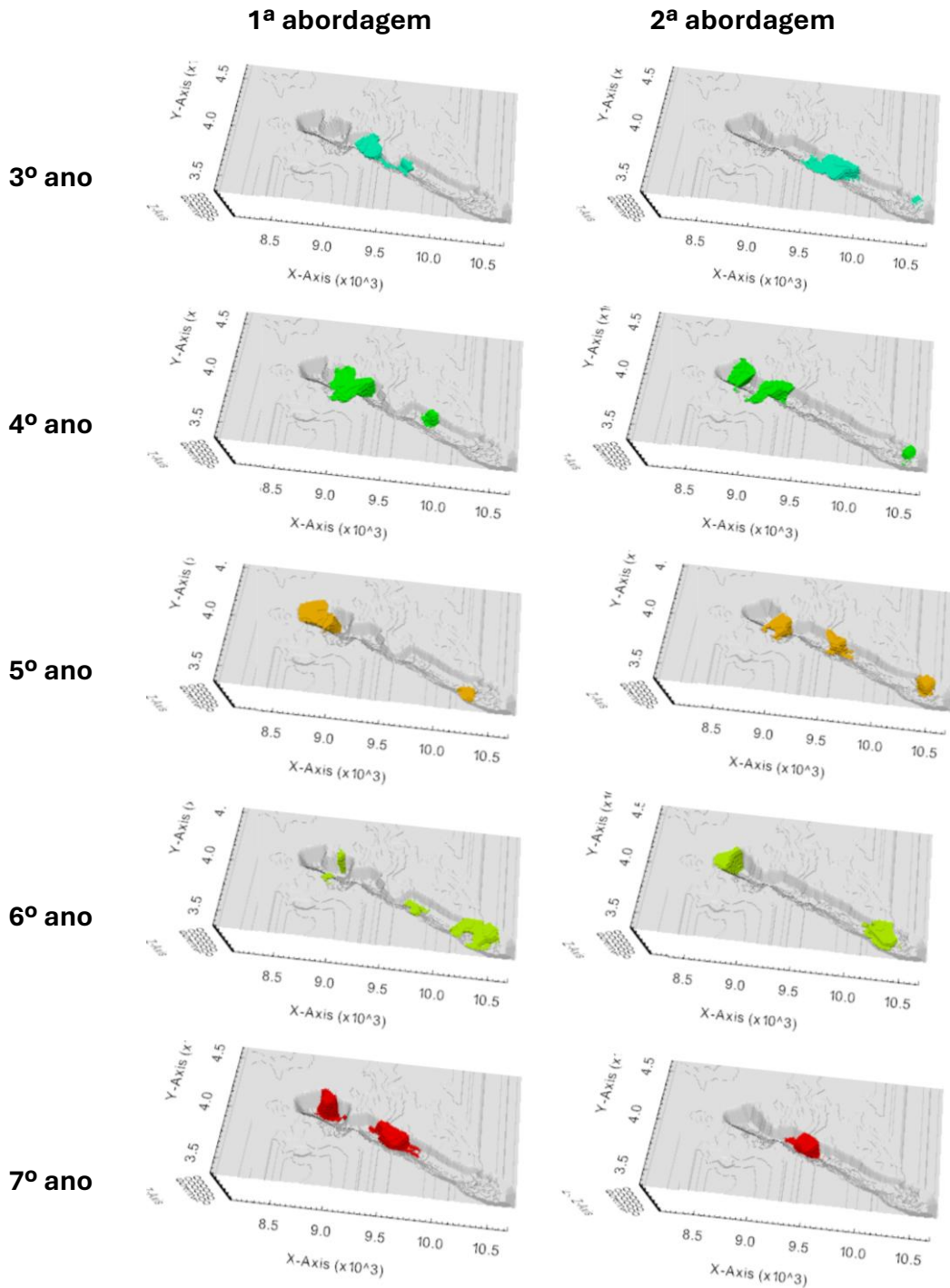
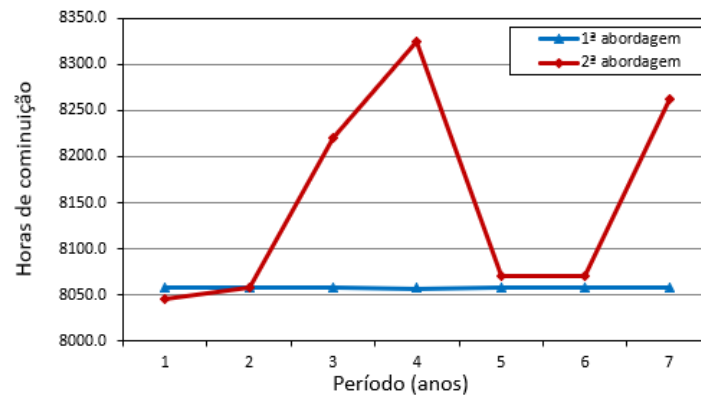


Figura 11(Continuação...): Extração de blocos período a período e todos os períodos.

A Figura 11 mostra que os resultados do sequenciamento de lava 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 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 12: Tempo anual de processamento para extração de ambos os modelos de blocos seguindo o sequenciamento da primeira abordagem mostrada na Figura 12.**

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, extraído-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 11 são apresentados na Figura 13. As massas enviadas para a usina em ambas as abordagens são mostradas na Figura 13a e o tempo anual de cominuição na usina, na Figura 13b.

Como pode ser visto na Figura 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 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.

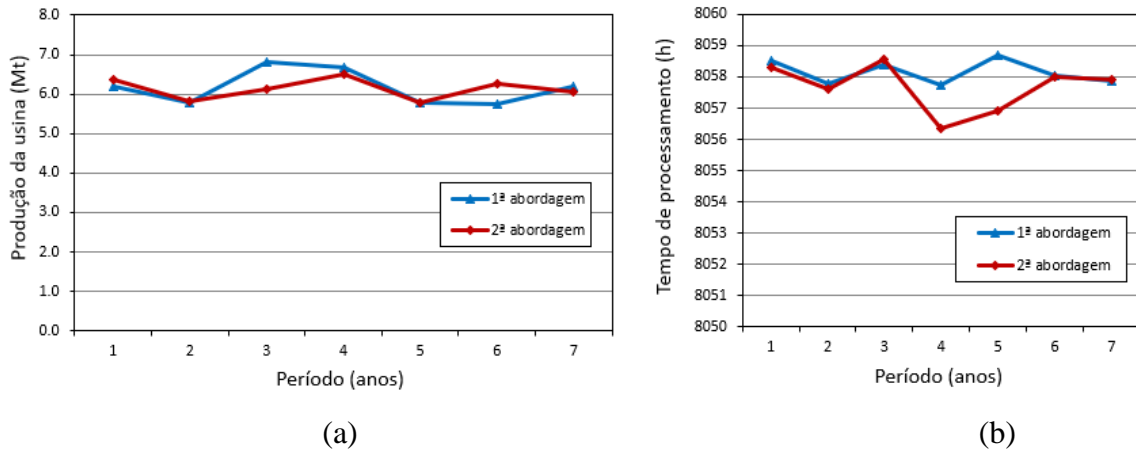


Figura 13: Resultados do SDB. (a) Massas anuais enviadas para a usina em ambas as abordagens. (b) Tempo de processamento anual da usina em ambas as abordagens.

A Figura 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 11. No total, foram extraídas 118,16 Mt na primeira abordagem contra 102,81 Mt na segunda abordagem.

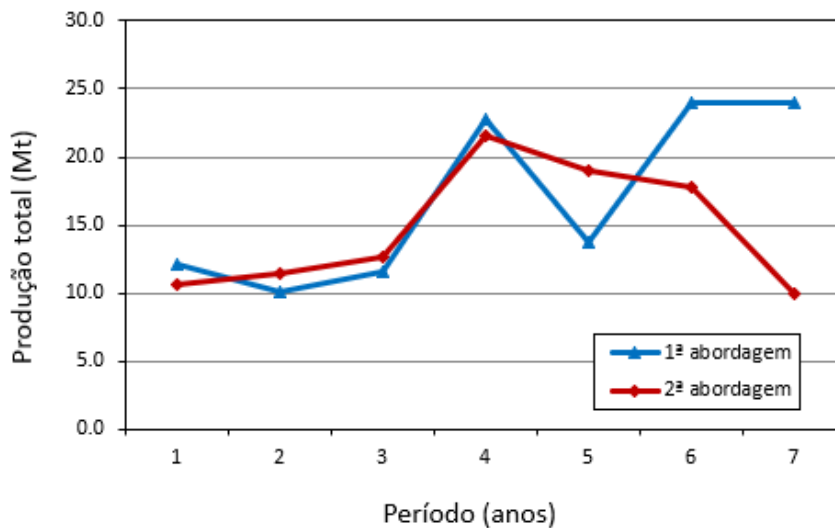
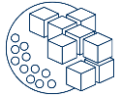


Figura 14: Movimentação total da mina período a período em ambas as abordagens

As Figuras 15a e 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.

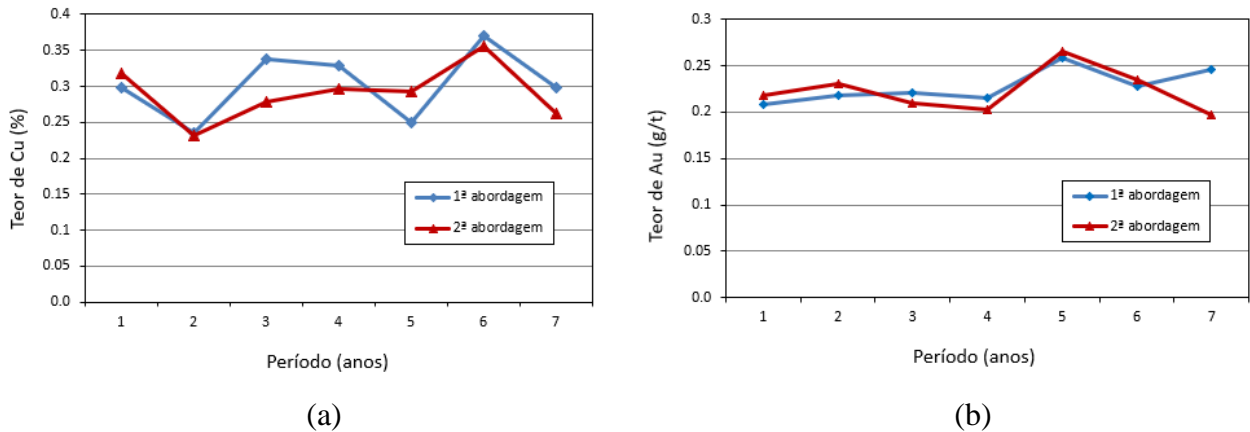


Figura 15: (a) Teores de Cu em ambas as abordagens. (b) Teores de Au em ambas as abordagens.

As Figuras 16a e 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 16a e 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.

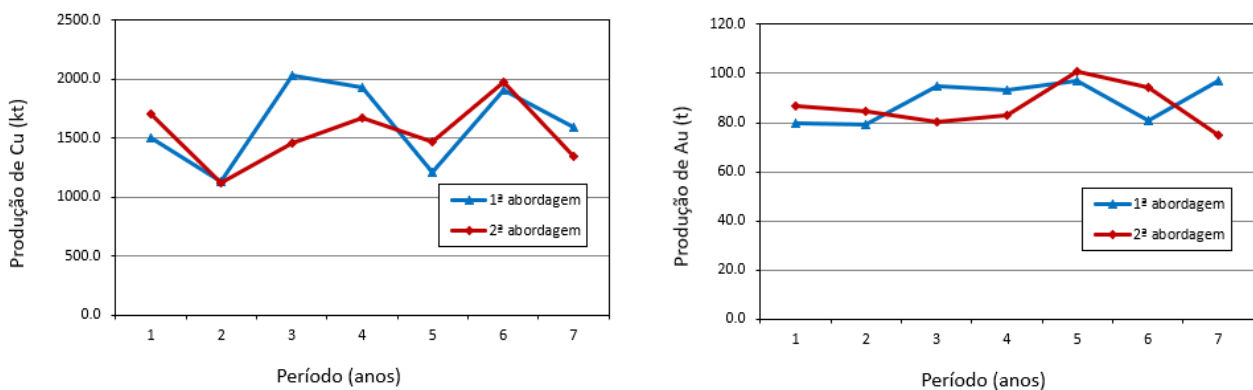


Figura 16: (a) Produção de Cu em ambas as abordagens. (b) Produção de Au em ambas as abordagens.

Por fim, a figura 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%.

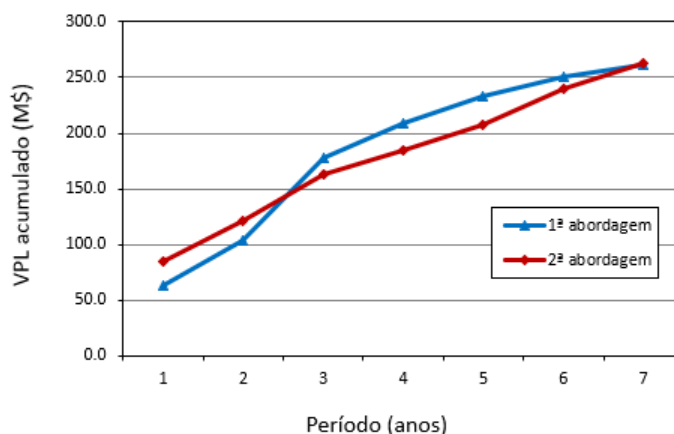


Figura 17: VPL acumulado para ambas as abordagens.

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.

## 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.





## AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à MiningMath pela licença do *software* fornecida, à mineradora que forneceu as informações necessárias para a realização deste estudo, e à CAPES - PROEX, CNPq e FAPEMIG.

## 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.
- 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](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>.
- 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](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.smctesting.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.
- 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.
- 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.



## VIABILIZAÇÃO DO CORPO DE MINÉRIO DE DOLOMITOS APLICANDO UMA ABORDAGEM GEOMETALÚRGICA NA MINA DE SERRA GRANDE, GOIÁS

M. L. CAIXETA<sup>1,2,\*</sup>, M.G. LEMOS<sup>2</sup>, M.F. MAGALHÃES<sup>2</sup>, J. SCHROEDER<sup>2</sup>, D.B.  
MAZZINGHY<sup>1</sup>, P.B. CASAGRANDE<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Curso de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM), Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

<sup>2</sup> AngloGold Ashanti, Mining & Technical, COO International  
[mlcaixeta@anglogoldashanti.com](mailto:mlcaixeta@anglogoldashanti.com)\*

### RESUMO

É fundamental compreender mineralizações e métodos de recuperação para atingir máximo aproveitamento de um depósito mineral. Esse estudo caracteriza o ouro (Au) em dolomitos na Mina de Serra Grande. Esse nível tem continuidade expressiva e está localizado próximo às operações, podendo aumentar reservas. Testemunhos de sondagem apontam altos teores de Au, incluindo Au visível a olho nu. Após caracterização em laboratório, teste industrial e caracterização mineralógica, resultados indicaram (1) 69% das partículas de Au menores que 20 $\mu$ m; (2) tempo ótimo de moagem para p80 em 106 $\mu$ m de 9,3min; (3) valor GRG para a alimentação da moagem de 83,37%, com teor analisado em 1,44g/t Au; (4) e tamanho médio do Au no ensaio GRG de 115 $\mu$ m. Isso indica uma viabilidade econômica para lavra, com Au distribuído em frações gravimétricas e lixiviáveis no nível dolomitos como um todo.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Caracterização, Ouro, Crixás.

