



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MINAS



DAVI ARANTES SILVA

**MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREVISÃO DE *OVERBREAK*
EM ESCAVAÇÕES SUBTERRÂNEAS DE DESENVOLVIMENTO**

Ouro Preto - MG

2024

DAVI ARANTES SILVA

**MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA PARA PREVISÃO DE *OVERBREAK*
EM ESCAVAÇÕES SUBTERRÂNEAS DE DESENVOLVIMENTO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Minas.

Área de concentração: Lavra de Minas

Orientador: Prof. Dr. José Margarida da Silva



FOLHA DE APROVAÇÃO

Davi Arantes Silva

Modelo de regressão linear múltipla para previsão de *overbreak* em escavações subterrâneas de desenvolvimento

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Minas da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Minas

Aprovada em 26 de agosto de 2024

Membros da banca

Doutor - José Margarida da Silva - Orientador(a)- Universidade Federal de Ouro Preto
Doutora - Rita de Cássia Pedrosa Santos - Universidade Federal de Ouro Preto
Doutora - Caroline Belisario Zorzal- Universidade Federal de Mato Grosso

José Margarida da Silva, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 28/08/2024



Documento assinado eletronicamente por **Jose Margarida da Silva, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 28/08/2024, às 15:33, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0768189** e o código CRC **24FEB8D3**.

*A minha mãe Mônica Arantes, meu irmão
Cassiano Arantes, meu padrasto Daniel Alves e
avós maternos Francisca Arantes e Silvio
Arantes.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a minha mãe Mônica, ao meu irmão Cassiano, ao meu padrasto Daniel, aos meus avós maternos Francisca e Silvio (*in memoriam*) e aos meus avós paternos Lourdes (*in memoriam*) e Carlos por todo amor, dedicação e confiança depositados em mim até esse momento. Também por meio de exemplos demonstrando a importância do estudo, respeito, honestidade, determinação e persistência na vida.

A toda minha família pelas vibrações positivas e reconhecimento, em especial à minha madrinha Simone, meu padrinho Vitor, e ao meu pai Júlio, que mesmo distante sempre estiveram presentes.

A todos os professores da Universidade Federal de Ouro Preto, em especial aos professores do Departamento de Engenharia de Minas que compartilharam comigo os seus conhecimentos. Minha imensa gratidão e admiração ao Prof. Dr. José Margarida da Silva e à Prof^a. Dra. Rita de Cássia Pedrosa Santos.

Aos meus colegas de classe Lucas Pereira da Costa, Rafaela Barbosa Melo e Josymar Carlos Augusto Araújo e Sá. Agradeço a cada um de vocês por compartilhar suas ideias, experiências e perspectivas durante nossas discussões em sala de aula e fora dela, vocês foram uma fonte constante de apoio e inspiração ao longo deste desafiador percurso acadêmico.

“O êxito está nas mãos de pessoas com capricho, que fazem na hora certa, bem-feito, com assistência técnica e com paixão.” (Dirceu Gasse)

RESUMO

A mineração, atividade milenar que moldou a história no Brasil, assume um papel fundamental na economia e no desenvolvimento social. Contribuiu com R\$ 248 bilhões para o Produto Interno Bruto (PIB) em 2023, gerando emprego, renda e impulsionando diversos setores industriais. O desenvolvimento na mineração subterrânea é a etapa que precede a lavra, consistindo na criação de rampas para alcançar os depósitos e galerias e travessas horizontais, permitindo acesso fácil e seguro para a extração subsequente. O *overbreak* e o *underbreak* são situações comuns na escavação subterrânea com explosivos, em que o primeiro se refere à quebra excessiva de rocha além do perfil planejado e o segundo à não quebra da rocha dentro do perfil desejado, impactando negativamente a operação em termos de custos, prazos e segurança. O presente trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo, por meio de regressão linear múltipla, para prever o valor de *overbreak* em escavações subterrâneas de desenvolvimento em uma mina subterrânea de ouro no Quadrilátero Ferrífero, levando em consideração a qualidade do maciço rochoso e parâmetros operacionais de perfuração e plano de desmonte com explosivo. Realizou-se a estatística descritiva para entender as características dos dados, fornecendo uma base fundamental para o trabalho, também foi realizada a análise de *outliers*. Para construção do modelo indicaram-se as variáveis, começando com a variável dependente *overbreak* (OB), em função das variáveis independentes tipo de escavação (TP), perfuração linear (PL), tipo de explosivo (EX), carga total de explosivo (CE), carga máxima por espera (CM), distância do dique máfico (DD), distância a falhas singulares (DS) e índice Q de Barton (Q). Em seguida realizou-se o teste de significância global (F) para averiguar a existência de uma conexão relevante entre a variável dependente e o conjunto das variáveis independentes, em seguida realizaram-se os testes de autocorrelação de Durbin – Watson, de estatísticas de colinearidade (VIF) e de normalidade dos resíduos de Shapiro - Wilk para validar se o modelo construído apresenta os pressupostos necessários para ser considerado uma regressão linear múltipla. Em sequência à construção do modelo e validação, realizou-se a interpretação e validação dos coeficientes de cada variável independente do modelo. Por meio dos gráficos *boxplots*, identificou-se que alguns apresentam *outliers*. Todos os testes de validação do modelo foram aprovados de acordo com seu nível de significância pré-definido. Mediante os coeficientes obtiveram-se 20 equações de acordo com a classificação (CL) da escavação e o tipo de explosivo (EX) utilizado. Os resultados no trabalho representam o primeiro passo para entender as principais causas que do *overbreak* nas escavações subterrâneas de desenvolvimento. Entretanto, por intermédio dos resultados obtidos, é possível afirmar que as variáveis independentes utilizadas no modelo explicam apenas 29,6% da variabilidade do *overbreak*. Logo é possível concluir que existem outras variáveis independentes no processo de escavação subterrânea de desenvolvimento que influenciam o *overbreak*, como o desvio da perfuração linear que não foi levado em conta no modelo.

Palavras-chave: mina subterrânea, sobrescavação, subescavação, desenvolvimento, regressão múltipla.

ABSTRACT

Mining, an ancient activity that shaped the history of Brazil, plays a fundamental role in the economy and social development. Mining, an ancient activity that shaped the history of Brazil, plays a fundamental role in the economy and social development. It contributed R\$248 billion to the Gross Domestic Product (GDP) in 2023, generating jobs, income and boosting several industrial sectors. Development in underground mining is the stage that precedes mining, consisting of the creation of ramps to reach deposits and galleries and horizontal beams, allowing easy and safe access for subsequent extraction. Development in underground mining is the stage that precedes mining, consisting of the creation of ramps to reach deposits and galleries and horizontal beams, allowing easy and safe access for subsequent extraction. Overbreak and underbreak are common situations in underground excavation with explosives, in which the first refers to excessive breaking of rock beyond the planned profile and the second to failure to break the rock within the desired profile, negatively impacting the operation in terms of costs, deadlines and security. The objective of the present work was to develop a model, using multiple linear regression, to predict the value of overbreak in underground development excavations in an underground gold mine in the Iron Quadrangle, taking into account the quality of the rock mass and parameters drilling operations and blasting plan with explosives. Descriptive statistics were carried out to understand the characteristics of the data, providing a fundamental basis for the work, and outlier analysis was also carried out. To build the model, the variables were indicated, starting with the dependent variable overbreak (OB), depending on the independent variables type of excavation (TP), linear drilling (PL), type of explosive (EX), total explosive load (CE), maximum load per hold (CM), distance from mafic dike (DD), distance to singular faults (DS) and Barton's Q index (Q). Next, the global significance test (F) was carried out to verify the existence of a relevant connection between the dependent variable and the set of independent variables, followed by the Durbin – Watson autocorrelation tests, collinearity statistics (VIF) and normality of the Shapiro - Wilk residuals to validate whether the constructed model presents the necessary assumptions to be considered a multiple linear regression. Following model construction and validation, the coefficients of each independent variable in the model were interpreted and validated. Through boxplots, it was identified that some presented outliers. All model validation tests passed according to their pre-defined significance level. Using the coefficients, 20 equations were obtained according to the classification (CL) of the excavation and the type of explosive (EX) used. The results in the work represent the first step towards understanding the main causes of overbreak in underground development excavations. However, based on the results obtained, it is possible to state that the independent variables used in the model explain only 29.6% of the overbreak variability. Therefore, it is possible to conclude that there are other independent variables in the development underground excavation process that influence the overbreak, such as the linear drilling deviation that was not taken into account in the model.

Keywords: underground mine, overbreak, underbreak, development, multiple regression.

LISTA DE FIGURA

Figura 1 - Mapa (A) mostrando a província regional de Greenstone Belt Rio das Velhas e o mapa (B), a área onde os dados foram coletados.....	21
Figura 2 -Layout da lavra por realces em subníveis (sublevel stoping).....	25
Figura 3 - Ciclo do desenvolvimento pelo método Drill and Blast.....	27
Figura 4 - Seção planejada versus seção realizada de uma escavação de desenvolvimento resultando em overbreak.	28
Figura 5 - Seção planejada versus seção realizada de uma escavação de desenvolvimento resultando em underbreak.....	30
Figura 6 - Gráficos boxplots das variáveis quantitativas.	43
Figura 7 - Construção do modelo utilizando a ferramenta “Regressão” do software Jamovi.	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Variáveis consideradas dos desmontes realizados nas frentes de desenvolvimento.	38
Tabela 2 - Resultado da análise estatística descritiva das variáveis quantitativas dos dados.	41
Tabela 3 - Resultado da análise estatística descritiva da variável qualitativa tipo de escavação (TP).	42
Tabela 4 - Resultado da análise estatística descritiva da variável qualitativa tipo de explosivo (EX).	42
Tabela 5 - Coeficientes do modelo obtidos por meio da utilização da ferramenta “Regressão” do software Jamovi.	45
Tabela 6 - Variáveis categóricas TIPO DE ESCAVAÇÃO (TP) codificadas.	46
Tabela 7 - Variáveis categóricas TIPO DE EXPLOSIVO (EX) codificadas.	46
Tabela 8 - Resultado do teste de significância global (F) do modelo.	46
Tabela 9 - Resultado do teste de autocorrelação de Durbin-Watson.	47
Tabela 10 - Resultado da análise de estatísticas de colinearidade.	48
Tabela 11 - Resultado do teste à normalidade de Shapiro-Wilk.	48

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação (1) - Índice Q de Barton.....	23
Equação (2) - Cálculo do <i>overbreak</i>	28
Equação (3) - Cálculo do <i>underbreak</i>	29
Equação (4) - Modelo de regressão múltipla.....	31
Equação (5) - Modelo de regressão linear múltipla na forma algébrica para previsão de <i>overbreak</i>	45
Equação (6) - Modelo de regressão linear múltipla na forma algébrica com seus respectivos coeficientes β para previsão de <i>overbreak</i>	45

LISTA DE SIGLAS

ANFO - *Ammonium Nitrate Fuel Oil*

BIF - Formação ferrífera bandada

E - Leste

F- Teste de significância global (F)