### ABSTRACT

Understanding mineralization's and recovery methods is essential to maximize the utilization of a mineral deposit. This study characterizes gold (Au) in dolomites at the Serra Grande Mine. This level shows significant continuity and is located near current operations, potentially increasing reserves. Drill core samples reveal high Au grades, including visible Au. After laboratory characterization, industrial testing, and mineralogical characterization, the results indicated: (1) 69% of Au particles are smaller than 20 $\mu$ m; (2) the optimal grinding time for p80 at 106 $\mu$ m is 9.3 minutes; (3) the GRG value for the grinding feed is 83.37%, with an analyzed Au grade of 1.44g/t; and (4) the average Au size in the GRG test is 115 $\mu$ m. This indicates economic viability for mining, with Au distributed in gravitic and leachable fractions throughout the dolomite level.

**KEYWORDS:** Geometalurgy, Characterization, Gold, Crixás.



## 1 INTRODUÇÃO

Muitos problemas de produção na indústria moderna de mineração poderiam ser resolvidos com avanços tecnológicos, como máquinas melhores, modelos mais precisos ou tecnologias mais avançadas. Nesse cenário, a geometalurgia foi introduzida como uma ferramenta destinada a melhorar o desempenho de produção integrando informações geológicas e de processos em um modelo preditivo (Lishchuk & Pettersson, 2020). Trata-se de uma abordagem multidisciplinar que combina geologia, mineração e metalurgia para entender e otimizar a relação entre as propriedades do minério durante o processo de beneficiamento (Runge *et al.*, 2013).

Essa abordagem tem emergido como uma ferramenta fundamental na otimização da exploração e processamento de depósitos minerais complexos, como os de ouro (Au). Este metal precioso, amplamente valorizado pela sua resistência à corrosão e condutividade elétrica, além de utilização na fabricação de joias e como reserva monetária, apresenta desafios na sua extração devido à suas características específicas, como complexidade mineralógica, heterogeneidade dos depósitos e variabilidade temporal e espacial (Escolme, 2016; Batista *et al.*, 2017).

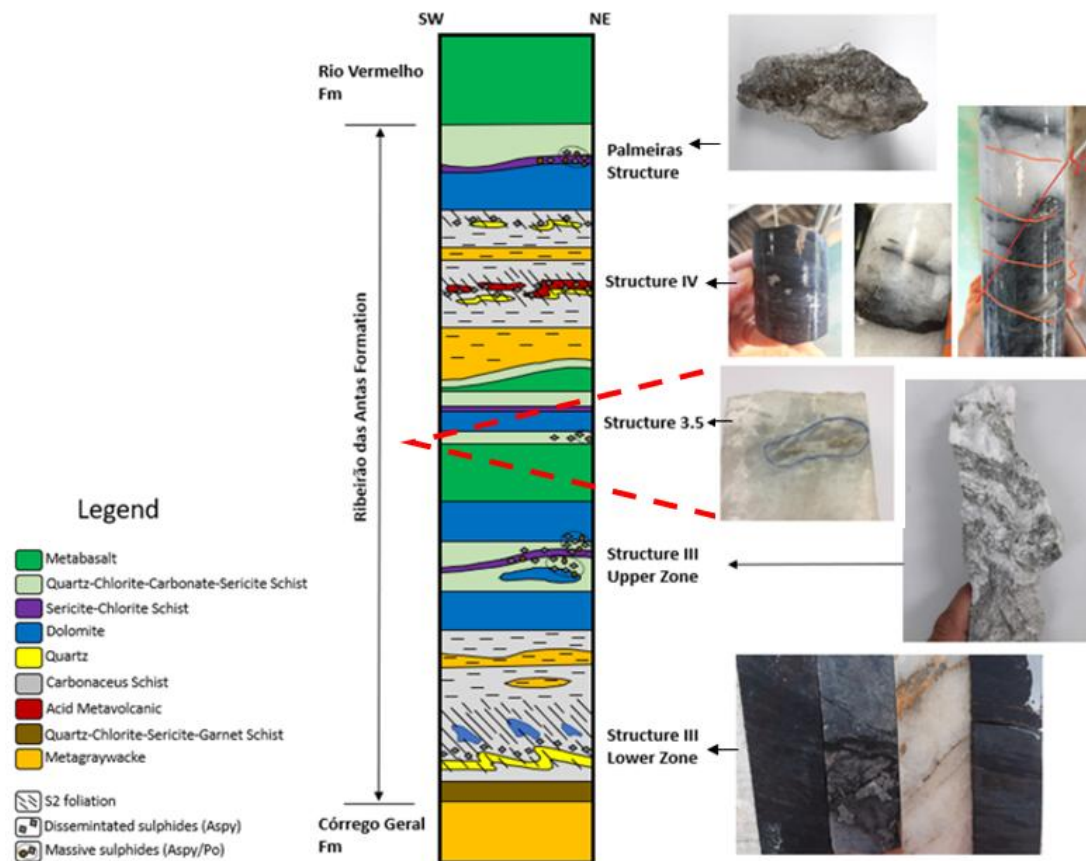
Trabalhos que aplicam geometalurgia em depósitos de Au envolvem uma série de procedimentos que englobam a coleta e integração de dados geológicos detalhados, análises metalúrgicas abrangentes e modelagem econômica para prever o comportamento do minério em diferentes etapas do processo de extração (King & Macdonald, 2016). Além disso, para a construção de programas geometalúrgicos no contexto de depósitos de Au é importante que sejam seguidos alguns procedimentos-chave, que incluem a seleção de amostras representativas, a realização de testes laboratoriais, o desenvolvimento de modelos geometalúrgicos e integração dos dados e modelagem (Batista *et al.*, 2017).

Muitas províncias geológicas com valor econômico positivo e/ou com minas atualmente em operação são ainda pouco entendidas sob o ponto de vista geral da cadeia de produção. Para possibilitar uma abordagem integrada e avançar o entendimento da mineralização na perspectiva da geometalurgia, o presente estudo visa a caracterização do minério de Au do nível estratigráfico dos dolomitos da Mina de Serra Grande (MSG), da AngloGold Ashanti, localizada na área rural da cidade de Crixás, noroeste do estado de Goiás.

A mineralização aurífera na região ocorreu durante um evento compressional, com duas fases de dobramento e metamorfismo regionais (Castoldi, 2015). A mineralização tem controle litológico, mas os pacotes sedimentares são afetados por eventos estruturais, que geraram falhas de empurrão de baixo ângulo acompanhadas de dobras recumbentes (Jost *et al.*, 2014). Na MSG, os horizontes mineralizados foram subdivididos por 3 principais estruturas: estrutura Palmeiras, Estrutura IV e Estrutura III, que se subdivide em zonas superior e inferior (Castoldi, 2015). O nível estratigráfico dos dolomitos está inserido na estrutura secundária Palmeiras Sul 3,5, que está entre as Estruturas III e IV.

A mineralização nos dolomitos foi identificada por sondagem e mapeamento de campo, onde foi observado Au grosseiro e alto efeito pepita nas amostras de acordo com

amostragens e ensaios químicos. O Au encontra-se hospedado nas unidades predominantemente dolomíticas e clorita-xisto contendo quartzo, estratigraficamente abaixo das rochas metassedimentares da Estrutura IV (Figura 1).



**Figura 1: Coluna estratigráfica da Mina de Serra Grande com respectivas amostras características (Ulrich et al., 2021).**

Atualmente há operações em todos os horizontes mineralizados e o processo de beneficiamento na planta metalúrgica trata o minério proveniente de todas as minas, com teor de corte para viabilidade da lavra que vai de 1,38 g/t Au até 2,65 g/t Au, a depender da distância média de transporte (DMT). A rota de processo existente (Figura 2) contempla uma etapa denominada tratamento mecânico, que consiste nas etapas de britagem e moagem, em que parte da carga circulante dos moinhos (*underflow* dos ciclones) alimenta o circuito de concentração gravimétrica (Knelson), enquanto o *overflow* dos ciclones segue para o espessamento. A segunda etapa é denominada tratamento químico, onde o *underflow* do espessador segue para a lixiviação em tanques, contemplando os estágios de CIL (*carbon in leach* – lixiviação e adsorção), eluição e eletrólise.



## MSG PLANT

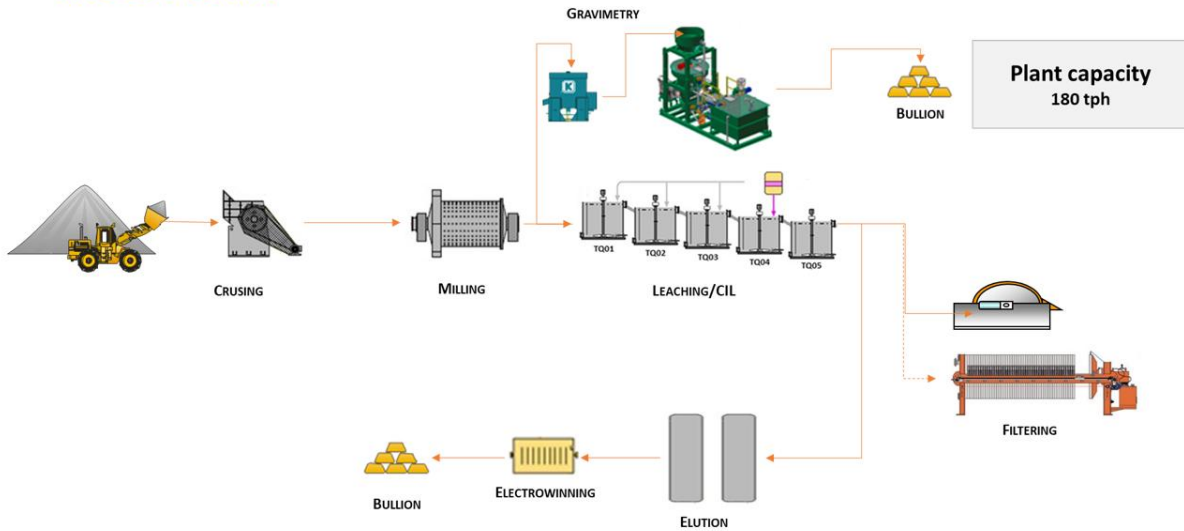


Figura 2: Fluxograma de processos simplificado da planta metalúrgica da MSG.

O entendimento da mineralização de Au nos dolomitos se faz relevante pelo fato da alta continuidade da unidade litológica contendo Au visível, fácil acesso (proximidade das operações e áreas de infraestrutura da mina) e, conseqüentemente, o potencial valor econômico que pode agregar ao depósito. É importante destacar que as mineralizações na MSG ocorrem em horizontes diferentes e, portanto, há uma grande variabilidade de litologias que alimentam a planta metalúrgica. Assim, há grandes oportunidades de ganho com entendimento geometalúrgico dos minérios. O presente estudo tem como objetivo entender a mineralização na unidade litológica dolomitos buscando sua viabilidade econômica para que, com o avanço da maturidade e conhecimento do material, se alcance um balanço de blend ideal desta com as demais litologias da mina.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

### 2.1 Amostragem

A partir de observações prévias, como etapas de mapeamento, coleta de amostras de mão, campanhas de sondagem e estudo do histórico de lavras, foi feito um modelamento geológico da geometria do minério da região, individualizando duas lentes. Foram determinadas também os demais litotipos existentes na região, totalizando 5. Então, foi desenhada uma proposta de desenvolvimento e amostragem na região.

Foram coletadas amostras na forma de painéis em cada litotipo nas faces e paredes laterais da galeria ao longo do desenvolvimento produtivo, totalizando aproximadamente 40 painéis com 30 amostras por painel (Figura 3).



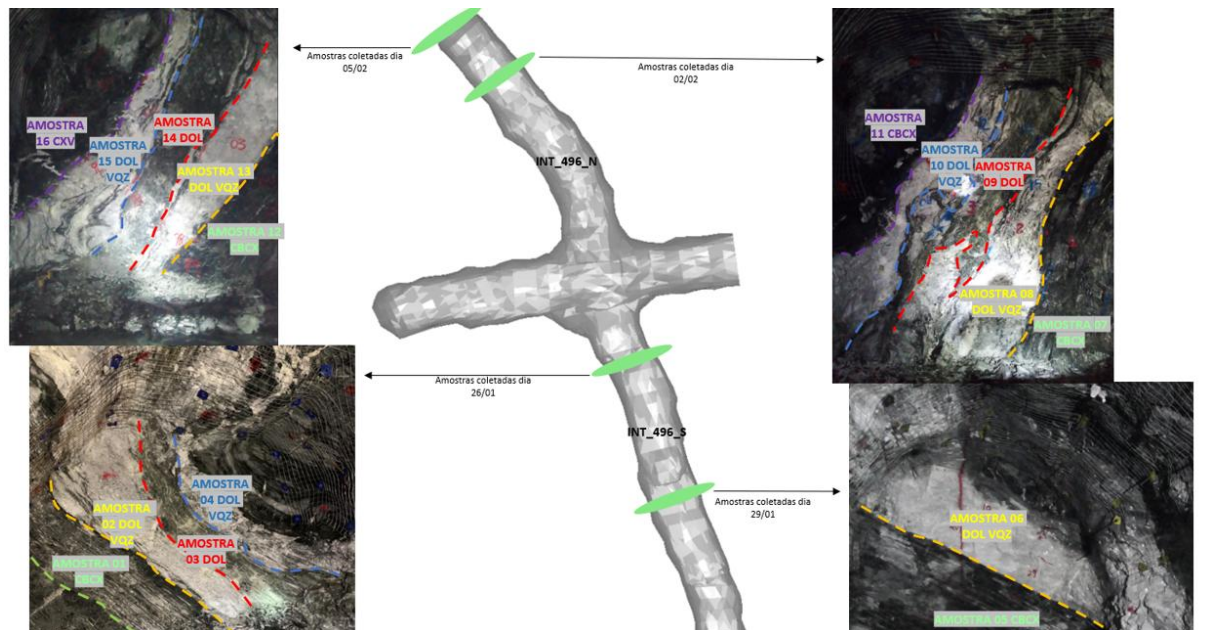


Figura 3: Topografia escaneada dos desenvolvimentos e faces que foram amostradas com divisão das camadas.

As amostras coletadas nessa etapa foram analisadas via *fire assay* (FA) no laboratório interno da companhia e, a partir dos resultados foi calculado um teor para cada camada, com média total de 0.541 g/t Au.

## 2.2 Testes geometalúrgicos de bancada

Para as amostras coletadas na fase de amostragem e destinadas ao laboratório de processos, foram realizados testes geometalúrgicos de bancadas que simularam o processo industrial. Os testes de bancada seguem o fluxo mostrado na Figura 4.