Ga - Bilhão de anos

H₀ - Hipótese nula

H₁ - Hipótese alternativa

Ma - Milhão de anos

N - Norte

NE - Nordeste

NNE - Norte/Nordeste

NW - Noroeste

PIB - Produto Interno Bruto

p - t de Student

Q - *Rock Tunnel Quality*

S - Sul

SE - Sudeste

SRF - *Stress Reduction Factor*

SSW - Sul/Sudoeste

SW - Sudoeste

VIF - Fator de Inflação da Variância

W - Oeste

α - Nível de significância

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
2 OBJETIVOS	19
2.1 Objetivo geral	19
2.2 Objetivos específicos	19
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
3.1 Geologia Geral	20
3.2 Classificação dos maciços rochosos	22
3.2.1 Sistema de classificação Q (<i>Rock Tunnel Quality</i>)	23
3.3 Método de lavra realces por subníveis (<i>Sublevel Stopping</i>)	24
3.4 Ciclo do desenvolvimento	26
3.5 <i>Overbreak e underbreak</i>	27
3.6 Regressão linear múltipla	30
3.7 Teste de significância global (F) para regressão linear múltipla	32
3.8 Pressupostos da regressão linear múltipla	33
3.8.1 Teste de autocorrelação de Durbin – Watson	33
3.8.2 Estatísticas de colinearidade	34
3.8.3 Teste de normalidade dos resíduos de Shapiro – Wilk	34
3.9 Variáveis <i>dummy</i>	35
3.10 <i>Software Jamovi</i>	36
4 METODOLOGIA	38
4.1 Coleta dos dados	38
4.2 Estatística descritiva dos dados	39
4.3 Construção do modelo	39
4.4 Coeficientes do modelo	39

4.5 Teste de significância global (F) do modelo	40
4.6 Pressupostos da regressão linear múltipla do modelo	40
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	41
5.1 Estatística descritiva dos dados	41
5.2 Construção do modelo	43
5.3 Coeficientes do modelo	45
5.4 Teste de significância global (F) do modelo	46
5.5 Pressupostos de regressão linear múltipla do modelo	47
6 CONCLUSÃO.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51

1 INTRODUÇÃO

A mineração é uma atividade milenar que moldou a história. No Brasil, ela exerce um papel fundamental na economia e no desenvolvimento social. A extração de recursos minerais presentes no subsolo contribui significativamente para o Produto Interno Bruto (PIB), gerando emprego, renda e impulsionando diversos setores industriais. No ano de 2023 o faturamento do setor mineral brasileiro foi de aproximadamente R\$ 248 bilhões, o PIB do Brasil no mesmo ano foi de aproximadamente R\$ 10 trilhões. Portanto, o PIB do setor mineral representou cerca de 2,5% do PIB total do Brasil (IBGE, 2023).

À medida que os recursos minerais na superfície ou em pequenas profundidades do planeta se tornam cada vez mais escassos, a mineração subterrânea surge como uma alternativa cada vez mais atraente para atender à demanda global por minerais. Esse método de lavra permite a exploração de depósitos minerais em diversas profundidades e formatos, ampliando as possibilidades de extração. Assim, a mineração subterrânea pode ser a chave para garantir o fornecimento contínuo de minerais essenciais no futuro.

No contexto da mineração subterrânea, o desenvolvimento é a fase crucial que precede a lavra. O objetivo principal dessa etapa é acessar os depósitos de minério e prepará-los para a extração subsequente. O desenvolvimento subterrâneo pode ocorrer de maneira vertical e horizontal. O desenvolvimento vertical envolve o aprofundamento de rampas ou poços para alcançar depósitos de minério mais profundos. Por outro lado, o desenvolvimento horizontal envolve a criação de galerias e travessas em diferentes níveis da mina. Essas estruturas permitem o acesso fácil e seguro aos depósitos de minério e facilitam a extração.

Nas atividades de escavação de desenvolvimento subterrâneo com explosivos duas situações são comuns: o *overbreak*, que se relaciona ao volume de rocha escavado além do perfil planejado, e o *underbreak*, que corresponde ao volume da rocha não escavado também de acordo com o perfil planejado (FODERA et al.,2020).

Na mineração subterrânea moderna, a perfuração e o desmonte de rochas por explosivos são práticas comuns. Esse método de escavação, embora eficaz, tem consequências inevitáveis para o maciço rochoso envolvente. A danificação e quebra excessiva do maciço rochoso, chamada de *overbreak*, faz com que toda operação de

desenvolvimento seja comprometida, seja no aumento dos custos, no prazo das atividades ou segurança do processo e dos trabalhadores (VERMA et al., 2016).

Nesse contexto, este trabalho consiste no desenvolvimento de uma equação, por meio de regressão linear múltipla, para prever o valor de *overbreak* em escavações subterrâneas de desenvolvimento, de uma mina subterrânea de ouro localizada no Quadrilátero Ferrífero, em função das características do maciço rochoso, da perfuração e do desmonte por explosivo.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

O objetivo geral do presente trabalho consiste no desenvolvimento de um modelo, por meio de regressão linear múltipla, para prever o valor de *overbreak* em escavações subterrâneas de desenvolvimento em uma mina subterrânea de ouro localizada no Quadrilátero Ferrífero, levando em consideração a qualidade do maciço rochoso e parâmetros operacionais de perfuração e desmonte por explosivo.

2.2 Objetivos específicos

- Quantificar a influência das variáveis escolhidas para a construção do modelo no *overbreak*;
- Realizar uma análise estatística descritiva das variáveis que compõem o banco de dados;
- Definir um modelo de regressão múltipla para a predição de *overbreak*.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

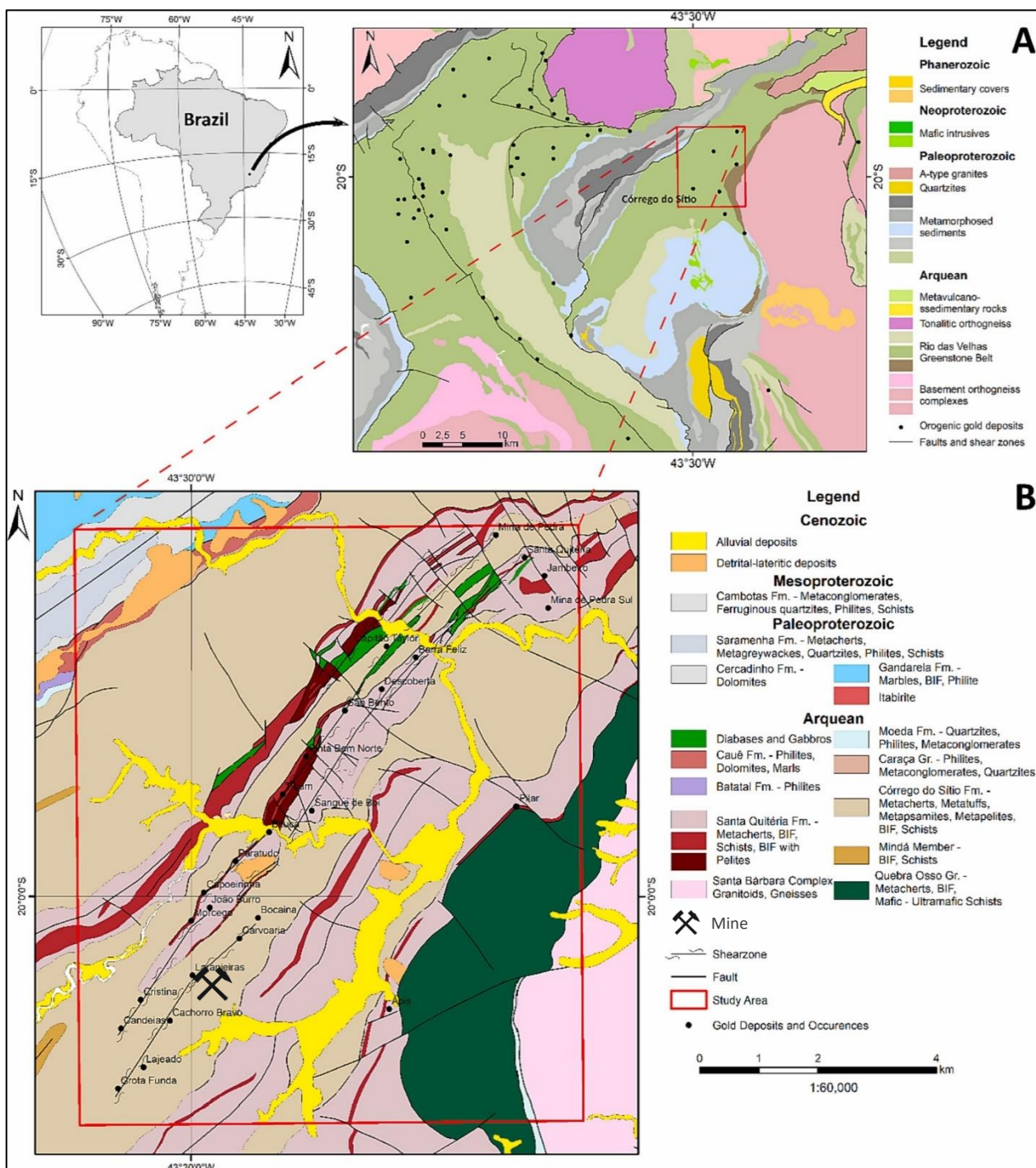
Neste capítulo serão abordadas as principais características da geologia geral da mina onde os dados foram coletados, o sistema de classificação de maciços rochosos de acordo com a sua qualidade, o método de lavra realces por subníveis (*sublevel stoping*), o ciclo de desenvolvimento em uma mina subterrânea, o conceito de *overbreak* (sobrequebra) e *underbreak* (subquebra). Ademais, será abordado o método de regressão linear múltipla, a definição de variáveis *dummy* e o *software* Jamovi, utilizado para análise estatística dos dados.

3.1 Geologia Geral

O *Greenstone Belt* Rio das Velhas faz parte do Quadrilátero Ferrífero e situa-se na porção sul do Cráton do São Francisco, demonstrado na Figura 1.

Os terrenos granítico-gnaisses que compõem seu embasamento possuem idades de 3,2 Ga, delimitados por sequências supracrustais depositadas entre 2,75 e 2,79 Ga (FARINA et al., 2016). No mesmo foram registradas quatro fases de deformação: duas fases arqueanas, a primeira com empuxos orientados com orientação leste para oeste (E-W), em seguida por uma mudança de tensão que gerou empuxos com orientação noroeste (NW), ambas com vergência com orientação ao quadrante sul. A terceira fase ocorreu entre 2,1 e 2,4 Ga, relacionado à formação de sinclinais regionais, com estágio inicial compressivo tendendo para a orientação noroeste (NW), seguido por um período de extensão, com soerguimento de complexos de embasamento em forma de cúpulas (ALKMIM e MARSHAK, 1998). A última fase ocorreu entre 600 e 400 Ma, com zonas de cisalhamento orientadas para N-S, bem como a reativação de estruturas da fase anterior.

Figura 1 - Mapa (A) mostrando a província regional de Greenstone Belt Rio das Velhas e o mapa (B), a área onde os dados foram coletados.



Fonte: Adaptado de BERGAMI et al., 2024.

Localizada na parte nordeste do Quadrilátero Ferrífero, a falha do Córrego do Sítio compreende um conjunto de zonas de cisalhamento auríferas denominadas Cristina, São Bento e Córrego do Sítio, com orientação NE-SW e extensão de cerca de 16 km. Enquadrada no contexto do Grupo Nova Lima, é constituída predominantemente por metagrauvacas filitos carbonosos pertencentes à unidade homónima, bem como pela presença de metapelitos carbonosos intercalados com espessas camadas de metacherts e formações ferríferas bandadas relacionadas com a unidade basal, Santa Quitéria (PORTO, 2008). Além disso, ocorrem diques metamáficos com orientação NNE-SSW e mergulho para SE, subparalelos ou discordantes da foliação principal, apresentando graus variáveis de alteração hidrotermal (JUNIOR et al., 2015).