### FLUXO DE TESTES MSG

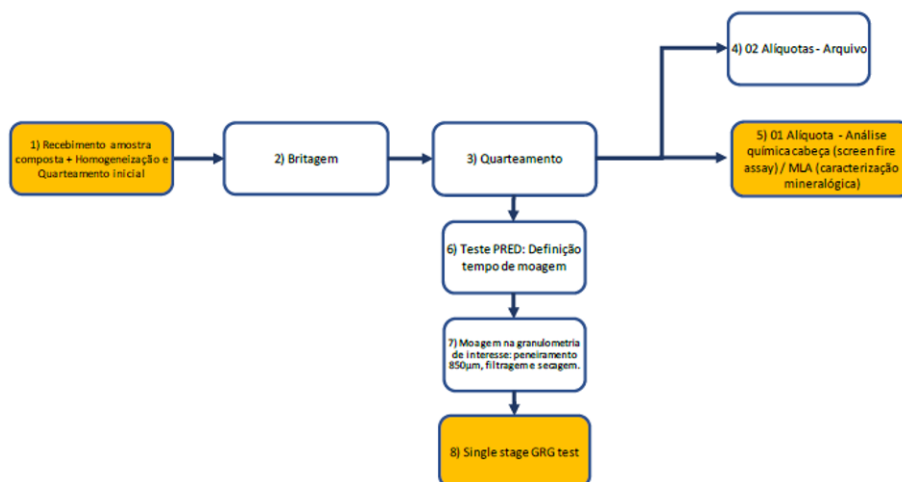


Figura 4: Fluxograma de processamento testes de bancada.



Os testes resumem as principais etapas para caracterização do Au perante seu comportamento geometalúrgico, com foco na etapa gravítica de processamento.

Os testes de moagem em laboratório foram realizados com as amostras de alimentação nova das moagens, segundo a metodologia PRED, estabelecida por Donda & Rosa (2014). O método baseia-se em um ajuste exponencial de uma curva resultante entre a porcentagem retida nas malhas de moagem e a energia aplicada no moinho de laboratório através da Equação (1):

$$E = \frac{1}{k} \ln \left( \frac{Rf}{Rp} \right) \Rightarrow Rp = Rf * e^{-\left( \frac{K \cdot kWh}{t} \right)} \quad (1)$$

Nessa equação, E representa a energia unitária (kWh/t), Rp a porcentagem retida acumulada na malha de interesse (106  $\mu\text{m}$ ) no produto do circuito, Rf a porcentagem retida acumulada na malha de interesse da moagem (106  $\mu\text{m}$ ) na alimentação do circuito e k o parâmetro de moabilidade, intrínseco ao minério.

O ensaio *Gravity Recoverable Gold* (GRG) do minério fornece um indicador para a susceptibilidade da fração do Au contida na amostra a ser possível de ser recuperada por gravimetria (Koppalkar *et al.*, 2011). O procedimento simplificado para determinação do Au GRG no minério (*Single stage GRG*), baseia-se na moagem de 15 kg de amostra a uma granulometria 80% passante na malha de controle compatível com a etapa de moagem industrial, permitindo a recuperação total do Au GRG na amostra. O teste é realizado em concentrador centrífugo KC-MD3, de escala laboratorial, com os resultados traduzidos na recuperação global de Au GRG e o valor de Au recuperado por faixas de tamanho das partículas. O fluxo resumido do teste é demonstrado na Figura 5.

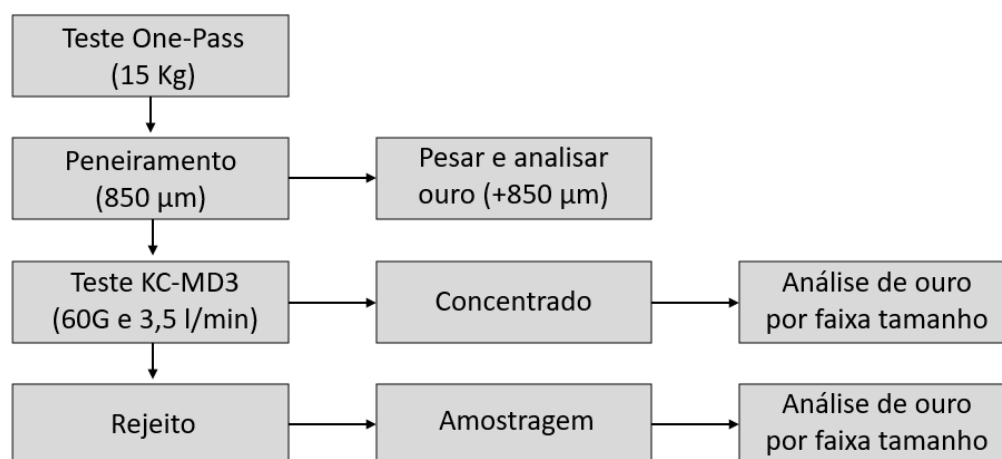


Figura 5: Fluxograma do procedimento simplificado para determinação do Au GRG (Koppalkar *et al.*, 2011).

Para o tamanho médio do Au GRG foi classificado segundo o relatório do Projeto AMIRA P420B. O AMIRA P420 é um projeto liderado por pesquisadores da Universidade de Curtin - Austrália, voltado a otimização, *benchmarking* e criação de conteúdo técnico



científico, financiado por mineradoras globais de Au, levando em consideração uma base histórica extensa de estudos e trabalhos desenvolvidos ao longo dos anos. Essa classificação e retratada na tabela abaixo, em função do P50 da distribuição do Au GRG (AMIRA P420, 2004).

Tabela 18: Classificação padrão do tamanho médio do Au GRG (AMIRA P420, 2004).

Tamanho (microns)	Muito fino	Fino	Moderado	Grosso	Muito grosso
P <sub>50</sub>	40	52	70	110	200

### 2.3 Teste industrial e caracterização do ouro

Foi realizado um teste metalúrgico em escala industrial com a duração de 72 horas no qual foram processadas 5.937 toneladas de massa provenientes do desenvolvimento produtivo dos dolomitos. Durante o teste foram feitos pontos de coleta de amostras na correia transportadora dos moinhos e na alimentação da lixiviação. As amostras coletadas foram analisadas via FA e *screen fire assay* (SFA) no laboratório químico da companhia.

Foram coletadas também amostras do concentrado e rejeito da etapa de gravimetria para análise via *Mineral Liberation Analyzer* (MLA). Durante a preparação, as amostras foram embutidas em resina epóxi e polidas. Em seguida, foi realizada aquisição de imagens via detecção de elétrons retro espalhados (BSE) e microanálise por espectroscopia de dispersão de energia (EDS). Com essa técnica foi possível identificar e quantificar os minerais da amostra, além da leitura da distribuição de tamanhos de partículas.

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 3.1 Caracterização mineralógica do ouro

Para as amostras analisadas via MLA, os resultados obtidos mostraram que o Au encontrado no dolomito é nativo e liberado (Figura 6). O minério que representa o corpo dolomito é caracterizado por Au nas seguintes frações: 27% das partículas de Au são maiores que 40  $\mu\text{m}$  (Au avaliado a olho nu - Gravimétrico), 1% das partículas têm entre 40 e 20  $\mu\text{m}$ , e 69% das partículas de Au são menores que 20  $\mu\text{m}$ . O Au associado a outros minerais representa 3% (Figura 7).

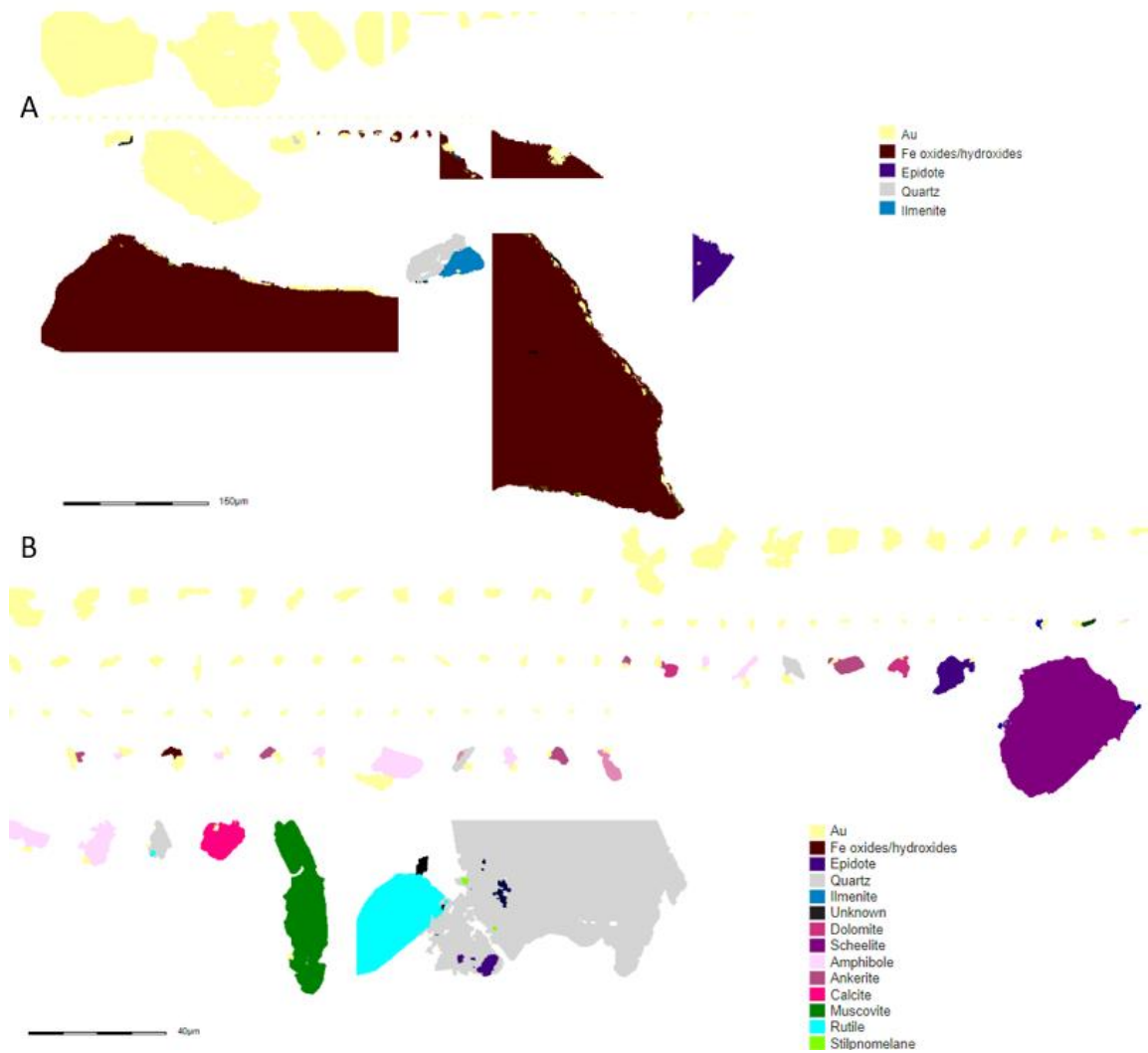


Figura 6: Caracterização das partículas de Au. a) concentrado; b) rejeito.

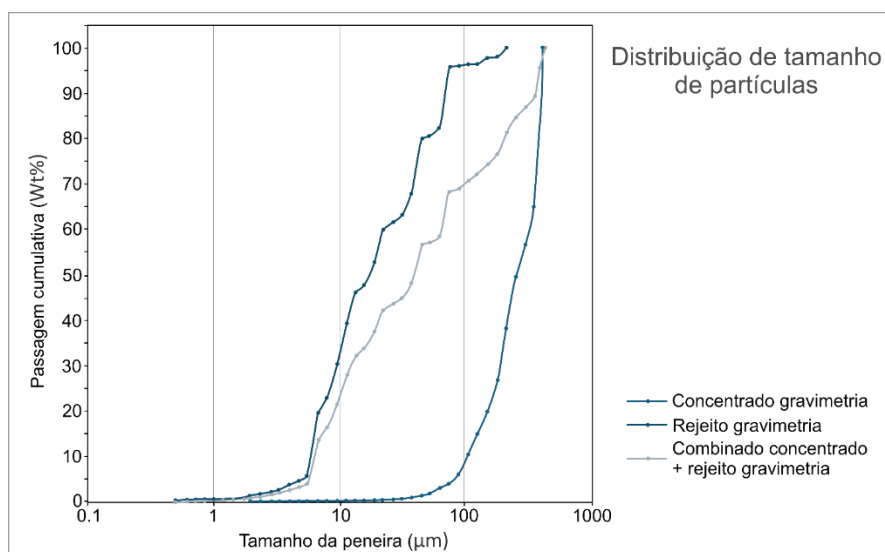


Figura 7: Caracterização das partículas de Au.



Portanto, ao contrário da concepção prévia de que o Au seria em maioria gravimétrico devido à abundante presença de Au visível em algumas camadas na galeria, o teste mostrou uma maior presença de Au nas frações lixiviáveis para o pacote como um todo.

### 3.2 Testes de bancada

Baseado nos testes PRED, foi possível determinação do tempo ótimo de moagem para p80 em 106 µm. Os resultados do teste estão sumarizados na Figura 8 e Figura 9:

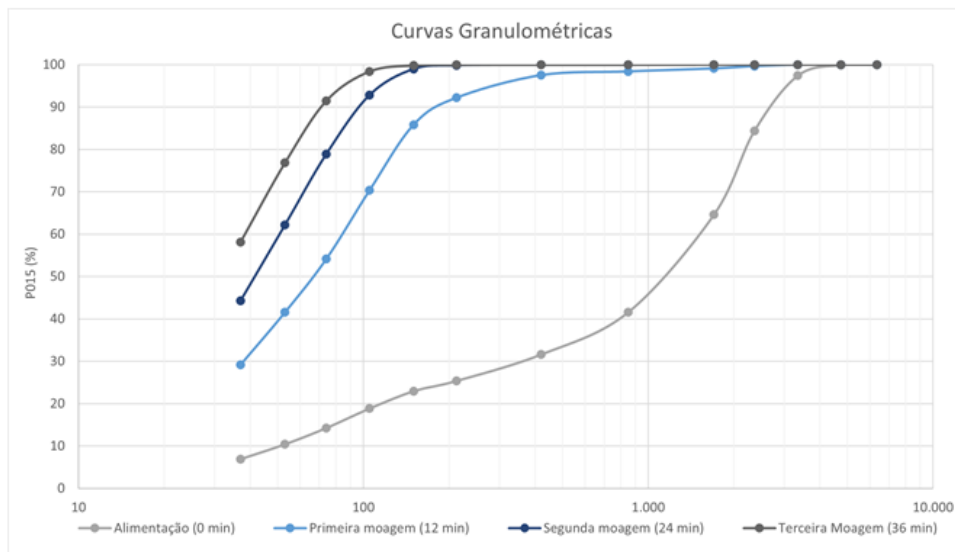


Figura 8: Tempo de moagem para P80.

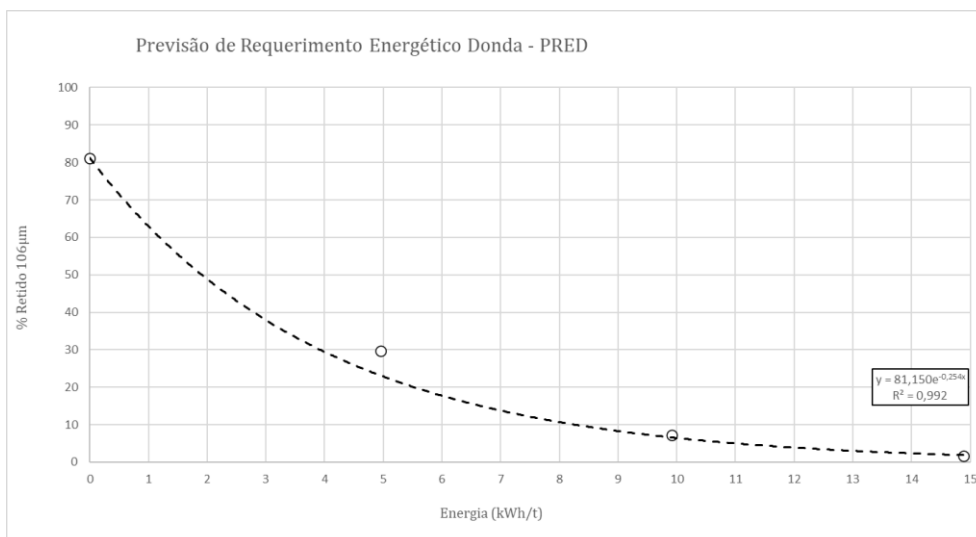
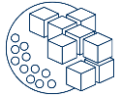


Figura 9: Gráfico da previsão de requerimento energético.



Aplicando a Equação (1) a curva ajustada, obtém-se o tempo ótimo de moagem de 9,3 min.

O percentual de Au GRG na amostra foi obtido através do teste *GRG Single Stage*, realizado com uma amostra composta do dolomito. A Figura 10 ilustra o resultado do teste.

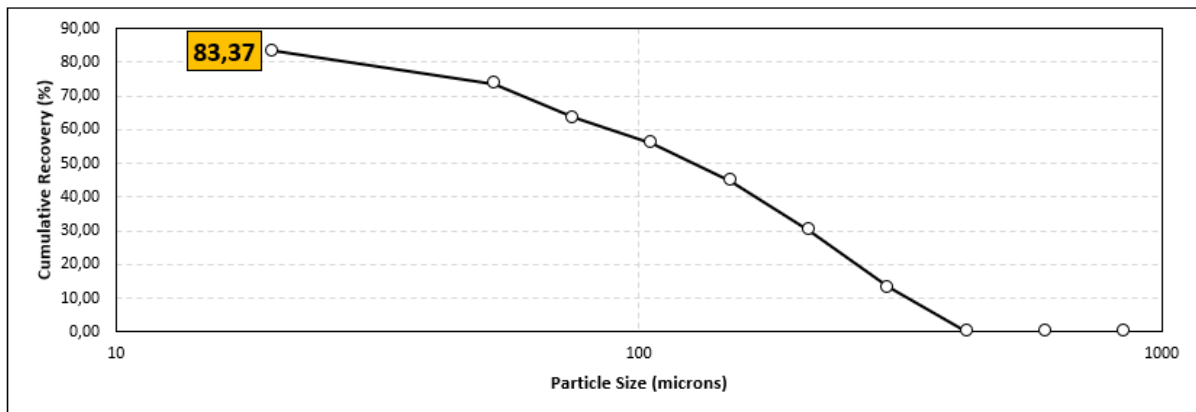


Figura 10: Percentual de Au recuperável por gravimetria (GRG).

O valor GRG para a alimentação da moagem foi de 83,37 %. O teor de alimentação calculado foi de 1,44 g/t Au compatível com os teores recebidos para o domínio e teste em planta. O tamanho médio do Au no ensaio GRG foi de 115  $\mu\text{m}$ , indicando Au grosso a muito grosso na escala padrão semi-quantitativa (AMIRA P420, 2004).

Valores de GRG menores do que 25% limitam a aplicação eficiente da concentração gravimétrica (Giblett, Bax, & Staunton, 2013), embora essa classificação favoreça a concentração do Au GRG na carga circulante e possa contribuir para aumento de recuperação. Valores para tamanho de GRG classificados como fino também indicam boa susceptibilidade a recuperação eficiente pelo processo de lixiviação intensiva, ao contrário do processo de concentração em mesa (Staunton & Bax, 2010).

Segundo o balanço metalúrgico dos testes em escada industrial na planta metalúrgica (Figura 11), foram produzidas 308 Oz, em que a gravimetria teve uma participação de 29,3% na recuperação do Au, enquanto a lixiviação teve participação de 70,7%. O teor recalculado foi de 1,92 g/t Au. Para o teste de bancada, o teor foi de 1,40 g/t Au.

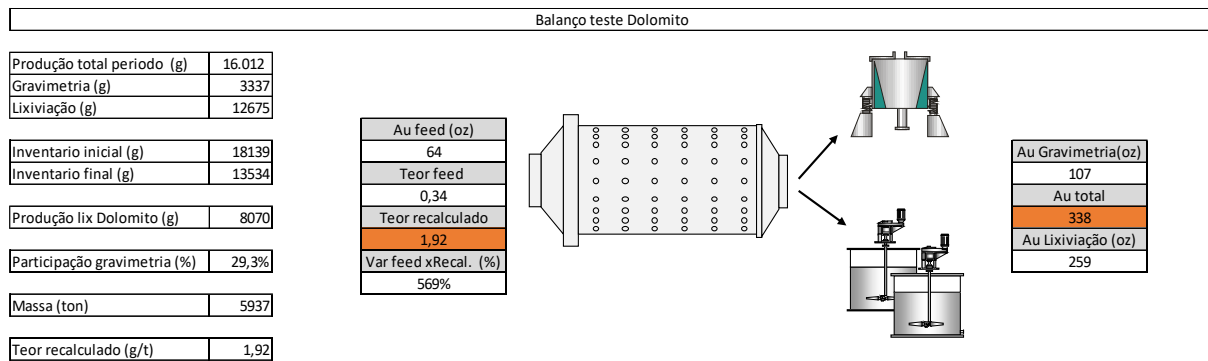


Figura 11: Desenho esquemático do balanço metalúrgico do teste.

Assim, reforça-se que, numa distribuição geral do intervalo de interesse, a lixiviação tem uma grande participação na recuperação. Destaca-se também um resultado de teor recalculado considerável para MSG, próximo ao teor de corte considerado para as lavras.

## 4 CONCLUSÕES

A reprodução dos testes do laboratório de processos em escala industrial mostrou a importância dos ensaios de bancada para caracterização das camadas individualizadas para o entendimento do corpo, já que a composta ensaiada em laboratório, com amostras restritas, mostrou um comportamento diferente em relação ao pacote, apresentando uma maior presença de Au em frações mais grossas. Com isso, assume-se que há frações de Au menores (lixiviáveis) distribuídas nas demais camadas. Esse resultado traz uma visão diferente para o corpo dolomito, ao qual não era agregado um valor econômico viável.

Com o teor de Au de 1,92 g/t obtido no teste industrial e embasado pelo teor da amostra ensaiada em bancada (1,40 g/t Au), o corpo dolomito está na faixa de teor de corte atual para lavra em MSG (1,38 g/t Au até 2,65 g/t Au), fato que aumenta seu potencial econômico e traz oportunidades para estudo de várias rotas de processo e beneficiamento desse corpo, e possibilidades de blend com as demais unidades mineralizadas atualmente em operação.

## REFERÊNCIAS

- AMIRA P420. (n.d.). AMIRA Project P420B: Gold processing technology. Perth, Western Australia: [s.n.].
- Batista, F. F., Prado, M., Christofaro, L. G. F., Ferreira, J. F., Alruiz, O. M., & Torres, M. E. (2017). The construction of a geometallurgical model for Mineração Maracá – Yamana Gold, Brazil. Mineração Maracá Indústria e Comércio, Yamana Gold, Brazil & Altair Minería S.A., Chile.





- Castoldi, M. A. S. (2015). *O distrito aurífero de Crixás-GO: Caracterização do novo corpo de minério Ingá*. [Trabalho de Conclusão de Curso, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul].
- Donda, J. D., & Rosa, A. C. (2014). *A lei de moagem: Comprovação para minério de ferro. Ouro Preto: Livraria e Editora Graphar*.
- Escolme, A. J. (2016). *Geology, geochemistry and geometallurgy of the Productora Cu-Au-Mo deposit, Chile*. [Tese de doutorado, University of Tasmania].
- Giblett, A., Bax, A., & Staunton, W. (2013). A review of best practice in gravity circuit design and operation. *Gravity Gold Review*, 15–17.
- Jost, H., Carvalho, M. D., Rodrigues, V. G., & Martins, R. (2014). Metalogênese dos greenstone belts de Goiás. In Silva, M. D. G. D., Rocha Neto, M. B. D., Jost, H., & Kuyumjian, R. M (Eds.), *Metalogênese das províncias tectônicas brasileiras*. (pp. 589). CPRM.
- King, G. S., & Macdonald, J. L. (2016). The business case for early-stage implementation of geometallurgy – An example from the Productora Cu-Mo-Au deposit, Chile. In *Proceedings of the International Geometallurgy Conference*, Perth, Australia.
- Koppalkar, S., Bouajila, A., Gagnon, C., & Noel, G. (2011). Understanding the discrepancy between prediction and plant GRG recovery for improving the gold gravity performance. *Minerals Engineering*, 24(6), 559–564. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2010.09.007>
- Lishchuk, V., & Pettersson, M. (2020). The mechanisms of decision-making when applying geometallurgical approach to the mining industry. *Minerals & Metallurgical Processing*, 37(2), 90-97. <https://doi.org/10.1007/s13563-020-00220-9>
- Runge, K. C., Tabosa, E., & Jankovic, A. (2013). Particle size distribution effects that should be considered when performing flotation geometallurgical testing. In *The Second AusIMM International Geometallurgy Conference* (pp. 343-344). Brisbane, QLD.
- Staunton, W. P., & Bax, A. R. (2010). Modelling the effect of gravity gold recovery on leaching performance. In S. Dominy (Ed.), *Gravity Gold 2010*. Ballarat, Victoria: AusIMM.
- Ulrich, S., Hageman, S., Marques, J. C., Figueiredo, F. L. A. R., Ramires, J. E. F., Frantz, J. C., & Petersen, K. (2021). The orogenic Crixás gold deposit, Goiás, Brazil: A review and new constraints on the structural control of ore bodies. *Minerals*, 11(10), 1050. <https://doi.org/10.3390/min11101050>



## INCLUSÃO DE VARIÁVEIS GEOMETALÚRGICAS NO SEQUENCIAMENTO DE MINA DE FERRO

BARBOSA, C. C. T.<sup>1\*</sup>, MAZZINGHY, D. B.<sup>2</sup>, CAMPOS, P. H. A.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Curso de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM) - UFMG

<sup>2</sup>Departamento de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

[caiobarbosa@ufmg.br](mailto:caiobarbosa@ufmg.br)\*

### RESUMO

Este estudo destaca a importância da integração de variáveis geometalúrgicas no planejamento da mina de minério de ferro, promovendo uma abordagem precisa e sustentável para as operações na região do Quadrilátero Ferrífero no Brasil. A comparação entre dois cenários, com e sem variáveis geometalúrgicas, revelou uma variação significativa de 5% na massa alimentada na planta e um aumento de 5,4% na Vida Útil da Mina (LOM) para a abordagem geometalúrgica. A inclusão dessas variáveis não só otimizou a gestão dos recursos, mas também permitiu prever com precisão a capacidade de processamento. Os resultados evidenciam que a inclusão de variáveis geometalúrgicas contribui para melhorar a eficiência operacional, tornando as metas de produção mais realistas e aumentando a previsibilidade dos projetos.

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Sequenciamento, Minério de ferro, Quadrilátero ferrífero.

### ABSTRACT

This study highlights the importance of integrating geometallurgical variables in iron ore mine planning, providing an accurate and sustainable approach to operations in the Iron Quadrangle region in Brazil. The comparison between two scenarios, with and without geometallurgical variables, revealed a significant variation of 5% in the mass fed to the plant, and a 5.4% increase in Life of Mine (LOM) for the geometallurgy approach. The inclusion of these variables not only optimized resource management, but also allowed us to accurately predict the processing capacity. The results highlight that including geometallurgical variables contributes to improving operational efficiency, making production goals more realistic, and increasing project predictability.

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Scheduling, Iron ore, Iron quadrangle.



## 1 INTRODUÇÃO

No contexto do planejamento de lavra convencional, é comum empregar a abordagem de agregação, conforme descrita por Lerchs e Grossmann (1964), que se baseia em algoritmos amplamente adotados por empresas de mineração. Essa metodologia visa otimizar a sequência de extração dos blocos, levando em consideração os aspectos geotécnicos, econômicos e ambientais do depósito mineral. Para Whittle et al. (2005), o planejamento de mina é a metodologia que define o sequenciamento de lavra de blocos, garantindo a maximização do Valor Presente Líquido (VPL) do projeto e respeitando certas restrições operacionais e de produção impostas ao projeto.

O planejamento de lavra abrange uma série de estudos e metodologias destinados a assegurar a extração e o tratamento econômico e sustentável dos ativos minerais de uma jazida. Uma das ferramentas fundamentais para esse fim é o modelo de blocos, que representa matematicamente um depósito mineral no espaço (Hustrulid & Kuchta, 2006). Este modelo divide o depósito em blocos de dimensões uniformes, cada um com atributos geológicos e econômicos distintos, como litologia, densidade, teor e parâmetros financeiros (Poniewierski, 2019). Com base em critérios específicos relacionados a esses atributos, os algoritmos classificam cada bloco como minério ou estéril, determinando assim seus destinos ao longo das operações de mineração. A geometalurgia desempenha um papel crucial nesse processo, pois permite a compreensão de variáveis importantes do depósito, como recuperação e energia específica (Lishchuk, 2016).

Para Deutsch (2015), o objetivo da geometalurgia é a agregação consistente de valor ao negócio. De acordo com McKee (2013), estudos geometalúrgicos permitem um amplo conhecimento do depósito mineral e seu comportamento em diferentes operações de processamento, destacando-se os seguintes benefícios: otimização econômica das operações, modelagem do comportamento do minério na planta de processamento e refinamento do planejamento da mina.

Mata, Nader e Mazzinghy (2022) empregaram a energia específica e a recuperação da usina como variáveis geometalúrgicas para desenvolver um sequenciamento de lavra, um cenário incomum devido à utilização de dados de ensaios geometalúrgicos em quantidade suficiente para aplicar métodos geoestatísticos. Geralmente, a abordagem predominante é construir modelos geológicos e gerar sequenciamentos sem considerar os dados geometalúrgicos. Mata, Nader e Mazzinghy (2022) destacaram a importância de integrar a modelagem geometalúrgica às metodologias inovadoras de planejamento de minas, como o Sequenciamento Direto de Blocos (SDB). Os resultados da simulação ressaltaram a necessidade de considerar várias restrições operacionais e a inclusão da energia específica como uma variável geometalúrgica para garantir um sequenciamento de lavra eficaz. A implementação da geometalurgia foi fundamental para uma compreensão mais precisa da variabilidade dos parâmetros que influenciam o desempenho da mina e da usina.

Rodrigues et al. (2014) conduziram uma pesquisa na Samarco, empresa mineradora sediada no Quadrilátero Ferrífero, evidenciando uma forte correlação entre



o consumo energético e outras propriedades do minério (perda por calcinação e teor de ferro). Com base nesses estudos, um modelo matemático foi definido para calcular a energia específica de cominuição, inserindo essa variável no modelo de blocos do depósito. Este estudo resultou na integração do modelo desenvolvido com os modelos de blocos da reserva, visando otimizar o planejamento de lavra e o dimensionamento das instalações de moagem.

Estudos demonstraram que a consideração de variáveis geometalúrgicas pode levar a um sequenciamento de lavra mais realista e eficaz, resultando em maior rentabilidade e sustentabilidade ambiental (Both & Dimitrakopoulos, 2023; Carrasco, Chilès, & Séguret, 2008; Rodrigues et al., 2014). O objetivo do presente trabalho é medir o impacto da integração de variáveis geometalúrgicas no planejamento e sequenciamento de uma mina de ferro, e investigar como essa abordagem pode melhorar a eficiência operacional e a sustentabilidade das operações mineradoras no Quadrilátero Ferrífero e regiões similares.