Lima (2012) definiu três subdivisões estratigráficas informais na unidade Córrego do Sítio, com base nas proporções dos diferentes tipos de rochas: uma subunidade inferior, composta maioritariamente por filitos carbonosos e grauvaque, com pequenas porções de formação ferrífera bandada (BIF) intercalada com filitos carbonosos filitos carbonosos. Uma subunidade intermédia, que alberga a maior parte da mineralização, apresenta características estruturais bem definidas, tais como foliação anastomosa, veios milimétricos a métricos de quartzo-carbonato e camadas com dobras transpostas assimétricas e reviradas. Por fim uma terceira subunidade superior, que apresenta uma maior quantidade de rochas psamíticas, com rochas pelíticas subordinadas e sequências de camadas com gradação normal e inversa.

3.2 Classificação dos maciços rochosos

O maciço rochoso é um meio sólido descontínuo formado essencialmente pela rocha intacta e descontinuidades que as cortam, que compreendem a água e estado de tensões presente no local. Esses planos de fraquezas, chamado de descontinuidades podem tipicamente se apresentar nas mais diversas escalas, seja em centímetros ou dezenas de metros (AZEVEDO & MARQUES, 2002).

Escavações realizadas em rocha, tanto na superfície ou subterrânea, provocam consequências maiores nas descontinuidades do que na rocha intacta. Assim sendo, a classificação do maciço rochoso para aplicações de engenharia não se baseia somente

apenas em testes de laboratório, mas também em características estruturais e no ambiente o qual ele está disposto (GOODMAN, 1989).

O processo de categorização de maciços rochosos tem evoluído há pelo menos um século, desde que Ritter (1879) fez a primeira tentativa empírica de criar um modelo para projetos de túneis, com foco particular no tipo de suporte necessário. Isso já indicava que a principal preocupação daquele tempo era desenvolver um sistema de classificação de maciços que fosse útil para projetos de túneis, especialmente para propósitos de transporte. Atualmente há diversos métodos para avaliar a qualidade de maciços rochosos. No entanto, o sistema utilizado no trabalho foi o Q (*Rock Tunnel Quality*), que será discutido em detalhe a seguir.

3.2.1 Sistema de classificação Q (*Rock Tunnel Quality*)

Desenvolvido por Barton, Lien e Lunde (1974), o Sistema Q de classificação é uma ferramenta amplamente utilizada para a classificação de maciços rochosos. Este sistema é baseado na avaliação de parâmetros geológicos e geotécnicos, que são usados para quantificar a qualidade do maciço rochoso. O valor de Q baseia-se na avaliação do maciço rochoso por meio de seis parâmetros, e pode ser obtido pela Equação (1).

$$Q = \frac{RQD}{J_n} \times \frac{J_r}{J_a} \times \frac{J_w}{SRF} \quad (1)$$

Em que,

RQD = Índice de qualidade da rocha;

J_n = Índice para número de famílias de descontinuidades;

J_r = Índice de rugosidade das descontinuidades;

J_a = Índice de posicionamento das descontinuidades;

J_w = Fator de redução devido à água;

SRF (*Stress Reduction Factor*) = Fator de redução devido ao campo de tensões “*in situ*”.

Segundo Bieniawski (1989), uma vez que se tenha os valores para os seis parâmetros requeridos para a classificação, eles podem ser interpretados conforme a Equação 1 da seguinte forma. O primeiro e o segundo parâmetros estão vinculados à configuração do corpo rochoso, de forma que a razão (RQD/J_n) é vista como um indicador do dimensionamento dos blocos. A razão entre o terceiro e o quarto parâmetros (J_r/J_a) pode ser interpretada como a capacidade de resistência ao deslizamento entre os blocos nas descontinuidades, significando que, quanto maior for o valor de J_r em comparação a J_a , maior será o impacto da rugosidade na elevação da resistência ao longo da superfície de cisalhamento entre os blocos. O quinto parâmetro está relacionado à quantificação da pressão ou fluxo de água, enquanto o sexto parâmetro diz respeito à condição das tensões: a) em áreas alteradas, b) em rochas sólidas, c) na deformação de rochas menos resistentes sob altas pressões. O sexto parâmetro lida com o efeito da tensão total durante o período de análise. A razão (J_w/SRF) é utilizada para representar a “tensão ativa” que atua dentro do corpo rochoso.

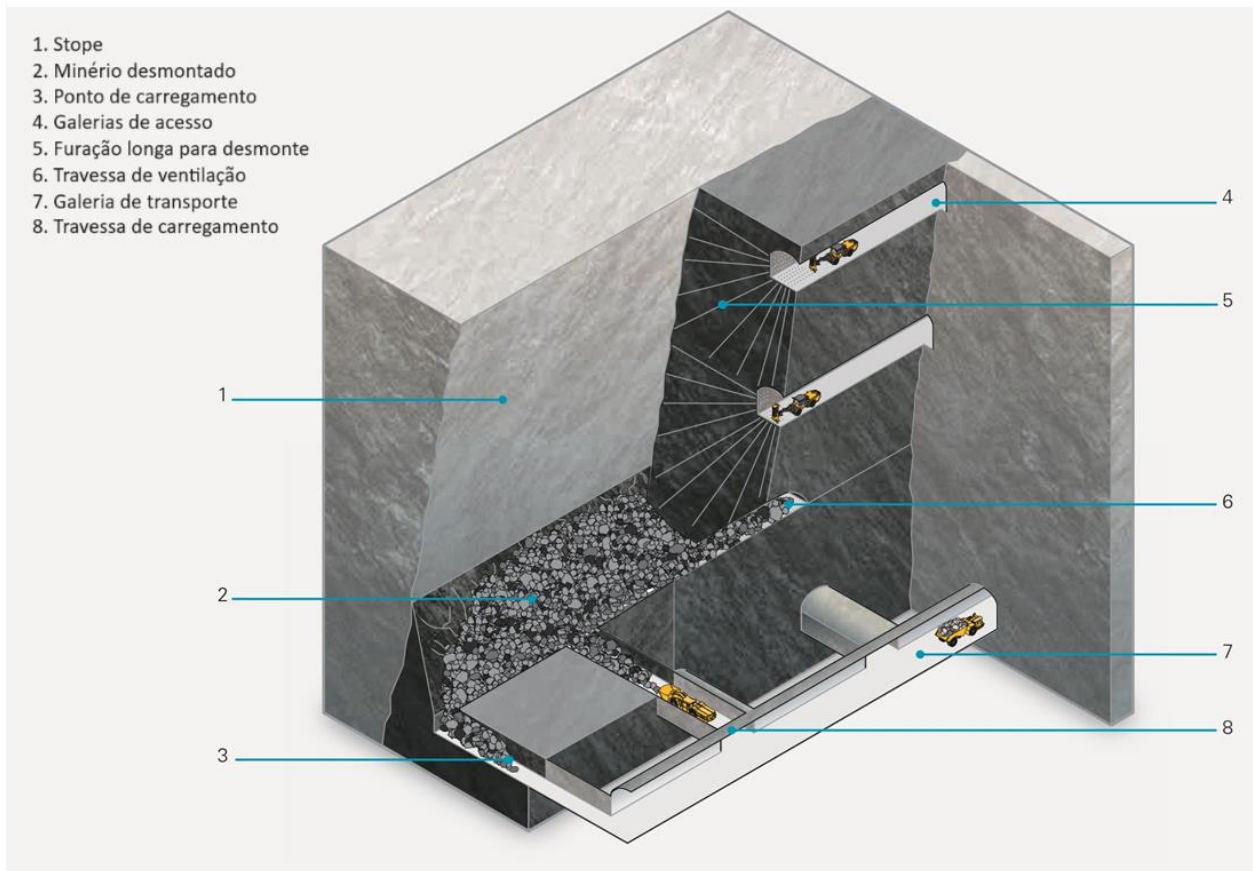
O valor final do Q pode oscilar em uma escala logarítmica que vai de 0,001 a 1000 onde a qualidade do maciço rochoso pode ser de excepcionalmente baixa qualidade, sendo extremamente frágil, até excepcionalmente de alta qualidade. Sendo o valor de Q dependente dos valores dos parâmetros que o constituem.

3.3 Método de lavra realces por subníveis (*Sublevel Stopping*)

O *Sublevel Stopping* ou lavra por realces em subníveis, consiste na escavação de uma sequência de níveis horizontais, também conhecidos como subníveis, que podem ser dispostos de maneira longitudinal e/ou transversal, dependendo da largura do corpo mineralizado, em diferentes alturas dentro da mina, demonstrado na Figura 2.

Cada um desses subníveis é posteriormente desenvolvido e o minério é retirado por meio de uma série de realces verticais chamados de *stopes*, que são grandes espaços criados pela extração do minério da rocha ao redor. Este método é comumente empregado em conjunto com outras técnicas de lavra subterrânea, como *cut-and-fill* ou *drift-and-fill*, com o objetivo de maximizar a extração de minério e reduzir a perda de minério.

Figura 2 -Layout da lavra por realces em subníveis (*sublevel stoping*).



Fonte: Adaptado de Atlas Copco: A global review of methods and practices, 2014.

Para estabilidade e distribuição de tensões do maciço rochoso, esse método de lavra utiliza o abandono de pilares. Há diversos tipos de pilares estruturais, os quais subdividem o nível em câmaras, destacando-se, entretanto, o pilar de teto (*crown pillar*), o pilar-base (*sill pillar*) e os vários pilares laterais ou verticais (*rib pillars*) (CURI, 2017).

Esse método de lavra é adotado quando a competência da rocha varia de moderada a alta e a das rochas ao redor varia de levemente alta a muito alta. Quanto aos locais de aplicação, é utilizado em jazidas de forma tabular ou lenticular, com inclinação do minério é superior ao ângulo em que o material extraído permanece estável, também que haja uma regularidade na concentração do minério ao longo de sua distribuição. A uniformidade da jazida também é considerada um aspecto desejável (SILVA, 2021).

Dentre as operações unitárias relacionadas a esse método, destacam-se a perfuração, detonação, carregamento e transporte. Segundo Curi (2017), a perfuração

pode ser descendente, ascendente ou radial, com perfuratrizes de topo ou de fundo de furo, eletro-hidráulicas ou pneumáticas, A detonação pode ser realizada utilizando explosivos do tipo ANFO, emulsão e encartuchados, sendo o carregamento dos furos por pressão pneumática ou manual. O carregamento do minério é realizado por fluxo gravitacional das aberturas para os níveis de extração e o transporte do mesmo é feito por carregadeiras subterrâneas (*Load Haul Dump*), caminhões ou vagões sobre trilhos, ou ainda por correias transportadoras (SILVA, 2021).

3.4 Ciclo do desenvolvimento

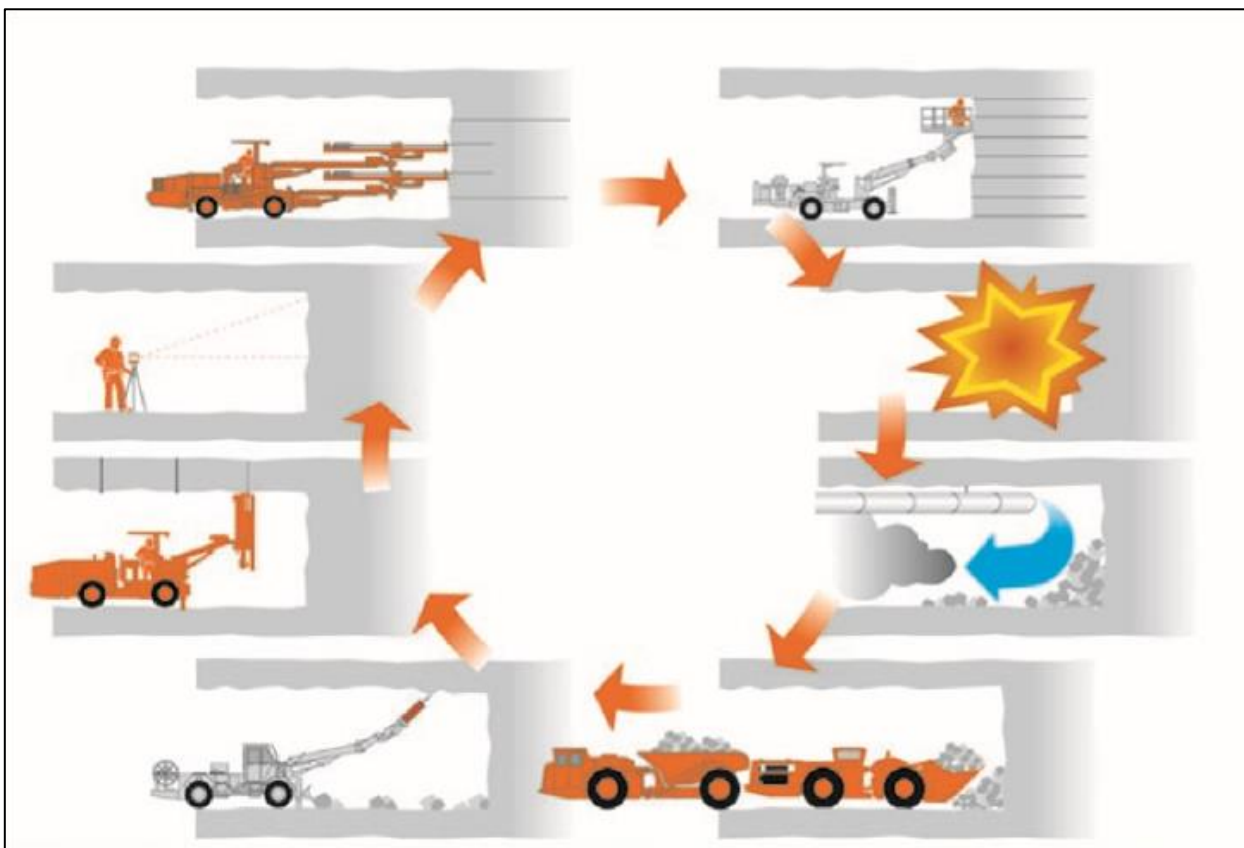
No contexto da mineração e obras subterrâneas, diversos métodos são empregados para o avanço de frentes de desenvolvimento, sendo uma das mais tradicionais e amplamente utilizadas o método conhecido como *Drill and Blast* (Perfuração e Detonação). Este método, caracterizado pela sua robustez e flexibilidade, tem evoluído significativamente ao longo dos anos, adaptando-se às novas demandas e avanços tecnológicos, o que tem permitido aprimorar sua eficiência, segurança e impacto ambiental.

Segundo Heiniö (1999), o método *Drill and Blast* é o mais utilizado para condições de rocha média a dura, ou seja, uma resistência à compressão entre 100 e 300 Mpa, o mesmo podendo ser aplicado a uma vasta gama de condições de maciços rochosos. Algumas das suas características incluem equipamento versátil, arranque rápido e custo de capital relativamente baixo associado ao equipamento.

O avanço das escavações de desenvolvimento por meio do método *Drill and Blast* é realizado mediante um ciclo de atividades ordenadas, chamado de ciclo de desenvolvimento, demonstrado na

Esse ciclo é dividido por oito operações fundamentais, sendo elas: levantamento topográfico, perfuração, carregamento de explosivos, desmonte, ventilação, limpeza, saneamento e contenção, como demonstrado na Figura 3. Esse ciclo pode variar de acordo com a operação e necessidade de cada escavação. Em algumas minas, por exemplo após a sustentação, é realizada a projeção de cimento nas paredes da escavação.

Figura 3 - Ciclo do desenvolvimento pelo método Drill and Blast.

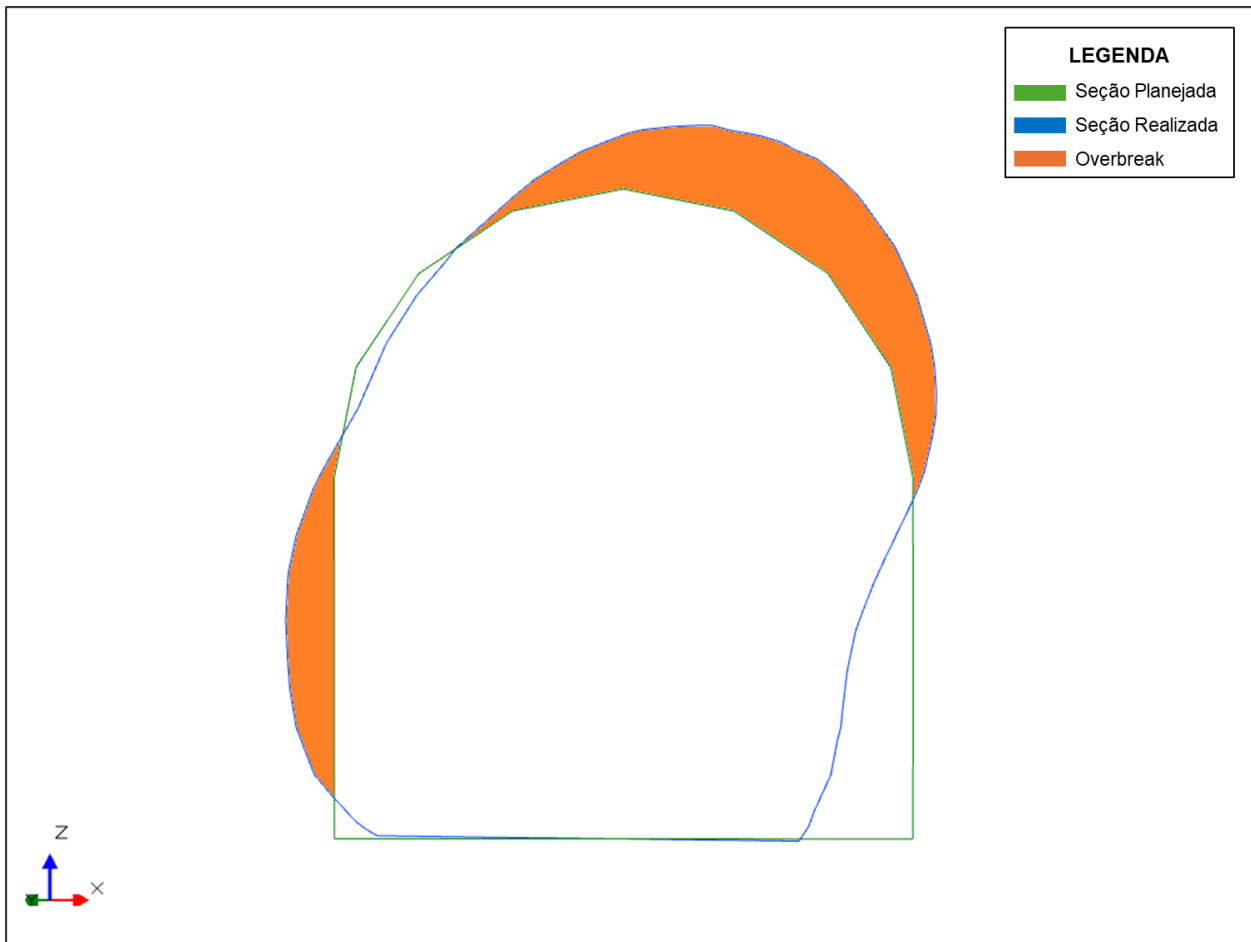


Fonte: HEINIO, 1999.

3.5 Overbreak e underbreak

O termo *overbreak*, que se refere à sobrecavação tanto em escavações de desenvolvimento quanto de lavra, pode ser entendido como toda a extração adicional ou sobre-extração, resultante da atividade de desmonte de acordo com o planejado, demonstrado na Figura 4.

Figura 4 - Seção planejada versus seção realizada de uma escavação de desenvolvimento resultando em *overbreak*.



Fonte: Autoria própria (2024).

O *overbreak* é caracterizado como a quantidade de material removido acima do que foi estabelecido no planejamento para a escavação, conforme definido pela (HUNG et al. 2009), sendo obtido pela Equação (2).

$$OB[\%] = \frac{VOLUME\ DE\ MATERIAL\ ESCAVADO\ FORA\ DO\ PLANEJADO}{VOLUME\ DO\ MATERIAL\ PLANEJADO} \times 100 \quad (2)$$

Daraei e Zale (2018) estabeleceram que suas causas do *overbreak* podem ser classificadas em dois grupos: parâmetros geológicos, que não podem ser alterados, e

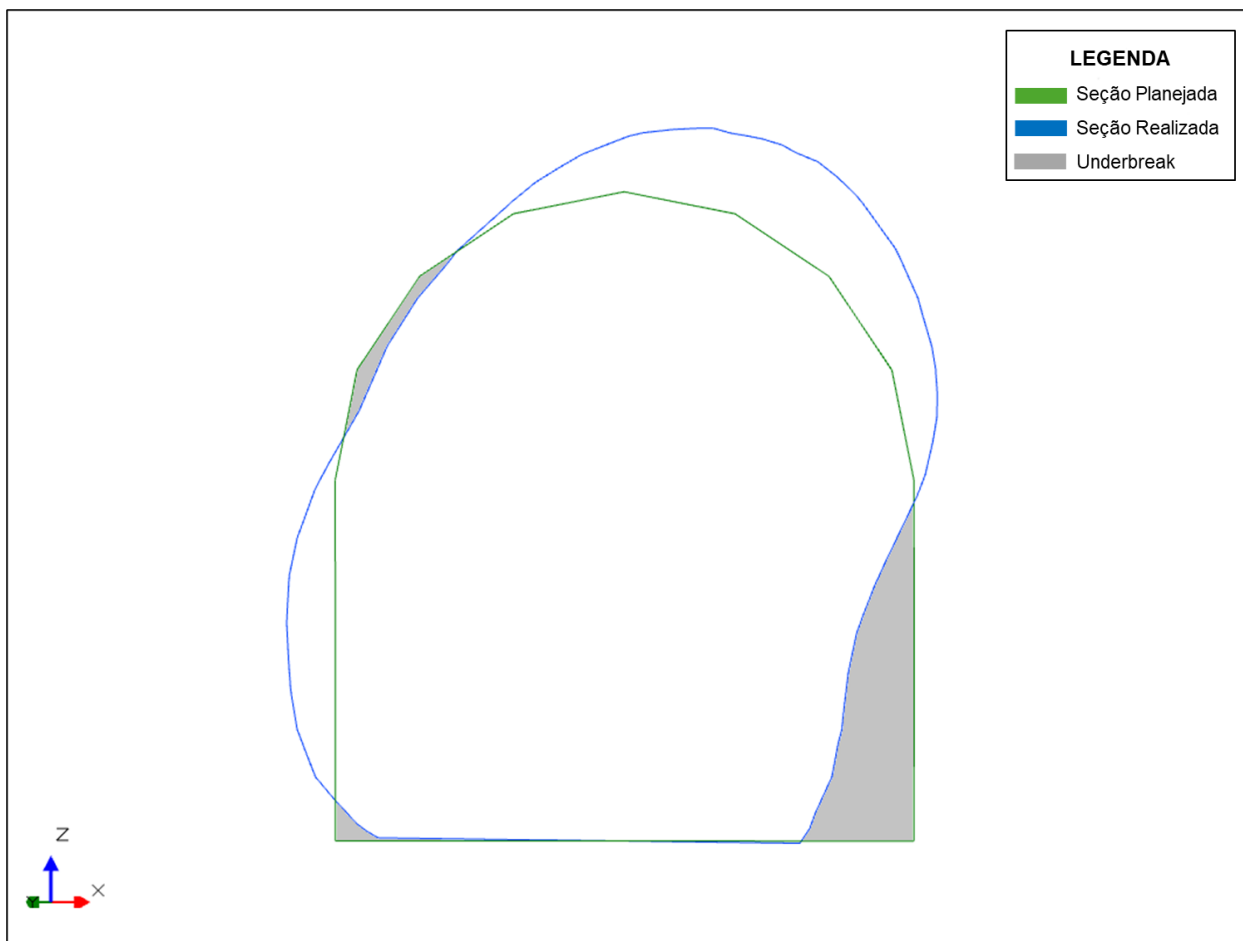
parâmetros construtivos ou técnicos, que podem ser controlados. Os fatores incontroláveis são influenciados pelas tensões presentes no maciço rochoso, pela água envolvida no processo, pelas propriedades das descontinuidades, e até pela resistência da própria rocha intacta. Já entre os parâmetros técnicos que podem ser controlados, têm-se a profundidade e diâmetro da perfuração, distância entre furos, seção transversal da escavação, quantidade e tipo de explosivo utilizado.