## 2 MATERIAIS E MÉTODOS

Este estudo propõe uma comparação entre um planejamento de lavra convencional, que considera restrições geológicas (como ângulo de talude), parâmetros operacionais (como capacidade de produção da mina, custo unitário da lavra e diluição de mina), e a recuperação metalúrgica tratada como um valor fixo por litologia, desconsiderando a capacidade produtiva da usina. Em contrapartida, será avaliado um planejamento que incorpore, além das variáveis geológicas e operacionais, os parâmetros geometalúrgicos de forma mais detalhada, conforme mostra a Figura 1. Isso permitirá a análise das discrepâncias entre os dois tipos de planejamento, elucidando potenciais melhorias na eficiência e na rentabilidade da operação.

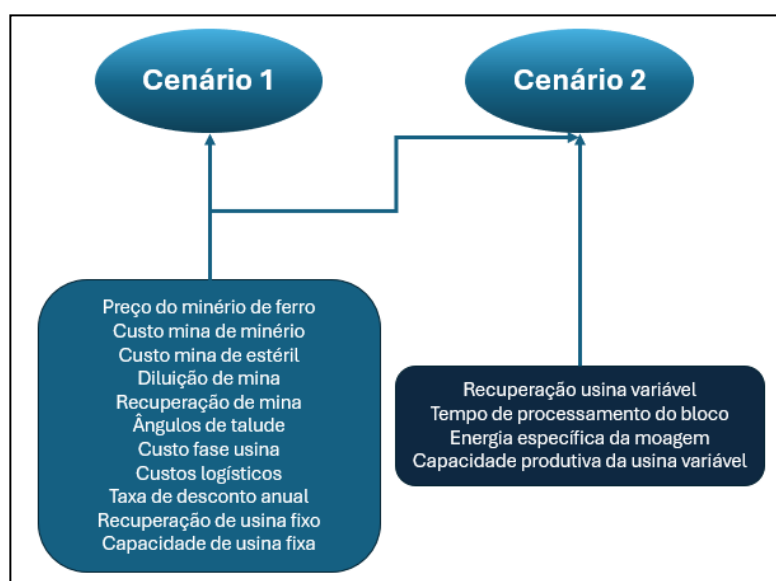


Figura 1: Diagrama ilustrativo das variáveis consideradas em cada cenário.



A pesquisa foi conduzida utilizando o software Studio NPVS versão 2.0.59.0a, desenvolvido pela empresa Datamine, para realizar as otimizações e o sequenciamento de lavra de uma mina de minério de ferro localizada no Quadrilátero Ferrífero. O modelo de blocos da mina foi utilizado como base para as análises, e duas otimizações e sequenciamentos foram realizados: o primeiro, denominado cenário 1, é aquele no qual não há variáveis geometalúrgicas; o segundo, denominado cenário 2, considera as variáveis geometalúrgicas de recuperação metalúrgica e a variável de energia específica como restrição de tempo de processamento. No cenário 1, a meta de produção da usina é de 56 milhões de toneladas anuais, correspondendo a uma alimentação da planta de 100 milhões de toneladas de minério. No cenário 2, esses valores de alimentação e produção são variáveis, pois dependem das horas disponíveis da usina e da energia específica de cada bloco do modelo geológico.

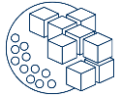
Inicialmente, foram coletados e organizados os dados relevantes para a modelagem, incluindo informações descritas na Tabela 1.

A Tabela 2 mostra os tipos litológicos. Itabiritos com teor de ferro global superior a 49% são considerados ricos, enquanto aqueles com teor inferior a esse valor são classificados como pobres.

Os ângulos de talude foram considerados através de um estudo geotécnico prévio em que foram separados por setorização de litologia, gerando ângulos de talude que variam de 21° a 50°. As densidades foram consideradas para cada uma das litologias representativas dos blocos, seguindo como análises de laboratório com as amostragens realizadas em campo.

**Tabela 1: Descrição de dados de entrada dos cenários.**

Indicador	Cenário 1 (Base)		Cenário 2 (Variáveis geometalúrgicas)		Descrição
Preço do minério de ferro	US\$120,00		US\$120,00		Tonelada de produto
Custo mina de minério	US\$5,00		US\$5,00		Por tonelada
Custo mina de estéril	US\$3,00		US\$3,00		Por tonelada
Diluição de mina	5%		5%		
Recuperação de mina	95%		95%		
Ângulos de talude	Setorizado litologias	por	Setorizado litologias	por	Variando de 21° a 50°
Custo da usina	US\$7,00		US\$7,00		Tonelada de produto
Demais custos (expedição, porto, etc.)	US\$50,00		US\$50,00		Tonelada de produto
Dimensão dos blocos do modelo	25 x 25 x 13		25 x 25 x 13		Largura, comprimento e altura (metros)
Recuperação da usina	85%		Variável		Recuperação metalúrgica
Taxa de desconto anual	17%		17%		Taxa de viabilidade
Produção anual	56.000.000		Variável		Toneladas de produto
Alimentação da usina	100.000.000		Variável		Toneladas de minério



Restrição de horas disponíveis da usina	Não considerado	7884	Horas por ano
Tempo de processamento do bloco	Não considerado	Variável	Horas de processamento
Energia específica	Não considerado	Variável	kWh/t

Tabela 2: Tipos litológicos no modelo de blocos com respectivas densidades.

Item	Litologias	Densidade (t/m <sup>3</sup> )
Minérios compactos	Hematita compacta	4,70
	Itabirito compacto	3,27
Minérios friáveis	Hematita friável	3,26
	Itabirito friável rico	2,70
	Itabirito friável pobre	2,50
Estéreis	Xisto	1,89
	Filito	2,00
	Rocha básica	2,80
	Argila	2,32
	Estéril itabirito	2,00

A metodologia empregada consistiu na definição dos parâmetros do modelo de blocos e na realização dos sequenciamentos utilizando o software Studio NPVS. Para sequenciar, foram consideradas as variáveis GMet1 e GMet2, referentes, respectivamente, à recuperação de usina (%) e à energia específica (kWh/t) para cada um dos blocos. Desta forma, o tempo do processamento varia de acordo com a energia específica (kWh/t) e a massa de cada bloco.

No estudo conduzido por Rodrigues et al. (2014) na Mina de Alegria da Samarco Mineração, foi estabelecida uma correlação entre a energia específica (E) e a perda por calcinação (PPC), como descrito na Equação (1). Essa relação entre as variáveis é adotada neste trabalho, levando em conta a semelhança entre os tipos litológicos e a distribuição geográfica no Quadrilátero Ferrífero entre as minas da Samarco e a deste estudo. A variável PPC já faz parte do modelo geológico utilizado neste estudo.

$$E = 2,655 PPC + 0,321 \quad (1)$$

O parâmetro de recuperação não é aditivo e sua variabilidade espacial não pode ser adequadamente modelada por métodos geoestatísticos convencionais (Carrasco, Chilès, & Séguret, 2008). No entanto, estudos conduzidos por Wheaton (2019) revelaram correlações entre a variável de recuperação do processo e o teor do minério. Para a jazida de minério de ferro em questão, uma das estratégias adotadas envolve a realização de testes de concentração em minérios de diferentes teores entre compactos e friáveis, separadamente, resultando em curvas de recuperação versus curvas de teor através de modelos de regressão. Mata et al. (2022) conduziram um estudo sobre a



recuperação metalúrgica em uma mina situada no Quadrilátero Ferrífero, uma região conhecida por suas jazidas de minério de ferro. Utilizou-se a equação proposta, derivada de testes de concentração em minérios com diferentes teores, que resultaram em curvas de regressão logarítmica. As Equações (2) e (3) estabelecem a correlação entre o teor de cada bloco e a variável de recuperação do processo, respectivamente, para as litologias de minério friável e compacto.

$$Rfe = 4.2 \ln (tFe) + 56.04 \quad (2)$$

$$Rfe = 4.2 \ln (tFe) + 63.29 \quad (3)$$

Onde “Rfe” é a recuperação da usina (%) e “tFe” é o teor de minério de ferro (%). Para a planta de beneficiamento de minério de ferro, a capacidade de potência (P) instalada na usina é 59.500 kW. Cada bloco possui sua energia específica (E) e, portanto, a respectiva Taxa (T), em t/h (toneladas por hora), é calculada pela Equação (4):

$$T = P/E \quad (4)$$

O tempo de processamento individual (Tp), em horas, é calculado pela Equação (5).

$$Tp = M/T \quad (5)$$

A massa (M), em toneladas, é igual ao tamanho de cada bloco do modelo geológico 25 x 25 x 13 multiplicado pela densidade (d) *in situ* dada em toneladas por metro cúbico (t/m<sup>3</sup>).

Considerando energias específicas e diferentes densidades *in situ* para cada bloco, existem valores diferentes para os valores de M (massa do bloco) e T (taxa), o que impacta na distribuição da variável Tp (tempo de processamento) ao longo das litologias mineralizadas. Para medir e limitar o processamento anual máximo horário da usina (horas), foi adotado o seguinte regime anual de operação: 365 dias por ano, 24 horas por dia, e um rendimento operacional de 90%. Assim, o tempo de processamento global (TPG) é igual a 365 x 24 x 0,90 = 7.884 horas por ano. Foi carimbada a variável Tp no modelo, referente ao tempo de processamento de cada bloco dado em horas levando em conta sua litologia.

O benefício de cada bloco é calculado internamente pelo software Studio NPVS. As Equações (6) e (7) são os cálculos do benefício para blocos de minério e estéril, respectivamente.

$$Bmi = (Mb \ tFe \ Rfe \ PVFe) - (Mb \ (Cp + Cm)) \quad (6)$$

$$Bes = -(MbCm) \quad (7)$$

Onde: Bmi = valor dos blocos de minério (US\$); Mb = massa do bloco (t); tFe = teor de ferro (%); Rfe = recuperação de usina; PVFe = valor de venda do minério por tonelada (US\$/t); Cp = custo do processo (US\$/t); Cm = custo mina (US\$/t); Bes = valor dos blocos de estéril.





Durante o processo de sequenciamento, foram ajustados os parâmetros de acordo com os objetivos estabelecidos, como maximizar o valor presente líquido (VPL) e minimizar os custos operacionais. Foram desenvolvidos alguns cenários para encontrar a melhor configuração da cava, levando em consideração as restrições operacionais e financeiras. Para a análise comparativa, os resultados dos dois cenários foram avaliados em termos de quantidade de minério produzida.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

As Figuras 2 e 3 apresentam os resultados das otimizações e sequenciamentos dos cenários 1 e 2, respectivamente. No cenário 2, a massa de minério apresentou uma redução de 180 milhões de toneladas em comparação com o cenário 1, devido à utilização da recuperação variável por bloco. Além disso, o Life of Mine (LOM) no cenário 2 é dois anos maior, pois limitamos a capacidade produtiva da usina com base no tempo de processamento disponível.

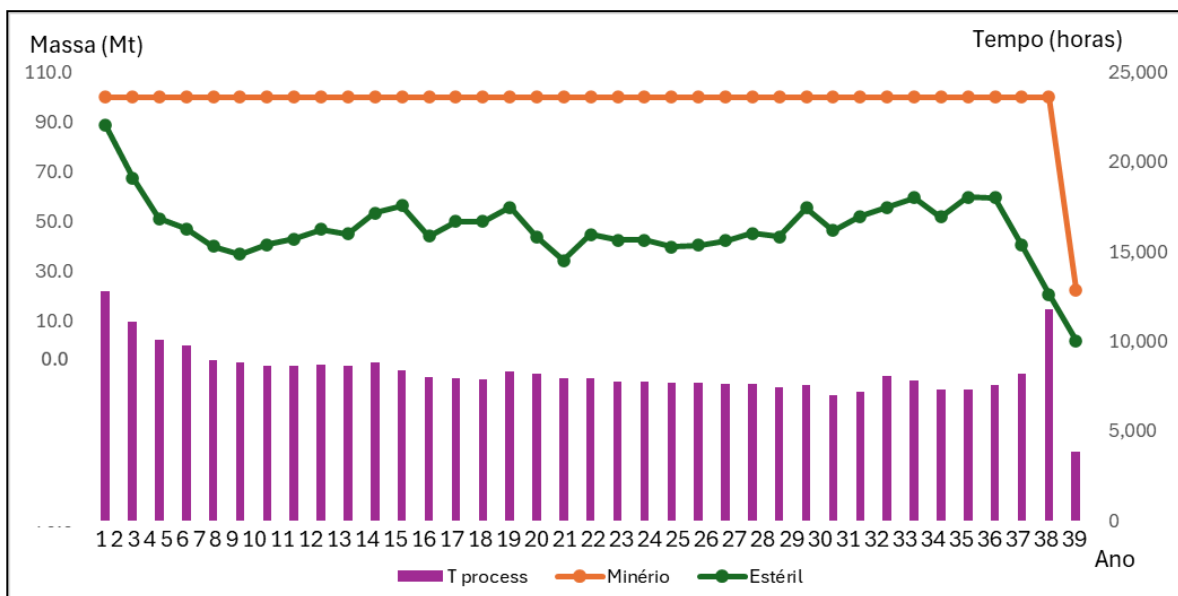


Figura 2: Gráfico de resultados do cenário 1.

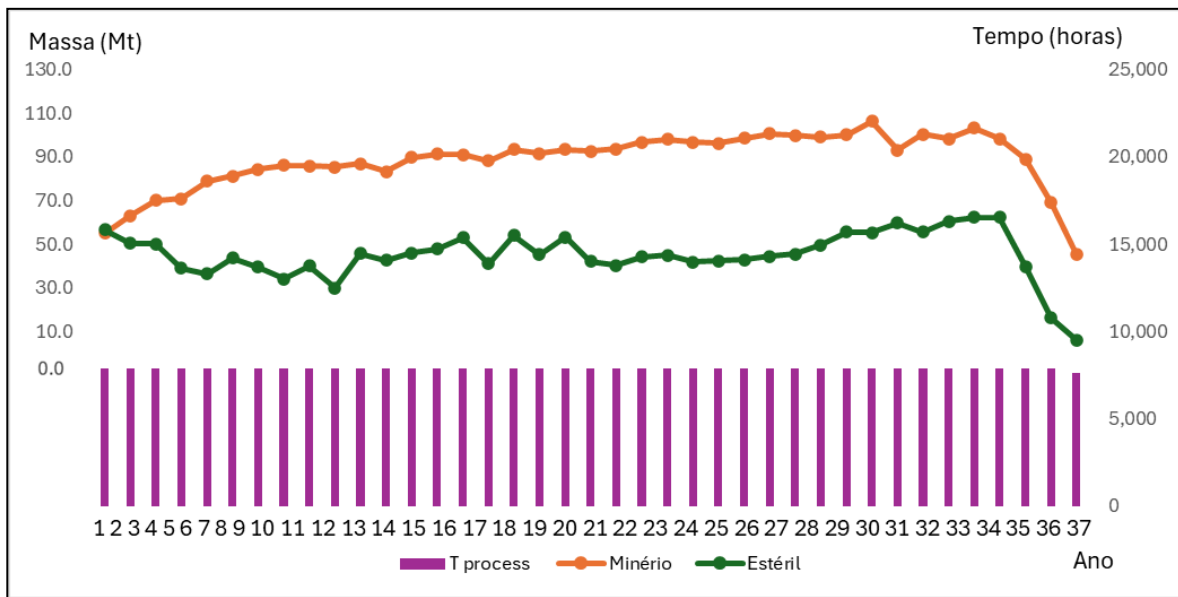


Figura 3: Gráfico de resultados do cenário 2.