Ibarra, Maerz e Franklin (1996) caracterizou o *underbreak* como a quantidade indesejada de rocha que permanece após o processo de escavação, demonstrado na Figura 5. Por definição sendo volume que não foi removido em um determinado realce ou galeria conforme o planejado inicialmente, demonstrado pela Equação (3).

$$UB[\%] = \frac{VOLUME\ DE\ MATERIAL\ NÃO\ ESCAVADO\ DENTRO\ DO\ PLANEJADO}{VOLUME\ DO\ MATERIAL\ PLANEJADO} \times 100 \quad (3)$$

Ibarra, Maerz e Franklin (1996) definiu que as causas mais frequentes para a ocorrência do *underbreak* estão a alta resistência da rocha, perfuração incorreta ou problemas relacionados à seleção, dimensionamento e sequenciamento dos explosivos na operação de desmonte.

Figura 5 - Seção planejada versus seção realizada de uma escavação de desenvolvimento resultando em *underbreak*.



Fonte: Autoria própria (2024).

3.6 Regressão linear múltipla

No estudo da regressão o foco principal reside na relação estatística entre diferentes variáveis. Esse campo lida com variáveis que seguem determinadas distribuições de probabilidade, diferentemente de buscar relações fixas ou leis funcionais que são comuns em áreas como a química ou na física clássica.

De acordo com Angrist e Pischke (2009), os modelos de regressão podem ser vistos como um dispositivo computacional para estimação de diferenças entre um grupo de tratados e um grupo de controle, com ou sem covariadas.

Uma regressão linear múltipla pode ser entendida como uma extensão da análise de regressão linear simples ou, por outro lado, a regressão linear simples é um caso particular da regressão múltipla (BONAMENTE, 2017). Em toda análise de regressão, pretende-se obter um modelo de predição da variável dependente em função das variáveis independentes. Por utilizar mais de uma variável independente, a capacidade dessa predição da regressão linear múltipla é maior que a linear simples (DEKKING et al., 2005).

Em um modelo de regressão múltipla, a variável dependente (Y) será determinada por mais de uma variável independente (X). Genericamente, um modelo de regressão linear múltipla com k variáveis independentes e p parâmetros ($p = k + 1$) pode ser representado pela Equação (4).

$$Y = \beta + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_kX_k + \varepsilon \quad (4)$$

Em que,

Y = variável dependente;

β = valor esperado de Y quando todas as variáveis independentes forem nulas;

β_1 = variação esperada em Y dado um incremento unitário em X_1 mantendo-se constantes todas as demais variáveis independentes;

β_k = variação esperada em Y dado um incremento unitário em X_k , mantendo-se constantes todas as demais variáveis independentes;

X_k = variáveis independentes;

ε = erro aleatório referente a variabilidade em quem não pode ser explicada pelas variáveis X's.

Nesse modelo os parâmetros a serem estimados são $\beta, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$. O modelo é chamado de regressão linear múltipla, pois envolve mais de um coeficiente de regressão. O adjetivo “linear” indica que o modelo é linear em relação aos parâmetros $\beta, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ e não porque y é uma função linear das variáveis independentes X's.

Zorzal et al. (2022) mostram o uso do procedimento *stepwise* a fim de selecionar e eliminar do modelo de regressão as variáveis independentes que não se mostram significantes no modelo. Esse procedimento auxilia na seleção do modelo com base no Akaike's Information Criterion (AIC; Akaike, 1973) e se caracteriza como uma ferramenta que identifica o subconjunto útil de variáveis preditoras.

Freedman (2009) defende a inclusão de todas as variáveis independente em um modelo de regressão linear múltipla, o mesmo afirmar é importante considerar todas as variáveis disponíveis para evitar a omissão de fatores relevantes. No entanto, ele também ressalta os riscos, como a ocorrência de multicolinearidade.

3.7 Teste de significância global (F) para regressão linear múltipla

De acordo com Fisher (1925) o teste F, também conhecido como teste de significância global, é um componente fundamental da regressão linear múltipla. Ele permite avaliar a significância conjunta de todas as variáveis independentes em um modelo, ao contrário do teste t de Student que focam em variáveis individuais.

O objetivo do teste F é determinar se existe uma relação significativa, como um todo, entre a variável dependente e as variáveis independentes. Em outras palavras, ele verifica se a combinação de todas as variáveis explicativas contribui significativamente para a explicação da variável dependente.

É possível obter duas hipóteses do teste F, a primeira sendo a hipótese nula (H_0), sendo as variáveis independentes não possuindo um efeito significativo na variável dependente. Ou seja, os coeficientes de regressão de todas as variáveis independentes são iguais a zero. Na segunda, sendo hipótese alternativa (H_1), as variáveis independentes têm um efeito significativo na variável dependente. Ou seja, pelo menos um dos coeficientes de regressão das variáveis independentes é diferente de zero.

O valor p do teste F é a probabilidade de obter um valor do estatístico F igual ou superior ao valor observado, assumindo que a H_0 seja verdadeira. Se o valor p obtido no teste F for menor que o nível de significância pré-definido (α), então a H_0 é rejeitada e a H_1 é aceita, significando que as variáveis independentes têm um efeito significativo na variável dependente. Se o valor p for maior que o nível de significância, então não há

evidências suficientes para rejeitar a H_0 , significando que as variáveis independentes não têm um efeito significativo na variável dependente.

3.8 Pressupostos da regressão linear múltipla

A regressão linear múltipla é uma ferramenta estatística amplamente utilizada para modelar e analisar a relação entre uma variável dependente e duas ou mais variáveis independentes. Este modelo assume uma relação linear entre as variáveis envolvidas. Para garantir a validade e a eficácia das inferências feitas a partir desses modelos, é crucial que certos pressupostos sejam satisfeitos. O não cumprimento desses pressupostos pode levar a resultados enganosos, interpretações incorretas e conclusões inválidas.

3.8.1 Teste de autocorrelação de Durbin – Watson

Um dos pressupostos que os modelos de regressão precisam atender é a ausência de correlação entre os erros, isto é, os erros são independentes sob a condição de normalidade. A autocorrelação pode ser definida como “correlações entre integrantes de séries de observações ordenadas no tempo, como as séries temporais, ou no espaço, como nos dados de corte transversais” (GUJARATI, 2006).

De acordo Durbin (1945) o valor p do teste de Durbin - Wastson é a probabilidade de obter um valor do estatístico de Durbin - Wastson igual ou superior ao valor observado, assumindo que a H_0 seja verdadeira. Se o valor p obtido no teste for maior que o nível de significância pré-definido (α), então a H_0 é rejeitada e a H_1 é aceita, significando que as variáveis independentes não possuem autocorrelação. Se o valor p for menor que o nível de significância, então não há evidências suficientes para rejeitar a H_0 , significando que as variáveis independentes possuem autocorrelação.

3.8.2 Estatísticas de colinearidade

A inflação da variância (VIF) é uma medida crucial na análise de regressão linear, pois quantifica a variância dos coeficientes de regressão que é acrescida pela multicolinearidade entre as variáveis independentes. Compreender a inflação da variância é fundamental para garantir a precisão, confiabilidade e interpretabilidade dos resultados da regressão.

A mesma é calculada como a razão da variância do coeficiente de regressão de uma variável, estimada em um modelo com multicolinearidade, para a variância do mesmo coeficiente se não houvesse multicolinearidade (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Se o valor de VIF for igual a 1 não há multicolinearidade entre os fatores, se for maior que 1, as preditoras podem estar moderadamente correlacionadas. Para valores entre 5 e 10 está indicando alta correlação, o que pode ser problemático. Por fim se o VIF for acima de 10, pode-se assumir que os coeficientes de regressão estão mal estimados devido à multicolinearidade.

3.8.3 Teste de normalidade dos resíduos de Shapiro – Wilk

A análise de resíduos é uma etapa crucial em muitos métodos estatísticos, especialmente em modelos de regressão, para verificar a adequação do modelo aos dados. Um pressuposto fundamental em muitas análises é que os resíduos - as diferenças entre os valores observados e os valores previstos por um modelo - seguem uma distribuição normal. O Teste de Shapiro-Wilk é uma ferramenta estatística amplamente utilizada para testar a hipótese de normalidade dos resíduos.

Desenvolvido por Samuel Shapiro e Martin Wilk em 1965, o Teste de Shapiro-Wilk é utilizado para avaliar a hipótese de que uma amostra vem de uma população normalmente distribuída. O teste é especialmente recomendado para amostras pequenas a moderadas, geralmente com menos de 50 observações, embora possa ser aplicado a amostras de até 2.000 observações (SHAPIRO & WILK, 1965).

A estatística do teste varia entre 0 e 1, sendo que valores próximos a 1 indicam que a distribuição dos dados é mais semelhante à normal. O valor p no Teste de Shapiro-Wilk é um indicador crucial que ajuda a decidir se deve ou não rejeitar a hipótese nula de que a amostra em estudo segue uma distribuição normal.

Se o valor de p for menor que o nível de significância α escolhido, geralmente de 0,05, então há evidências estatísticas suficientes para rejeitar a hipótese nula. Isso significa que os dados provavelmente não vêm de uma distribuição normal. Em termos práticos, um valor de p menor que 0,05 indica que os desvios da normalidade são estatisticamente significativos. Se o valor de p for maior que o nível de significância α , há evidências suficientes para rejeitar a hipótese nula. Isso sugere que os dados podem ser considerados como vindo de uma distribuição normal, ou, pelo menos, que não há evidências suficientes para afirmar o contrário. Um valor de p maior que 0,05 indica que não há razão estatística para considerar os dados como não-normais.

3.9 Variáveis *dummy*

As variáveis *dummy*, conceito introduzido por Roodman (2021) no contexto de análises econométricas, representam uma nova abordagem no tratamento de variáveis categóricas em modelos de regressão. Esse conceito surge como uma evolução das variáveis *dummy*, tradicionalmente usadas para incorporar efeitos fixos ou efeitos de grupo em modelos econométricos. O termo *dummy* foi cunhado para refletir a natureza mais flexível e adaptável dessas variáveis em comparação com suas contrapartes rígidas, as *dummies*.