A Figura 4 compara o tempo de processamento da usina e a alimentação da usina em massa. No cenário 1, sem considerar as variáveis geometalúrgicas, o tempo de processamento é variável, mas resulta em uma alimentação de minério constante. Por outro lado, no cenário 2, a alimentação da usina é limitada pela capacidade de processamento disponível, o que gera uma alimentação em massa variável.

O cenário 1 demonstra que os blocos lavrados nos anos iniciais possuem maior PPC e, conseqüentemente, maior energia específica, demandando mais tempo de processamento em comparação com os blocos localizados em profundidades maiores e sequenciados posteriormente.

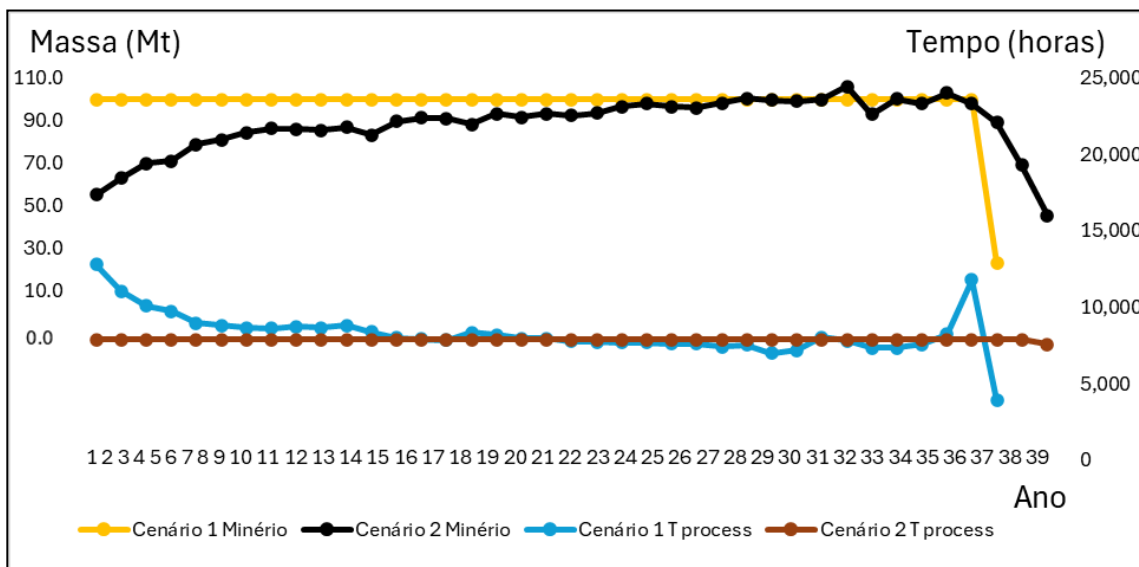


Figura 4: Gráfico comparativo das horas de processamento da usina entre os cenários 1 e 2.



O cenário 1 superestima a capacidade de produção nos anos iniciais, tornando o cenário 2 mais conservador nesse período.

Na análise comparativa entre os cenários que consideraram e não consideraram as variáveis geometalúrgicas, notou-se uma redução significativa de 5% na massa total de minério alimentada na usina, evidenciada na Figura 5. Esse resultado indica que a inclusão dessas variáveis no planejamento resultou em uma maior seleção dos blocos a serem processados, evitando a alimentação de material não viável e, portanto, melhorando a eficiência operacional do processo de beneficiamento.

Além disso, ao considerar as variáveis geometalúrgicas, foi observado um aumento de 5,4% no Life of Mine (LOM), como mostra a Figura 6. Esse acréscimo no LOM é altamente relevante, pois o cenário 1 é muito otimista e irreal, enquanto o cenário 2 é mais realista. Isso implica melhor previsibilidade econômica, pensando a longo prazo para a mineradora, além de contribuir para a estabilidade e o planejamento estratégico das operações.

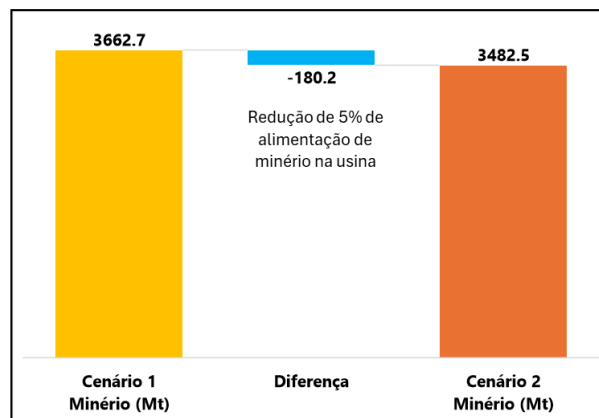


Figura 5: Gráfico comparativo da alimentação de usina total (em milhões de toneladas) entre os cenários 1 e 2.

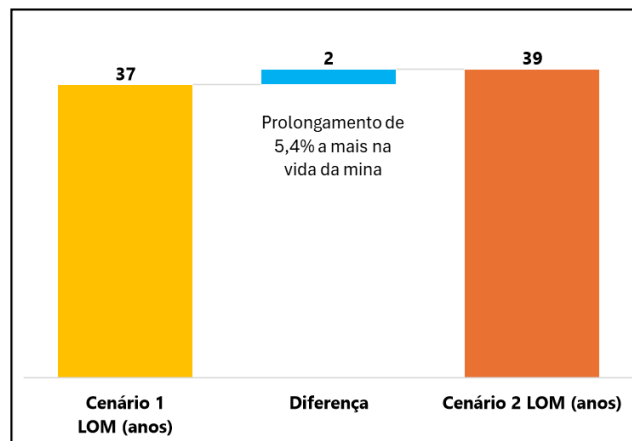
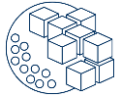


Figura 6: Gráfico comparativo do Life of Mine (LOM) em anos entre os cenários 1 e 2.



Essa abordagem também ressalta a necessidade de uma compreensão detalhada das propriedades geometalúrgicas do minério, como a mineralogia, granulometria, competência (tenacidade), energia específica, entre outros. Ao considerar as variáveis geometalúrgicas no sequenciamento de mina, é possível aprimorar tanto a qualidade do produto final quanto a eficiência operacional da planta de processamento.

## **4 CONCLUSÃO**

Ao comparar os dois cenários, podemos observar que a inclusão das variáveis geometalúrgicas no cenário 2 permite uma gestão mais eficiente dos recursos. Isso ocorre porque ajustar a alimentação da usina conforme a capacidade de processamento proporciona uma otimização do uso dos recursos disponíveis, resultando em um prolongamento do Life of Mine (LOM) e em uma variação na alimentação da usina que melhor reflete a realidade operacional.

A utilização da variável geometalúrgica de recuperação da usina reduziu em 180 milhões de toneladas a massa de minério viável para processamento, representando 5% de variação entre os cenários. Esta exclusão é crucial, pois evita a perda de tempo e recursos em materiais que não atenderiam aos requisitos de recuperação, melhorando assim a eficiência global do processo.

Além disso, a incorporação da energia específica, refletida no tempo de processamento, aumentou o LOM em dois anos, representando 5,4% de variação entre os cenários, garantindo maior aderência e proximidade à realidade operacional da alimentação da usina. Este ajuste permite uma operação mais sustentável e previsível, proporcionando uma base mais sólida para o planejamento de longo prazo, e previsões orçamentárias para o planejamento de curto prazo e médio prazo.

O sequenciamento de minas de minério de ferro no Quadrilátero Ferrífero, por meio da incorporação de variáveis geometalúrgicas, constitui um campo de pesquisa vital no setor da mineração. Essa abordagem pode influenciar significativamente a previsibilidade de um projeto, tornando as metas de produção mais realistas e confiáveis. Para as mineradoras, a incorporação dessas variáveis no planejamento de mina pode levar a decisões mais informadas e estratégicas, aumentando a eficiência operacional e reduzindo os riscos associados à variabilidade do minério.

Do ponto de vista do planejador de mina, esta metodologia permite um planejamento mais robusto e alinhado com a realidade operacional. Ao considerar as características geometalúrgicas, o planejador pode prever com maior precisão os desafios e necessidades do processo de mineração, resultando em um cronograma de produção mais eficiente e alinhado com a capacidade real da usina.

A inclusão de variáveis geometalúrgicas no sequenciamento de mina melhora a eficiência, aumenta a precisão das metas de produção e prolonga a vida útil da mina, oferecendo uma abordagem mais realista e sustentável para o planejamento de operações de mineração.

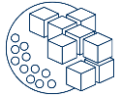


## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Datamine pelo fornecimento das licenças necessárias para realizar este trabalho e a mineradora Samarco pela disponibilização de sua base de dados para o desenvolvimento da pesquisa.

## REFERÊNCIAS

- Both, C., & Dimitrakopoulos, R. (2023). Integrating geometallurgical ball mill throughput predictions into short-term stochastic production scheduling in mining complexes. *International Journal of Mining Science and Technology*, 33(2), 185–199. <https://doi.org/10.1016/j.ijmst.2022.10.001>
- Carrasco, P., Chilès, J. P., & Séguet, S. A. (2008, December 1–5). Additivity, metallurgical recovery and grade. *Proceedings of the 8th International Geostatistics Congress*, Santiago, Chili.
- Deutsch, J. L. (2015). *Multivariate spatial modeling of metallurgical rock properties* [PhD Thesis, University of Alberta]. [https://era.library.ualberta.ca/items/36c9bbbb-9ca6-47c5-b67a-c3e4660410f8/view/6d4cc53a-7691-4be4-9832-d4e58660dc29/Deutsch\\_Jared\\_L\\_201512\\_PhD.pdf](https://era.library.ualberta.ca/items/36c9bbbb-9ca6-47c5-b67a-c3e4660410f8/view/6d4cc53a-7691-4be4-9832-d4e58660dc29/Deutsch_Jared_L_201512_PhD.pdf)
- Hustrulid, W., & Kuchta, M. (2006). *Open pit mine planning & design: Fundamentals* (Vol. 1) (2nd ed., revised). Taylor & Francis.
- Lerchs, H., & Grossmann, I. F. (1964, May 27–29). Optimum design of open pit mines. *Proceedings of the Joint CORS and ORSA Conference*, Montreal, Canada (pp. 17–24).
- Lishchuk, V. (2016). *Geometallurgical programs—Critical evaluation of applied methods and techniques* [PhD Thesis, Luleå University of Technology]. [https://www.researchgate.net/publication/304539213\\_Geometallurgical\\_programs\\_-\\_critical\\_evaluation\\_of\\_applied\\_methods\\_and\\_techniques](https://www.researchgate.net/publication/304539213_Geometallurgical_programs_-_critical_evaluation_of_applied_methods_and_techniques)
- Mata, J. F. C., Nader, A. S., & Mazzinghy, D. B. (2022). Inclusion of the geometallurgical variable specific energy in the mine planning using direct block scheduling. *Tecnol Metal Mater Min*, 19, e2677. DOI:10.4322/2176-1523.20222677
- McKee, D. J. (2013). *Understanding Mine to Mill*. The Cooperative Research Centre for Optimising Resource Extraction (CRC ORE). <https://www.911metallurgist.com/C/What-is-mine-to-mill.pdf>
- Poniewierski, J. (2019). *Block model knowledge for mining engineers—An introduction* (Deswik Technical Report). Deswik. DOI:10.13140/RG.2.2.11503.69281
- Rodrigues, R. S., Bonfioli, L. E., Mapa, P. S., & Pinto, L. A. (2014, September 15–18). Development of a mathematical model to determine the grinding energy requirement of the iron ore reserve of SAMARCO Mineração S.A. *Proceedings of the 44th Seminar on Reduction of Iron Ore and Raw Materials*, Belo Horizonte, Brazil, 5093–5105. DOI 10.5151/2594-357X-25408



- 
- Wheaton Precious Metals. (2019). *Technical report—Salobo III expansion. Salobo Copper-Gold Mine, Carajás, Pará State, Brazil.* [https://s21.q4cdn.com/266470217/files/doc\\_downloads/2020/03/Salobo-Technical-Report-FINAL.pdf](https://s21.q4cdn.com/266470217/files/doc_downloads/2020/03/Salobo-Technical-Report-FINAL.pdf)
- Whittle, D., Whittle, J., Wharton, C., & Hall, G. (2005). *Strategic mine planning* (8th ed.). Gemcom Software International Inc. [https://www.researchgate.net/profile/David-Whittle/publication/272494349\\_Strategic\\_Mine\\_Planning/links/5c1192b7299bf139c7548042/Strategic-Mine-Planning.pdf?\\_tp=eyJjb250ZXh0ljp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uliwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uln19](https://www.researchgate.net/profile/David-Whittle/publication/272494349_Strategic_Mine_Planning/links/5c1192b7299bf139c7548042/Strategic-Mine-Planning.pdf?_tp=eyJjb250ZXh0ljp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uliwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uln19)



## MODELO GEOMETALÚRGICO PARA PREVISÃO DE RECUPERAÇÃO METALÚRGICA DE COBRE DE UMA PILHA DE ESTOQUE DE BAIXO TEOR

G. A. SANTOS JR.<sup>\*,1,2</sup> G. J. EVANGELISTA<sup>1</sup>, A. A. MOREIRA<sup>1</sup>, P. B. CASAGRANDE<sup>2</sup>, D. B. MAZZINGHY<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Lundin Mining

<sup>2</sup>Curso de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas (CPGEM) - UFMG  
[geraldosantos@ufmg.br](mailto:geraldosantos@ufmg.br)\*

### RESUMO

Os modelos geometalúrgicos visam prever variáveis importantes para um depósito mineral, como a recuperação metalúrgica e a produtividade. Neste estudo, foi desenvolvido um modelo geometalúrgico para prever a recuperação metalúrgica de cobre de uma pilha de estoque de baixo teor. Foi conduzida a sondagem da pilha de estoque, totalizando 52 furos com um comprimento médio de 40 metros. As amostras coletadas nos furos foram preparadas, quarteadas, submetidas a análise química, ensaios de moagem e ensaios de flotação em bancada. Técnicas como matriz de correlação, regressão linear multivariada e agrupamento foram aplicadas com o objetivo de desenvolver um modelo geometalúrgico de previsão para a variável de recuperação metalúrgica. Com um coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 55,4%, o modelo desenvolvido explica parcialmente a variabilidade na recuperação metalúrgica através da razão cobre solúvel/cobre total, teor de cobre (%) e teor de enxofre (%).

**PALAVRAS-CHAVE:** Geometalurgia, Modelagem, Recuperação metalúrgica, Pilha de estoque.

### ABSTRACT

Geometallurgical models aim to predict important variables for a mineral deposit, such as metallurgical recovery and productivity. In this study, a geometallurgical model was developed to predict the metallurgical recovery of copper from a low-grade stockpile. Drilling of the stockpile was conducted, totaling 52 holes with an average length of 40 meters. Samples collected from the drill holes were prepared, quartered, subjected to chemical analysis, grinding tests, and bench-scale flotation tests. Techniques such as correlation matrix, multivariate linear regression, and clustering were applied in order to develop a geometallurgical prediction model for the metallurgical recovery variable. With a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 55.4%, the developed model partially explains the variability in metallurgical recovery through soluble copper/total copper ratio, copper grade (%), and sulfur grade (%).