Uma variável *dummy*, conforme explicado por Roodman (2021), é essencialmente uma variável categórica que é transformada em múltiplas variáveis numéricas por meio de um processo que preserva informações categóricas enquanto permite uma maior flexibilidade na modelagem de interações e na interpretação dos coeficientes da equação de regressão linear múltipla. Esse processo envolve a aplicação de técnicas de codificação mais sofisticadas que as tradicionais, como a codificação *one-hot*, para explorar de forma mais eficiente a estrutura de dados categóricos.

O desenvolvimento e a aplicação de variáveis *dummy* têm implicações significativas para a pesquisa em econometria e outras áreas que dependem fortemente de modelagem estatística. Ao permitir uma representação mais rica e flexível de variáveis categóricas, os pesquisadores podem capturar melhor as nuances dos dados, o que pode levar a percepções mais precisas e políticas mais eficazes.

Segundo Gujarati (2009) ao trabalhar com essas variáveis, é comum o uso da técnica conhecida como codificação de variáveis *dummy*, que transforma uma variável categórica em um conjunto de variáveis binárias (0 ou 1). Quando se tem uma variável categórica com n categorias, é necessário criar $n-1$ variáveis *dummy* para incluir no modelo. A razão para usar $n-1$ em vez de n variáveis é evitar o problema da multicolinearidade perfeita, também chamado de armadilha da variável *dummy*.

3.10 Software Jamovi

O *software* Jamovi é uma ferramenta estatística emergente, projetada para ser acessível, de uso gratuito, e que promove uma experiência de usuário aprimorada para análise estatística. Baseado em linguagem de programação R, um dos ambientes de programação mais robustos e populares para estatística, Jamovi oferece uma interface gráfica amigável que permite a estudantes, professores e pesquisadores realizar análises estatísticas complexas de maneira mais intuitiva.

Uma das principais características do Jamovi, conforme apontado por Navarro & Foxcroft (2019), é sua capacidade de oferecer uma interface gráfica direta e compreensível, tornando a análise de dados menos intimidadora para iniciantes, ao mesmo tempo em que fornece acesso a scripts em R para usuários mais avançados.

Além disso, Jamovi é destacado por sua natureza de código aberto, o que, de acordo com R Core Team (2023), incentiva a transparência, a colaboração e a inovação na comunidade científica. A possibilidade de inspecionar o código, modificar e até mesmo contribuir para o desenvolvimento do software, posiciona o Jamovi como uma ferramenta dinâmica e em constante evolução, alinhada com as necessidades reais de seus usuários.

Em termos práticos, o Jamovi oferece uma ampla gama de análises estatísticas, desde procedimentos básicos, como testes t e análises de variância, até métodos mais complexos, como análises fatoriais e modelos lineares mistos. Esta versatilidade é ressaltada por Rabe-Hesketh & Skrondal (2012), que destacam a importância de softwares estatísticos acessíveis para o avanço da pesquisa em diversas áreas do conhecimento.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo estão descritas as metodologias utilizadas para o desenvolvimento de uma equação, por meio de regressão linear múltipla para prever o valor de *overbreak* em escavações subterrâneas de desenvolvimento utilizando o *software* Jamovi.

4.1 Coleta dos dados

Foram coletados dados de 84 desmontes realizados em frentes de desenvolvimento, distribuídos em vários pontos da mina em estudo. Os parâmetros dos dados coletados estão descritos na Tabela 1.

Tabela 1 - Variáveis consideradas dos desmontes realizados nas frentes de desenvolvimento.

Sigla	Variável	Descrição
OB	<i>Overbreak</i>	Porcentagem de <i>overbreak</i> obtida após o desmonte na frente de desenvolvimento, conforme Equação (2).
TP	Tipo de escavação	Classificação da frente de desenvolvimento de acordo com seu tipo, sendo classificada como rampa, travessa, <i>ore drive</i> ou galeria de pesquisa.
PL	Perfuração linear	Comprimento da perfuração linear realizada na frente de desenvolvimento pelo jumbo antes do desmonte.
EX	Tipo de explosivo	Tipo de explosivo utilizado no desmonte, sendo do tipo ANFO, emulsão ou encartuchado. Os mesmos sendo utilizados também em combinação, como ANFO em combinação com encartuchado.
CE	Carga total de explosivo	Quantidade em quilogramas de explosivo utilizada no desmonte.
CM	Carga máxima por espera	A maior carga em quilogramas detonada em um mesmo instante.
DD	Distância ao dique máfico	Distância em metros da frente de desenvolvimento desmontada ao dique máfico presente na mina de estudo.
DS	Distância a falhas singulares	Distância, em metros, da frente de desenvolvimento desmontada a falhas singulares presentes na mina de estudo.
Q	Índice Q, de Barton	Classificação do maciço rochoso da frente em desenvolvimento de acordo com o sistema Q de classificação.

Fonte: Autoria própria (2024).

4.2 Estatística descritiva dos dados

No processo de desenvolvimento do modelo, a primeira etapa foi a realização de uma análise estatística descritiva dos dados disponíveis. Esta análise é fundamental para entender as características fundamentais dos dados, como a quantidade de dados presentes, o valor de parâmetros como média, mediana, mínimo, máximo, 1º quartil e 3º quartil. Em seguida foi analisado se os dados apresentavam outliers utilizando a ferramenta de gráfico *boxplot*. Como os dados foram coletados minuciosamente e se trata de um modelo de regressão é importante entender a influência deles no modelo.

A análise estatística descritiva foi realizada utilizando a ferramenta “Análise Descritiva” do *software* Jamovi.

4.3 Construção do modelo

Antes da análise de regressão realizou-se a construção do modelo utilizando a ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi. Para construção do modelo indicaram-se as variáveis, começando com a variável dependente *overbreak* (OB), em função das variáveis independentes tipo de escavação (TP), perfuração linear (PL), tipo de explosivo (EX), carga total de explosivo (CE), carga máxima por espera (CM), distancia ao dique máfico (DD), distância a falhas singulares (DS) e índice Q, de Barton (Q).

Para construção do modelo considerou-se todas as variáveis independentes, pois em algumas situações, a omissão de variáveis independentes pode resultar em viés, e a melhor abordagem pode ser incluir todas as variáveis disponíveis, pelo menos nos estágios iniciais da criação do modelo de regressão linear múltipla.

4.4 Coeficientes do modelo

Posteriormente à construção do modelo, realizou-se a interpretação e a validação dos coeficientes de cada variável independentes do modelo utilizando a aba de resultados da ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi. Também se utilizou a técnica

de codificação de variáveis *dummy*, que transforma uma variável categórica em um conjunto de variáveis binárias de valor 0 ou 1.

4.5 Teste de significância global (F) do modelo

Após a construção do modelo realizou-se o teste F do modelo utilizando a ferramenta “Teste ao Modelo Global” do *software* Jamovi. O teste foi realizado para averiguar a existência de uma conexão relevante entre a variável dependente e o conjunto das variáveis independentes. De forma mais específica, ele examina se todas as variáveis explicativas, quando consideradas juntas, têm uma contribuição significativa na descrição da variável dependente.

4.6 Pressupostos da regressão linear múltipla do modelo

Com o objetivo de validar se o modelo construído apresenta os pressupostos necessários para ser considerado uma regressão linear múltipla, realizou-se alguns testes utilizando a ferramenta “Verificação de Pressuposto” do do *software* Jamovi. Os testes realizados foram de autocorrelação de Durbin – Watson, de estatísticas de colinearidade (VIF) e de normalidade dos resíduos de Shapiro - Wilk.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos no presente trabalho por meio da metodologia utilizada em conjunto com o uso do *software* Jamovi.

5.1 Estatística descritiva dos dados

As Tabela 2, Tabela 3 e Tabela 4 demonstram o resultado obtido da análise estatística descritiva dos dados utilizando a ferramenta “Análise Descritiva” do *software* Jamovi.

Tabela 2 - Resultado da análise estatística descritiva das variáveis quantitativas dos dados.

	OB [%]	PL [m]	CE [kg]	CM [kg]	DD [m]	DS [m]	Q
N	84,0	84,0	84,0	84,0	84,0	84,0	84,0
Média	24,0	4,8	480,0	82,9	331,0	66,0	15,5
Mediana	22,1	5,0	513,0	86,6	176,0	38,5	13,3
Mínimo	2,4	3,8	225,0	36,2	10,3	0,5	5,3
Máximo	84,4	6,8	845,0	150,0	923,0	193,0	47,5
1° Quartil	12,4	5,0	380,0	72,8	74,6	14,6	9,9
3° Quartil	30,3	5,0	558,0	93,8	647,0	94,0	18,5

Fonte: Autoria própria (2024).

Analisando o resultado da análise descritiva dos dados é possível destacar que o *overbreak* (OB) médio é de 24,0%, com valores entre 2,35% e 84,4%. Em relação às variáveis independentes, a perfuração linear (PL) média é de 4,79 metros, com valores entre 3,80 e 6,80 metros. Em relação à carga total de explosivo (CE) possui média de 480 kg, com valores entre 225 e 845 kg, a carga máxima por espera (CM) possui média é de 82,9 kg, com valores entre 36,2 e 150 kg.

Para as variáveis independentes relacionadas ao maciço rochoso observou-se para a distância ao dique máfico (DD) uma média de 331 metros, com valores entre 10,3 e 923 metros, em relação à distância de falhas singulares (DS) obteve-se uma média de 66,0 metros, com valores entre 0,5 e 193 metros, por fim para o Q de Barton (Q) obteve-se uma média de 15,5, com valores entre 5,3 e 47,5.

Tabela 3 - Resultado da análise estatística descritiva da variável qualitativa tipo de escavação (TP).

TP	N
GALERIA DE PESQUISA	10
ORE DRIVE	24
RAMPA	37
TRAVESSA	13

Fonte: Autoria própria (2024).