**KEYWORDS:** Geometallurgy, Modeling, Metallurgical recovery, Stockpile.





## 1 INTRODUÇÃO

### 1.1 Geometalurgia

A geometalurgia é uma abordagem multidisciplinar que visa integrar informações geológicas, mineralógicas e metalúrgicas e produzir modelos espaciais preditivos e quantitativos (Lishchuk, 2016). A aplicação dos modelos geometalúrgicos permite maior previsibilidade de variáveis de um depósito.

A inserção desses modelos preditivos nos modelos de blocos faz com que o valor do bloco leve em consideração a performance metalúrgica em planta e, conseqüentemente, gera um melhor aproveitamento dos recursos e reservas minerais.

Criar modelos preditivos torna-se ainda mais desafiador quando se trata de minérios armazenados em pilhas de estoque. Nesse cenário, é crucial levar em consideração os efeitos da oxidação decorrentes do tempo de armazenamento, os quais podem afetar significativamente o desempenho metalúrgico.

### 1.2 Estudo de caso

A Mina Chapada, pertencente à empresa canadense de mineração de metais básicos Lundin Mining, é uma mina de cobre-ouro localizada na cidade de Alto Horizonte/GO. A planta da Mina Chapada possui uma capacidade nominal de processamento de 24 milhões de toneladas, tendo produzido no ano de 2023 45,7 toneladas de cobre metálico e 59,2 mil onças de ouro.

O minério cupro-aurífero presente na Mina Chapada é constituído por uma associação de sulfetos, principalmente representada por calcopirita e pirita, além de magnetita, hematita, ilmenita e rutilo subordinados. Destes, a calcopirita representa o único mineral de minério portador de cobre. A mineralização ocorre predominantemente de maneira disseminada, ao longo de planos de foliação ou superfícies axiais, e ocasionalmente nas charneiras de dobras ou em fraturas (Kwong, 2019).

Desde o início da operação da Mina Chapada, em 2007, minérios de teores intermediários são estocados em pilhas de minério de baixo teor para serem retomados no final da vida útil da mina. Atualmente, a Mina Chapada contempla 130 milhões de toneladas de minérios estocados, a serem processados ao longo da vida útil da mina, com um teor médio de cobre em 0,22% e ouro em 0,145 g/t. A Figura 1 mostra a localização da cidade de Alto Horizonte no mapa do estado de Goiás.

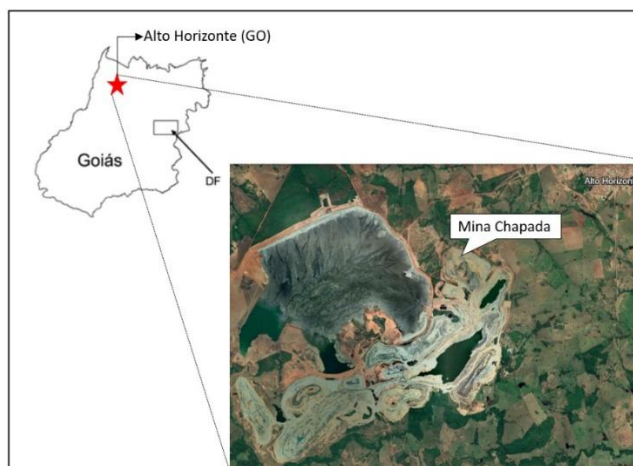


Figura 1: Mapa de localização da Mina Chapada.

### 1.3 Objetivo

O objetivo deste estudo foi desenvolver um modelo geometalúrgico para previsão de recuperação metalúrgica de cobre de uma pilha de estoque de baixo teor.

## 2 ANÁLISE DE DADOS

Nesta seção serão apresentadas as diversas técnicas utilizadas durante a pesquisa.

### 2.1 Matriz de correlação

Correlações indicam a magnitude de associação que duas variáveis possuem. É uma métrica simétrica; isto quer dizer que a correlação entre a variável resposta e as variáveis predecessoras é de igualdade, independente da ordem realizada. A correlação medida refere-se a uma associação linear entre variáveis, não avaliando relações não lineares entre elas. A matriz de correlação é utilizada para iniciar a análise estatística dos dados históricos dos diversos universos estudados, identificando visualmente as variáveis envolvidas no estudo que se relacionam entre si.

Vieira e Costa (2015) utilizaram da matriz de correlação para verificar quais litologias geometalúrgicas melhor se correlacionam com a variável recuperação metalúrgica. No estudo em questão, utilizou-se de todas as variáveis disponíveis no banco de dados para investigar quais possuíam maiores correlações com a variável recuperação metalúrgica.

### 2.2 Regressão linear multivariada

A regressão linear multivariada tem sido amplamente utilizada quando se necessita prever o comportamento de uma variável resposta com base em um conjunto de variáveis preditoras, geralmente não aleatórias. A variável resposta  $Y$  pode estar relacionada à variável independente  $k$  através da Equação (1):



$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + \epsilon \quad (1)$$

Este modelo descreve um hiperplano no espaço k-dimensional das variáveis regressoras  $\{x_j\}$ . O parâmetro  $\beta_j$  representa a mudança esperada na variável resposta  $Y$  por mudança unitária em  $x_j$  quando todos os regressores restantes  $x_i$  ( $i \neq j$ ) são mantidos constantes (Montgomery & Runger, 2003).

Compan, Pizarro e Videla (2015) utilizaram regressão linear multivariada para desenvolver um modelo geometalúrgico visando prever a variável de recuperação metalúrgica com base em análises mineralógicas, químicas e  $P80$ . O modelo desenvolvido mostrou resultados promissores. Ao validar a resposta do modelo na planta com dados obtidos ao longo de sete meses de operação, alcançaram um coeficiente de correlação de 89,7% e um erro absoluto médio de 2,75%.

### 2.3 Agrupamento (Clusterização)

O agrupamento por K-means é uma técnica de agrupamento de dados semelhantes em grupos (*clusters*) que contêm características específicas e similaridades entre os dados diversos. Essa técnica visa escolher grupos de amostras para minimizar a variação existente entre os grupos (Jansson et al., 2022).

A aplicação da técnica de agrupamento por K-means no tema de geometalurgia é ampla. Andrade (2019) aplicou essa técnica visando subdividir um banco de dados de resultados de análise química, para que em seguida desenvolver modelos geometalúrgicos de diferentes classes.

O número de componentes principais a serem selecionados para inclusão na classificação de agrupamento K-means pode ser baseado na regra de Kaiser-Guttman (Kaiser, 1960, 1992).

## 3 MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.1 Protocolos de amostragem

Uma campanha de amostragem foi realizada com o intuito de aumentar o nível de confiança dos teores das pilhas de minério estocados. A pilha amostrada contém aproximadamente 9 milhões de toneladas em um volume total de  $16.200 \text{ m}^3$ .

Para a coleta das amostras utilizou-se de uma perfuratriz sônica. A sonda sônica emprega o uso da energia ressonante de alta frequência gerada para avançar um barrilete na direção do furo. Durante a perfuração, a energia ressonante é transferida pela coluna de perfuração até a face da broca em várias frequências sônicas (Burris, 2017).

No total foram realizados 52 furos de sondagem, com comprimento médio de 40 metros (mínimo: 30 metros; máximo: 60 metros). Na Figura 2 é apresentada uma vista em perfil da pilha sondada e os furos realizados.

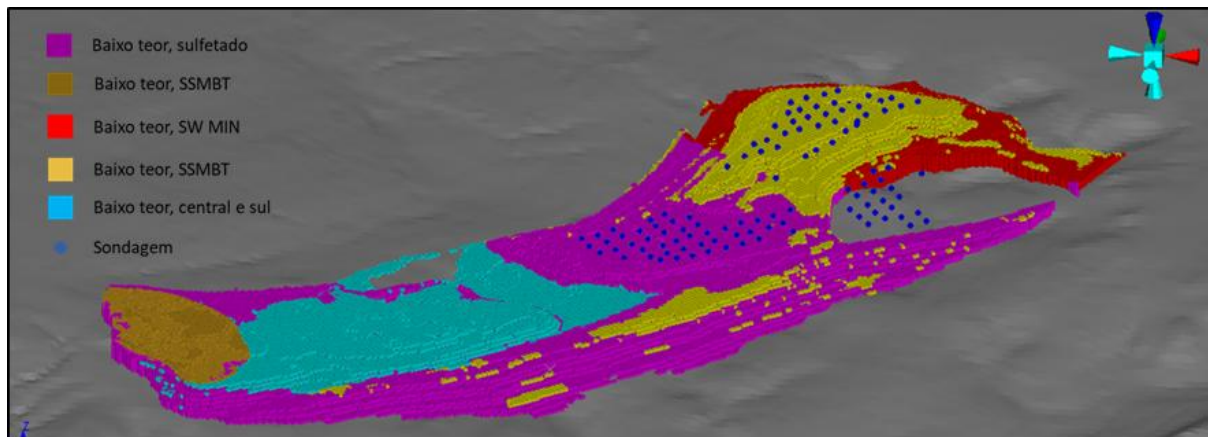


Figura 2: Vista da pilha de baixo teor com os locais de perfuração e rastreamento da origem do minério.

As amostras foram destinadas ao laboratório de processos para o início das etapas de preparação.

### 3.2 Preparação das amostras

Foram enviadas ao laboratório amostras de cada furo, selecionadas metro a metro. As amostras foram inicialmente britadas abaixo de 3,36mm através de uma etapa de britagem primária em britador de mandíbulas e britagem secundária em britador de rolos, em circuito fechado, garantindo a granulometria desejada. Posteriormente, as amostras britadas foram agrupadas de 5 em 5 metros (exemplo: agrupou-se as amostras do furo 44, de 0-1; 1-2; 2-3; 3-4 e 4-5), conforme exemplo apresentado na Figura 3.

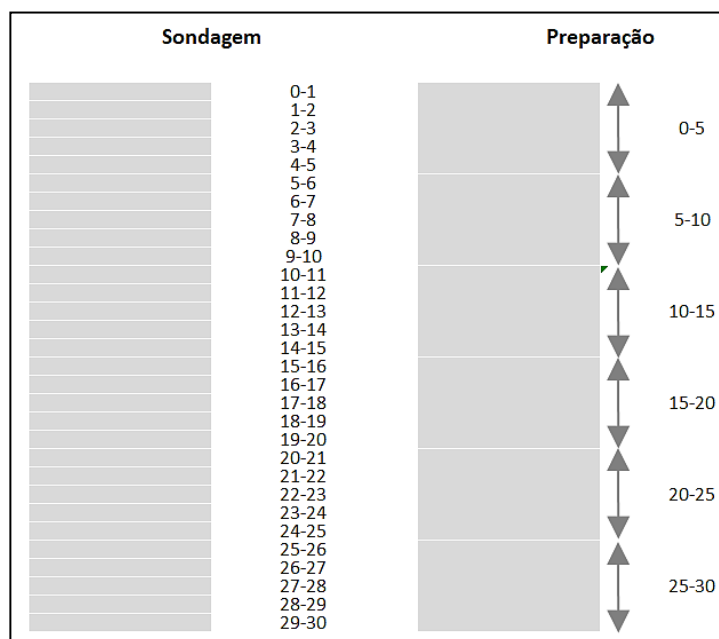
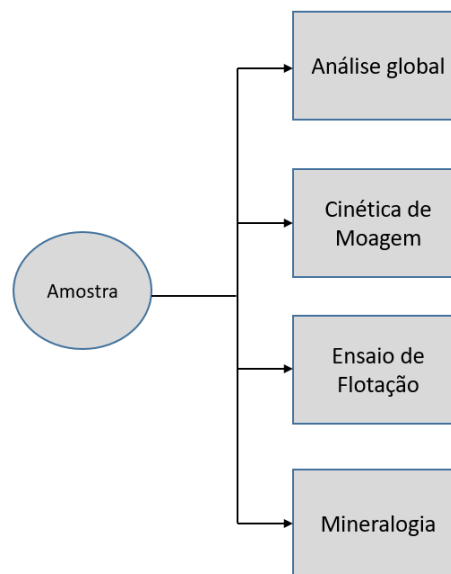


Figura 3: Preparação de amostras – Agrupamento.

Em seguida, as amostras foram homogeneizadas e quarteadas separando alíquotas para a determinação da composição química global, e a realização de ensaios de cinética de moagem e ensaios de flotação. Algumas amostras foram selecionadas, de forma aleatória, para serem realizadas as análises mineralógicas.

Na Figura 4 é apresentado o fluxograma de ensaios aos quais as amostras foram submetidas.



**Figura 4: Preparação de amostras – Quarteamento.**

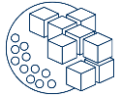
### 3.3 Caracterização das amostras

As amostras de cabeça foram submetidas as análises químicas para os elementos cobre, ouro, enxofre, ferro e chumbo. Parte das amostras foram submetidas a análise de cobre solúvel. As amostras de concentrado e rejeito geradas nos ensaios de flotação foram submetidas a análise química para os elementos cobre, ouro, enxofre, ferro, chumbo.

Na Tabela 1 é apresentado o número de amostras que foram submetidas a cada uma das diferentes formas de caracterização.

**Tabela 1: Caracterização das amostras.**

<b>Caracterização</b>	<b>Número de amostras</b>	<b>Informação obtida</b>
Análise química global (Cu, Au, S, Fe, Pb)	808 amostras (100%)	Teor de cabeça (Cu, Au, S, Fe e Pb)
Análise química global (Cobre solúvel)	69 amostras (8,5%)	Teor de cabeça (Cu solúvel e Cu solúvel/Cu total)



Caracterização	Número de amostras	Informação obtida
Cinética de moagem	808 amostras (100%)	Tempo de moagem e energia específica para P80 em 300 um
Flotação em bancada	808 amostras (100%)	Recuperação Metalúrgica para cobre e ouro

### 3.3.1 Análise química global

As análises das amostras de cabeça e a análise dos produtos dos ensaios de flotação foram realizadas para cobre, ouro, enxofre, ferro e chumbo. As análises de cobre total, ferro e chumbo foram realizadas por digestão ácida seguida por determinação em Espectrofotometria de Absorção Atômica (EAA).

O ouro foi analisado através do método *fire assay*, que envolve a fundição da amostra com agentes fundentes. Nesse método, o óxido de chumbo presente no fundente é reduzido a chumbo metálico pelo carbono do amido de milho. O chumbo fundido se junta ao botão de ouro no fundo do cadinho, enquanto a escória é formada na superfície. Após a copelação para remover o chumbo, uma pérola de prata metálica, contendo ouro, é obtida. A prata é então removida por dissolução ácida, deixando uma esponja de ouro para análise por EAA.

O enxofre foi analisado através da combustão da amostra em forno e em seguida foi realizada a leitura do comprimento de onda através do equipamento LECO S144DR.

### 3.3.2 Análise de cobre solúvel

A análise do cobre solúvel em ácido (Sol. Cu) foi realizada misturando 1 g de amostra de minério com 50 mL de ácido cítrico 1 M, e a mistura foi agitada a 130 rpm por 1 h. Todo o volume foi ajustado para 100 mL através da adição de água. A mistura foi filtrada em papel filtro com diâmetro de poro de 1 µm. O teor de cobre solúvel do material retido no filtro foi medido por EAA. A estimativa do grau de oxidação do cobre presente no minério foi feita com base na razão entre cobre solúvel em ácido e o cobre total, conforme apresentado na Equação (2).

$$\text{Grau de oxidação do cobre} = 100 \times \frac{\text{Cobre Soluvel}}{\text{Cobre Total}} \quad (2)$$

Tanaka et al. (2021) utilizaram dos valores de grau de oxidação, calculado através da razão cobre solúvel/cobre total, como uma das variáveis presentes em um modelo geometalúrgico para previsão de recuperação metalúrgica para cobre. Os resultados dos testes de flotação mostraram que o aumento do grau de oxidação influenciou negativamente a recuperação de cobre e molibdênio.



### 3.4 Ensaio de cinética de moagem e flotação em bancada

O primeiro ensaio realizado para cada amostra consistiu em definir o tempo de moagem para o atingimento de um P80 em 300 micrômetros, granulometria adotada na etapa de concentração da planta da Mina Chapada. Para isso, dois ensaios de moagem foram realizados nos tempos de 5 e 10 minutos. Para cada ensaio, as amostras foram peneiradas nas malhas de 1600, 840, 420, 300, 180, 149, 10, 74, 53 e 44 micrômetros, e o P80 então foi calculado. A partir disso foi plotado um gráfico correlacionando os valores de P80 com os dois tempos de moagem e definida a equação que relaciona o tempo de moagem com o P80. Então, através da equação, foi definido o tempo requerido para o atingimento de um P80 em 300 micrometros.

Após definidos os tempos de moagem para cada amostra, foram realizados ensaios de flotação em bancada visando identificar a recuperação metalúrgica para cobre e ouro, em triplicata.

Os parâmetros adotados nos ensaios de moagem e flotação são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Parâmetros dos ensaios de moagem e flotação.

Parâmetros dos ensaios de moagem			Parâmetros dos ensaios de flotação		
Parâmetros	Unidade	Valor	Parâmetros	Unidade	Valor
Diâmetro interno	mm	220	pH	-	10,5
Comprimento	mm	330	Tempo de condicionamento	s	90
Rotação	rpm	60	Tempo de flotação	s	360
% da velocidade crítica	%	66,5	P80	micrometros	300
Barra - Quantidade	-	33	Massa seca por teste	kg	1,6
Barra - Diâmetro	mm	10	% de sólidos	%	33
Barra - Comprimento	mm	290	Dosagem - Amil Xantato	g/t	15
% de sólidos	%	61,5	Dosagem - Ditiofosfato	g/t	20
			Dosagem - Polipropilenoglicol	g/t	20
			Dosagem - MIBC	g/t	20

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados e discussões são divididos em duas etapas. A primeira etapa consistiu em analisar os resultados utilizando do banco de dados completo, composto pelos resultados de análise química global (Cu, Au, Pb, S e Fe) e recuperação metalúrgica para cobre e ouro. Em seguida, foi realizada uma análise dos resultados de





um banco de dados simplificado, contendo os resultados de análise química global (Cu, Au, Pb, S e Fe) e a análise química de cobre solúvel, contemplando 69 amostras.

#### 4.1 Banco de dados completo

Os dados que compuseram o banco de dados foram: teor de cobre (%), teor de ouro (g/t), teor de enxofre (%), teor de ferro (%), teor de chumbo (%) e recuperação metalúrgica para cobre (%).

Na Figura 5 são apresentados os resultados da análise de correlação entre a variável recuperação metalúrgica para cobre e as demais variáveis disponíveis no banco de dados.

	Au (g/t)	Pb (%)	Cu (%)	Fe (%)	S (%)	RM Cu (%)
Au (g/t)	1	0.139	0.809	-0.036	-0.201	-0.028
Pb (%)	0.139	1	0.139	-0.057	-0.006	0.021
Cu (%)	0.809	0.139	1	0.023	-0.112	-0.005
Fe (%)	-0.036	-0.057	0.023	1	0.318	-0.216
S (%)	-0.201	-0.006	-0.112	0.318	1	0.388
RM Cu (%)	-0.028	0.021	-0.005	-0.216	0.388	1

Figura 5: Matriz de correlação, banco de dados completo.

Nota-se uma baixa correlação de todas as variáveis analisadas, tendo uma maior correlação, mesmo que insignificante, para as variáveis teor de ferro (%) e teor de enxofre (%).

A regressão multivariada foi aplicada, obtendo-se assim a Equação (3).

$$\begin{aligned} \text{Rec. Cu (\%)} = & 73,246 + 5,794 * \text{Au} \left( \frac{\text{g}}{\text{t}} \right) - 16,827 * \text{Pb (\%)} + 5,940 \\ & * \text{Cu (\%)} - 7,868 * \text{Fe (\%)} + 10,367 * \text{S (\%)} \end{aligned} \quad (3)$$

Na Tabela 3 são apresentados os indicadores estatísticos do modelo desenvolvido.



Tabela 3: Indicadores estatísticos do modelo multivariável da Equação 2.

Estatística de regressão		
Variável	Significado	Valor
Observações	Número total de amostras	808
R múltiplo	Parâmetro usado em modelos de regressão para medir a proporção da variabilidade total na resposta contabilizada por um modelo de regressão múltipla	0,54
R-Quadrado	Parâmetro usado em modelos de regressão para medir a proporção da variabilidade total na resposta contabilizada por um modelo	0,28
R-quadrado ajustado	Valor de R-quadrado ajustado em função do número de variáveis independentes (preditoras) presente nos modelos	0,28
Erro padrão	Desvio padrão da distribuição amostral do estimador de um parâmetro	5,96

Utilizando dos dados do banco de dados completo, adotou-se a regra de Guttman (baseada na análise da redução percentual da inércia dentro do *cluster* ao adicionar mais *clusters*), para avaliar o número ideal de *clusters*. O resultado foi que o número de *clusters* que fornece a maior redução percentual de inércia dentro do *cluster* (38,58%) é de 2 *clusters*. Com isso, foi feita a clusterização para duas classes.

Na Figura 6 é apresentado um *boxplot* das recuperações metalúrgicas para cobre para cada um dos *clusters* gerados.

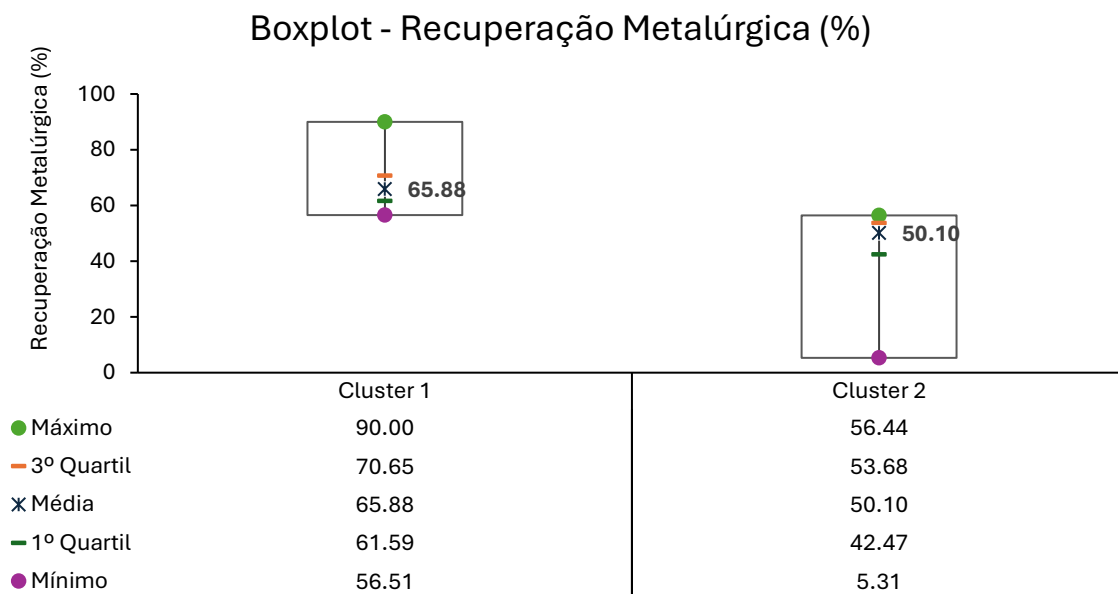


Figura 6: *Boxplot*, Recuperação Metalúrgica Cu – Clusterização em duas classes



Nota-se que através do agrupamento foi possível identificar duas classes com performance distinta.

#### 4.2 Banco de dados simplificado

Na Figura 5 é apresentado os resultados da análise de correlação entre a variável recuperação metalúrgica com as demais variáveis disponíveis no banco de dados. Nota-se uma correlação intermediária da variável recuperação metalúrgica com as variáveis: cobre solúvel (%) e razão cobre solúvel/cobre total.

	Au (g/t)	Pb (%)	Cu (%)	Fe (%)	S (%)	Cu S (%)	Cu S / Cu T	RM Cu (%)
Au (g/t)	1	0.349	0.913	-0.174	-0.240	0.614	0.201	-0.295
Pb (%)	0.349	1	0.333	-0.134	-0.082	0.162	-0.017	-0.394
Cu (%)	0.913	0.333	1	-0.165	-0.263	0.707	0.251	-0.339
Fe (%)	-0.174	-0.134	-0.165	1	0.805	-0.294	-0.225	0.244
S (%)	-0.240	-0.082	-0.263	0.805	1	-0.350	-0.202	0.282
Cu S (%)	0.614	0.162	0.707	-0.294	-0.350	1	0.817	-0.669
Cu S / Cu T	0.201	-0.017	0.251	-0.225	-0.202	0.817	1	-0.686
RM Cu (%)	-0.295	-0.394	-0.339	0.244	0.282	-0.669	-0.686	1

Figura 7: Matriz de correlação, banco de dados simplificado.

A regressão multivariada foi aplicada, obtendo-se assim a Equação (4).

$$Rec. Cu (\%) = 63,32 - 145,3 * \left(\frac{CuS}{CuT}\right) (\%) + 2,85 * S (\%) - 164,3 * Cu(\%)^2 \quad (4)$$

Na Figura 8 é apresentado um comparativo entre a recuperação metalúrgica real e a recuperação metalúrgica calculada através do modelo apresentado na Equação 4.

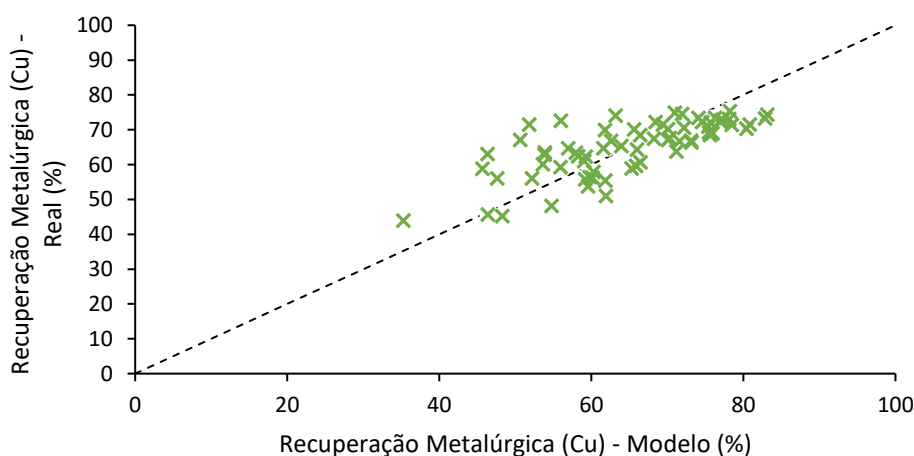


Figura 8: Gráfico de dispersão (Recuperação Metalúrgica real vs. Recuperação Metalúrgica modelo).



Na Tabela 4 são apresentados os indicadores estatísticos do modelo desenvolvido.

**Tabela 4: Indicadores estatísticos do modelo de regressão multivariado da Equação 4.**

<b>Estatística de regressão</b>		
<b>Variável</b>	<b>Significado</b>	<b>Valor</b>
Observações	Número total de amostras	69
R múltiplo	Parâmetro usado em modelos de regressão para medir a proporção da variabilidade total na resposta contabilizada por um modelo de regressão múltipla	0,74
R-Quadrado	Parâmetro usado em modelos de regressão para medir a proporção da variabilidade total na resposta contabilizada por um modelo	0,55
R-quadrado ajustado	Valor de R-quadrado ajustado em função do número de variáveis independentes (preditoras) presente nos modelos	0,54
Erro padrão	Desvio padrão da distribuição amostral do estimador de um parâmetro	7,17

## **5 CONCLUSÕES**

Por meio do método de agrupamento, foi possível identificar dois domínios diferentes referentes à recuperação metalúrgica: um com alta recuperação e outro com baixa recuperação. A análise do grau de oxidação, calculado pela razão cobre solúvel/cobre total, demonstrou a maior correlação com a recuperação metalúrgica, entre todas as variáveis consideradas.

Apesar da complexidade em definir um modelo geometalúrgico para os minérios presentes na pilha, a pesquisa resultou no desenvolvimento de um modelo com um coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 54%, explicando parcialmente a variabilidade na recuperação metalúrgica. Esse modelo considerou variáveis como o teor de cobre, teor de enxofre e a razão cobre solúvel/cobre total.

Sugere-se que investigações futuras considerem informações adicionais, como o ano de empilhamento e a mineralogia, visando aprimorar ainda mais o modelo de recuperação metalúrgica e sua robustez. Esse tipo de estudo é fundamental para otimizar processos e melhor o aproveitamento dos recursos e reservas minerais.

## **REFERÊNCIAS**

- Andrade, L. B. (2019). *Modelagem e previsão da recuperação metalúrgica para a mina de Serra do Salitre* [Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Ouro Preto].
- Burris, J. (2017). "How Sonic Drilling Works". Boartlongyear.com. <https://www.boartlongyear.com/insite/sonic-drilling-works/>



- Compan, G., Pizarro, E., & Videla, A. (2015). Geometallurgical model of a copper sulphide mine for long-term planning. *The Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 115(6), 549–556.
- Jansson, N. F., Allen, R. L., Skogsmo, G., & Tavakoli, S. (2022). Principal component analysis and K-means clustering as tools during exploration for Zn skarn deposits and industrial carbonates, Sala area, Sweden. *Journal of Geochemical Exploration*, 233. DOI:10.1016/j.gexplo.2021.106909
- Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educ. Psychol. Meas.*, 20(1), 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Kaiser, H.F. (1992). On Cliff's formula, the Kaiser-Guttman rule, and the number of factors. *Percept. Mot. Skills*, 74(2), 595–598. <https://psycnet.apa.org/doi/10.2466/PMS.74.2.595-598>
- Kwong, L. (2019). *Caracterização petrográfica dos litotipos e da alteração hidrotermal do alvo Baru, depósito Cu-Au de Chapada, Alto Horizonte (GO)* [Trabalho de conclusão de curso, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho].
- Lishchuk, V. (2016). Geometallurgical Programs: critical evaluation of applied methods and techniques. [PhD Thesis, Luleå University of Technology]. [https://www.researchgate.net/publication/304539213\\_Geometallurgical\\_programs\\_-\\_critical\\_evaluation\\_of\\_applied\\_methods\\_and\\_techniques](https://www.researchgate.net/publication/304539213_Geometallurgical_programs_-_critical_evaluation_of_applied_methods_and_techniques)
- Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2003). *Applied Statistics and Probability for Engineers* (3rd ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Tanaka, Y.; Miki, H.; Suyantara, G.P.W.; Aoki, Y.; & Hirajima, T (2021). Mineralogical Prediction on the Flotation Behavior of Copper and Molybdenum Minerals from Blended Cu–Mo Ores in Seawater. *Minerals*, 11(8), 869. <https://doi.org/10.3390/min11080869>
- Vieira, M., & Costa, J. F. C. L. (2016). Geometallurgical modelling to help in predicting zinc metallurgical recovery. *Proceedings of the 24th World Mining Congress: Mining in a World of Innovation*.