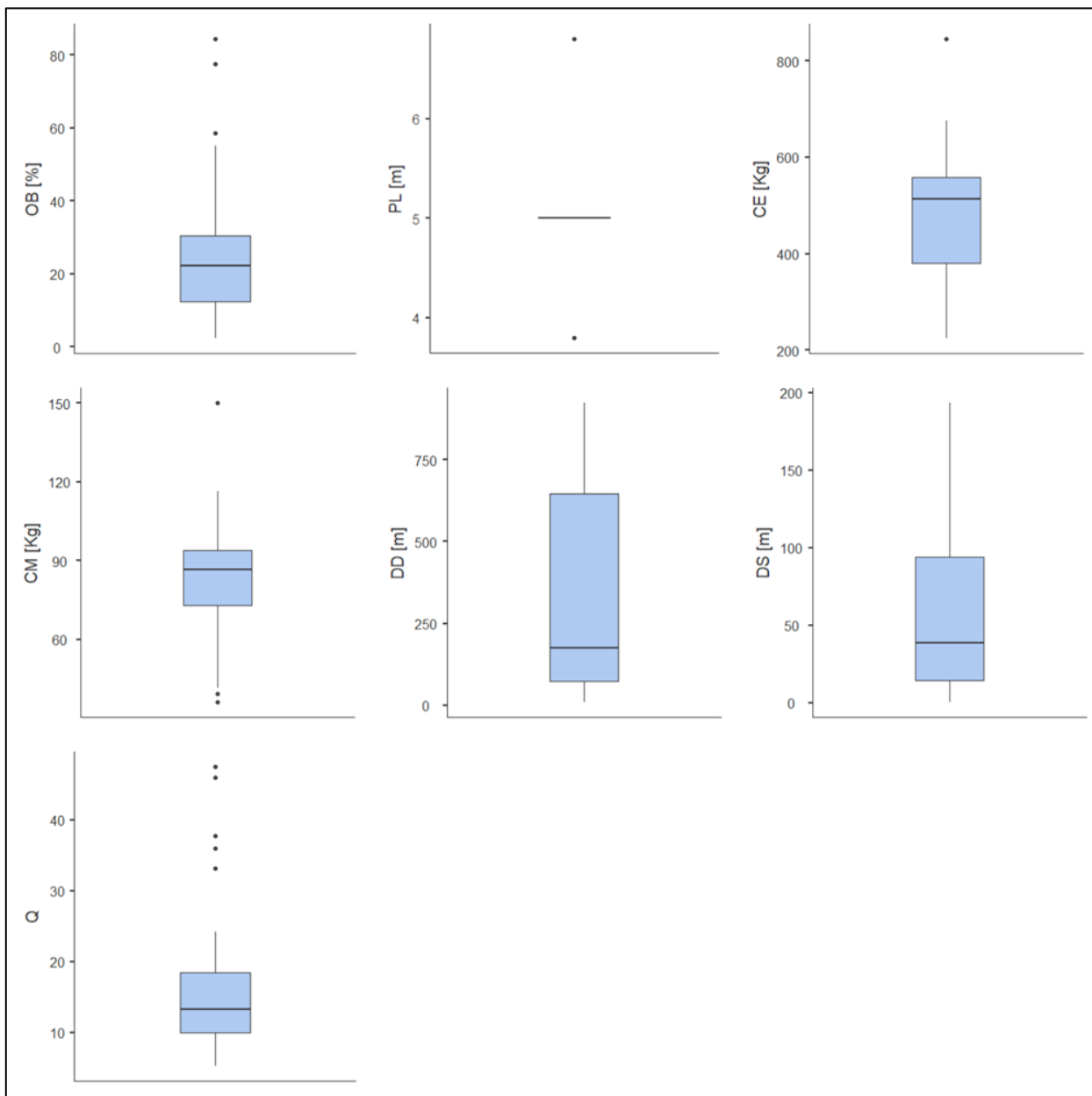
Tabela 4 - Resultado da análise estatística descritiva da variável qualitativa tipo de explosivo (EX).

EX	N
ANFO	8
ANFO/ENCARTUCHADO	8
EMULSÃO	40
EMULSÃO/ENCARTUCHADO	25
ENCARTUCHADO	3

Fonte: Autoria própria (2024).

Em relação às variáveis qualitativas dos dados, como tipo de escavação (TP) da escavação e o tipo de explosivo (EX) utilizado é possível observar que as escavações de rampa representam cerca de 44% das escavações totais e que a emulsão representa aproximadamente 48% dos explosivos utilizados nos desmontes.

Por meio dos gráficos *boxplots* das variáveis quantitativas, representados pela Figura 6, é possível identificar que algumas apresentam outliers. Sendo elas o overbreak (OB), a perfuração linear (PL), a carga total de explosivo (CE), a carga máxima por espera (CM) e o Q de Barton (Q). Como os dados são provenientes de escavações realizadas em campo, onde não foi observado nenhuma anomalia ou erro de determinação dos mesmos, os *outliers* não foram retirados para a construção do modelo.

Figura 6 - Gráficos *boxplots* das variáveis quantitativas.

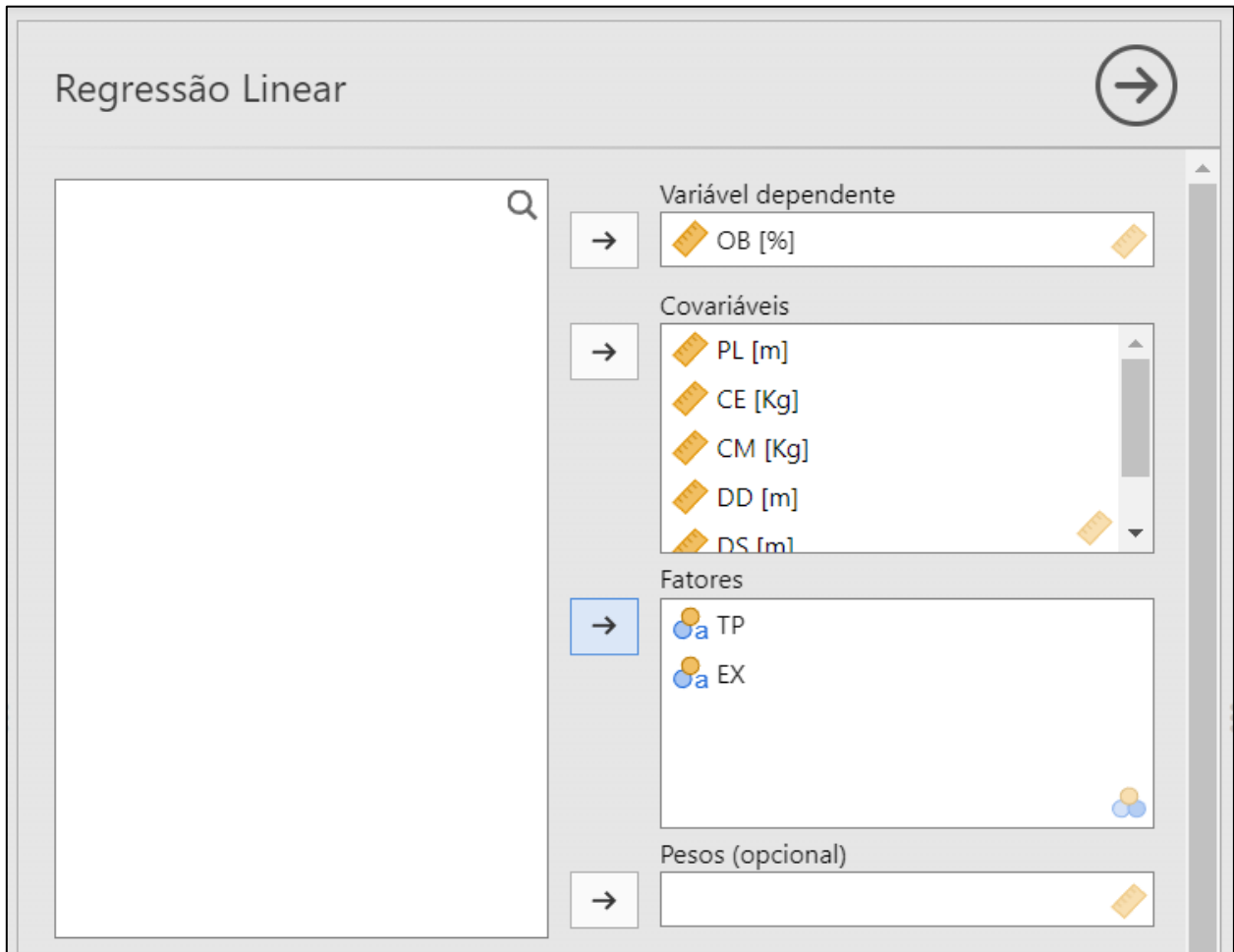
Fonte: Autoria própria (2024).

5.2 Construção do modelo

Para construção do modelo indicaram-se as variáveis, começando com a variável dependente *overbreak* (OB), em função das variáveis independentes tipo de escavação (TP), perfuração linear (PL), tipo de explosivo (EX), carga total de explosivo (CE), carga

máxima por espera (CM), distância ao dique máfico (DD), distância a falhas singulares (DS) e o índice Q de Barton (Q), também chamadas de covariáveis, utilizando a ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi como demonstrado na Figura 7.

Figura 7 - Construção do modelo utilizando a ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi.



Fonte: Autoria própria (2024).

Mediante da construção do modelo no *software* Jamovi é possível observar que além da “Variável dependente”, neste trabalho sendo o *overbreak* (OB), o *software* classificava as variáveis independentes em dois grupos. Sendo o primeiro grupo chamado de “Covariáveis”, o mesmo consiste em variáveis independentes quantitativas, o segundo grupo sendo chamado de “Fatores” que consiste nas variáveis independentes qualitativas dos dados.

O modelo na forma algébrica é representado por meio da Equação (5).

$$OB = \beta + \beta_1 PL + \beta_2 CE + \beta_3 CM + \beta_4 DD + \beta_5 DS + \beta_6 Q + \beta_7 TP + \beta_8 EX \quad (5)$$

5.3 Coeficientes do modelo

A Tabela 5 demonstra os coeficientes do modelo obtidos por meio da utilização da ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi.

Tabela 5 - Coeficientes do modelo obtidos por meio da utilização da ferramenta “Regressão” do *software* Jamovi.

Preditor	Estimativa	Coeficiente
Intercepto	19,87	β
PL [m]	3,57	β_1
CE [Kg]	0,09	β_2
CM [Kg]	-0,55	β_3
DD [m]	-0,01	β_4
DS [m]	0,01	β_5
Q	-0,12	β_6
TP:		
ORE DRIVE – GALERIA DE PESQUISA	16,34	β_7
RAMPA – GALERIA DE PESQUISA	-7,12	β_7
TRAVESSA – GALERIA DE PESQUISA	-5,15	β_7
EX:		
ANFO/ENCARTUCHADO – ANFO	-13,21	β_8
EMULSÃO – ANFO	-9,22	β_8
EMULSÃO/ENCARTUCHADO – ANFO	-5,93	β_8
ENCARTUCHADO – ANFO	-13,66	β_8

Fonte: Autoria própria (2024).

O modelo de regressão linear múltipla com seus respectivos coeficientes é representado por meio da Equação (6).

$$OB = 19,87 + 3,57 * PL + 0,09 * CE - 0,55 * CM - 0,01 * DD + 0,01 * DS - 0,12 * Q + \beta_7 * TP + \beta_8 * EX \quad (6)$$

Utilizando a metodologia de variáveis dummy em combinação com a técnica de codificação para o tratamento das variáveis categóricas tipo de escavação (TP) e tipo de explosivo (EX), obteve-se a Tabela 6 e Tabela 7 respectivamente.

Tabela 6 - Variáveis categóricas TIPO DE ESCAVAÇÃO (TP) codificadas.

TIPO DE ESCAVAÇÃO (TP)	TP1	TP2	TP3
ORE DRIVE	1	0	0
RAMPA	0	1	0
TRAVESSA	0	0	1
GALERIA DE PESQUISA	0	0	0
β_7	16,34	-7,12	-5,15

Fonte: Autoria própria (2024).

Tabela 7 - Variáveis categóricas TIPO DE EXPLOSIVO (EX) codificadas.

TIPO DE EXPLOSIVO (TP)	EX1	EX2	EX3	EX4
ANFO/ENCARTUCHADO	1	0	0	0
EMULSÃO	0	1	0	0
EMULSÃO/ENCARTUCHADO	0	0	1	0
ENCARTUCHADO	0	0	0	1
ANFO	0	0	0	0
β_8	-13,21	-9,22	-5,93	-13,66

Fonte: Autoria própria (2024).

5.4 Teste de significância global (F) do modelo

A Tabela 8 demonstra o resultado obtido no teste F do modelo utilizando a ferramenta “Teste ao Modelo Global” do *software* Jamovi.

Tabela 8 - Resultado do teste de significância global (F) do modelo.

R ²	F	gl1	gl2	p
0,296	2,27	13	70	0,015

Fonte: Autoria própria (2024).

O teste F avalia a significância estatística do modelo global em um contexto de regressão linear. O resultado demonstrado na Tabela 8 apresentou um R^2 de 0,296, o que significa que 29,6% da variabilidade da variável dependente é explicada pelas variáveis independentes do modelo. Esse valor, por si só, não indica se o modelo é bom ou ruim, mas serve como base para comparação com outros modelos. O valor obtido da estatística F foi de 2,27, com graus de liberdade 13 para o numerador e 70 para o denominador.

O P-valor obtido no teste F foi de 0,015. Como o valor obtido é inferior a 0,05, sendo o nível de significância usual para modelos de regressão linear, rejeitou-se a hipótese nula de que o modelo global não tem efeito significativo na variável dependente. Ou seja, há evidências suficientes para afirmar que o modelo global é estatisticamente significativo e contribui para a explicação da variável dependente.

5.5 Pressupostos de regressão linear múltipla do modelo

Os resultados dos testes de pressupostos de regressão linear múltipla do modelo estão representados pelas Tabela 9, Tabela 10 e Tabela 11.

Tabela 9 - Resultado do teste de autocorrelação de Durbin-Watson.

Autocorrelação	Estatística DW	p
0,122	1,75	0,070

Fonte: Autoria própria (2024).

O resultado do teste de autocorrelação de Durbin-Watson demonstrado na Tabela 9 indica que não há autocorrelação de primeira ordem nos resíduos do modelo de regressão. A estatística DW é de 1,75, que está entre os limites críticos de 1,59 e 2,08 para um nível de significância de 5%. O valor p obtido, de 0,070 no teste, foi maior que o nível de significância pré-definido de 0,05, então a hipótese nula H_0 é rejeitada e a hipótese alternativa H_1 é aceita, significando que as variáveis independentes não possuem autocorrelação.

Mediante os resultados obtidos é possível concluir que não há autocorrelação de primeira ordem nos resíduos do modelo de regressão, logo os resultados da regressão são confiáveis e que o modelo é adequado para os dados.

Tabela 10 - Resultado da análise de estatísticas de colinearidade.

	VIF	Tolerância
PL [m]	1,82	0,551
CE [kg]	2,43	0,412
CM [kg]	2,50	0,400
DD [m]	1,31	0,762
DS [m]	2,21	0,453
Q	1,44	0,694
TP	1,33	0,752
EX	1,18	0,850

Fonte: Autoria própria (2024).

O resultado da análise de estatísticas de colinearidade revela que existe um nível moderado de correlação entre algumas das variáveis no conjunto de dados. Isso significa que algumas variáveis podem ser explicadas por outras, o que pode afetar a precisão e a interpretação dos resultados da regressão.

Como os valores de VIF de todas as variáveis demonstrados na Tabela 10 foram inferiores ao valor de 5 é possível afirmar as variáveis independentes podem estar moderadamente correlacionadas. Entretanto, é possível assumir que os coeficientes de regressão estão bem estimados de acordo com a multicolinearidade das variáveis.

Tabela 11 - Resultado do teste à normalidade de Shapiro-Wilk.

Estatística	p
0,978	0,167

Fonte: Autoria própria (2024).

O resultado do teste à normalidade de Shapiro-Wilk demonstrado na Tabela 11 foi de 0,978 para a estatística. Esse valor, sendo relativamente alto, indica que a distribuição dos dados se aproxima da distribuição normal. O valor p de 0,167 é superior ao nível de

significância usual de 0,05, o que significa que não há evidências suficientes para rejeitar a hipótese de normalidade dos dados.

Logo, com base no resultado do teste de Shapiro-Wilk, pode-se afirmar que não há evidências suficientes para afirmar que os dados não seguem uma distribuição normal.

6 CONCLUSÃO

A utilização de modelos de previsão por meio da regressão linear múltipla no setor de mineração se faz cada vez mais presente, tanto no planejamento de projetos quanto na rotina de busca da melhoria contínua em operações já em funcionamento. Esses modelos de previsão são excelentes alternativas para otimização de processos, redução de custos e ganho de produtividade.

Acredita-se que os resultados obtidos no presente trabalho representem o primeiro passo para entender as principais causas do *overbreak* nas escavações subterrâneas de desenvolvimento na mina de estudo. Entretanto mediante os resultados obtidos é possível afirmar que as variáveis independentes utilizadas no modelo explicam apenas 29,6% da variabilidade do *overbreak*. Logo é possível concluir que existem outras variáveis independentes no processo de escavação subterrânea de desenvolvimento que influenciam o *overbreak*, como o desvio da perfuração linear que não foi levado em conta no modelo.

O modelo construído levou em consideração apenas 84 desmontes realizados na mina de estudo. Para um modelo de regressão linear múltipla, quanto maior a quantidade de dados considerados maior será a precisão dele. Logo a base de dados do modelo deverá ser atualizada periodicamente.

Por fim é possível concluir que os objetivos do trabalho foram alcançados, pois foi identificada a influência de cada variável independente no *overbreak* e o modelo construído conta com equações para cada tipo de cenário de escavação presente na mina de estudo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Akaike, H. (1973). **Information theory and an extension of the maximum likelihood principle**. In: Second international symposium on information theory, Budapest, 267–281.

ALKMIM, Fernando F; MARSHAK, Stephen. **Transamazonian Orogeny in the Southern São Francisco Craton Region, Minas Gerais, Brazil evidence for Paleoproterozoic collision and collapse in the Quadrilátero Ferrífero**. Precambrian Research, v. 90, n. 1, p. 29-58, jun./1998. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301926898000321>. Acesso em: 19 mar. 2024.

ANGRIST, Joshua D.; PISCHKE, Jörn-steffen. **Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion**. 1. ed. 2008. p. 1-290.

ATLAS COPCO. **Underground mining: A global review of methods and practices**. 2014. Disponível em: <https://pdfcoffee.com/mining-methods-underground-mining-pdf-free.html>. Acesso em: 19 mar. 2024.

AZEVEDO, I. C. D; MARQUES, E. A. G. **Introdução à Mecânica Das Rochas**. 1. ed. Viçosa, MG: UFV, 2002. p. 1-361.

BARTON, N.; LIEN, R.; LUNDE, J. **Engineering Classification of Rock Masses for the Design of Tunnel Support- Rock Mechanics**, v.6, n.4, pp.183-236, 1974.

BERGAMI et al. **The multifractal nature of worldclass orogenic gold systems in greenstone belts: A multiscale approach and case study at the Córrego do Sítio deposit, Rio das Velhas greenstone belt, Brazil: Ore Geology Reviews**, v. 165, n. 1, p. 105-909, fev./2024. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169136824000428>. Acesso em: 19 mar. 2024.

BIENIAWSKI, Z.T. **Engineering Rock Mass Classifications**. New York, USA: John Wiley & Sons, 1989.251 p.

BONAMENTE, Massimiliano. **Statistics and Analysis of Scientific Data**. 2. ed. Springer, 2017. p. 1-318.

CURI, Adilson. **Lavra de minas**. 1 ed. São Paulo, Brasil: Oficina de Textos, 2017. p. 1-462.

DARAEI, Ako; ZARE, Shokrollah. **Prediction of overbreak depth in Ghalaje road tunnel using strength factor**. International Journal of Mining Science and Technology, v. 28, n. 4, p. 679-684, jul./2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095268618302519>. Acesso em: 19 mar. 2024.

DEKKING, M. et al. **A Modern Introduction to Probability and Statistics: Understanding Why and How**. 1. ed. Springer, 2005. p. 1-488.

DURBIN, J.; WATSON, G. S. **Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression**. *Biometrika*, v. 38, n. 1-2, p. 159-177, 1950.

FARINA, F. et al. **The Archean–Paleoproterozoic evolution of the Quadrilátero Ferrífero (Brasil): Current models and open questions**. *Journal of South American Earth Sciences*, v. 68, n. 1, p. 4-21, jul./2016. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0895981115300808>. Acesso em: 19 mar. 2024.

Fisher, R.A. **Statistical Methods for Research Workers**. Oliver and Boyd, Edinburgh, Scotland. 1925.

FODERA et al., **Factors influencing overbreak volumes in drill-and-blast tunnel excavation. A statistical analysis applied to the case study of the Brenner Base Tunnel – BBT**. *Tunnelling and Underground Space Technology*, v. 105. Nov. 2020.

GOODMAN, Richard E. **Introduction to Rock Mechanics**; 2. ed. New York: Wiley, 1989. p. 1-289.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. 5. ed. Brasil: AMGH, 2006. p. 1-920.

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. **Basic Econometrics** (5th ed.). McGraw-Hill, 2009. P. 1-946.

HEINIO, Matti. **Rock Excavation Handbook for Civil Engineering**. 1. ed. Sandvik Tamrock, 1999. p. 1-363.

HUNG, C. J. et al. **Technical Manual for Design and Construction of Road Tunnels: Civil Elements**. 1. ed. U.S.: FHWA, 2009. p. 167-168.

IBARRA, J. A., FRANKLIN, N. H. M., J. A. **Overbreak and underbreak in underground openings Part 2: causes and implications**. *Geotechnical & Geological Engineering*, v. 14, n. 1, p. 325-340, jan./1996. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF00421947#citeas>. Acesso em: 19 mar. 2024.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produto Interno Bruto - PIB**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>. Acesso em: 19 mar. 2024.

JUNIOR, J. G. R. et al. **Metaturbidite-hosted gold deposits, Córrego do Sítio lineament, Quadrilátero Ferrífero, Brazil**. *Brazilian Journal of Geology, Brazil*, v. 45, n. 1, p. 5-22, mar./2015. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/bjgeo/a/THZ7HJfJdzQKmxh8KZSmTZN/?format=pdf&lang=en>. Acesso em: 6 abr. 2024.

LIMA, Luiz Claudio. **Geologia do depósito Iode Au-As-Sb Laranjeiras, em metaturbitos do Grupo Nova Lima, Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brasil.** Dissertação de Mestrado, v. 1, n. 1, p. 1-323, fev./2011. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/MPBB-8YXGJH>. Acesso em: 19 mar. 2024.

MONTGOMERY, Douglas C.; PECK, Elizabeth A. **Introduction to Linear Regression Analysis.** 1. ed. Wiley, 1992. p. 1-544.

NAVARRO, Danielle J.; FOXCROFT, David R. **Learning statistics with jamovi: a tutorial for psychology students and other beginners.** 7. ed., 2022. p. 1-519.

PORTO, Cecilia Germano. **A mineralização aurífera do depósito Córrego do Sítio e sua relação com o enxame de diques metamáficos no corpo Cachorro Bravo - Quadrilátero Ferrífero- MG.** Dissertações de Mestrado, v. 1, n. 1, p. 1-148, fev./2008. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/IGCC-9B2GAK>. Acesso em: 19 mar. 2024.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing.** Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 19 mar. 2024.

RABE-HESKETH Sophia; SKRONDAL, Anders. **Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata.** 2. ed. Stata Press, 2012. p. 1-497.

RITTER, W. **"Die Statik der Tunnelgewölbe."** Berlin: Springer, 1879.

ROODAN D. **"Towards a More Flexible Representation of Categorical Variables in Econometric Models: The Gummy Approach"**. Journal of Econometric Methods, 1. ed. 2021. p. 1-22.

SHAPIRO et al. **Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples).** 52. ed. Biometrika, 1965. p. 591-611.

SILVA J.M. 2021. Lavra Subterrânea. DEMIN-EM-UFOP.

VERMA et al., **Blast induced rock mass damage around tunnels.** Tunnelling and Underground Space Technology, v. 71, p. 149–158, 2016.

ZORZAL, C. B. et al. **Predição de vibrações induzidas por desmontes de rochas por explosivos usando redes neurais artificiais.** Research, Society and Development, v. 11, n. 11, p. e576111134020, 3 set. 2022.