AVALIAÇÃO DOS PARÂMETROS DE CARREGAMENTO E PERFURAÇÃO DE DESMONTES EM UMA MINA DE OURO SUBTERRÂNEA

Verônica Barreto Fernandes[1], Arlley de Brito Magalhães Sousa[1], Renata Nepomuceno da Cunha[1]

[1] Centro Universitário de Patos de Minas – UNIPAM, Patos de Minas, MG, Brasil, vbfernandess@gmail.com

Resumo: A avaliação dos parâmetros de carregamento e perfuração em uma mina de ouro subterrânea foi conduzida por meio análise de componentes principais e regressão não linear múltipla. A pesquisa aborda os principais parâmetros do plano de fogo e as características geológicas e estruturais da mina, no contexto de *Greenstone Belt*. Resultados apontam que a otimização dos parâmetros dos desmontes pode contribuir para a redução de custos e melhoria do desempenho na lavra subterrânea.

Palavras-chave: Emulsões explosivas; plano de fogo subterrâneo; segurança em detonações; diluição; recuperação.

INTRODUÇÃO

A variação dos parâmetros dos explosivos vem sendo amplamente estudada, visando aprimorar a segurança e a eficácia das detonações em ambientes confinados, como por exemplo reduzindo a diluição do minério.

Dada a complexidade operacional das escavações subterrâneas, diversas ferramentas são relatadas na literatura visando minimizar os riscos e otimizar os resultados das detonações. Dentre as ferramentas destaca-se a emulsão explosiva bombeada com densidade variável.

A emulsão explosiva bombeada é um tipo de explosivo utilizado na mineração e em obras de desmonte de rochas. Trata-se de uma emulsão de fase contínua aquosa (geralmente uma solução de nitrato de amônio) e fase descontínua oleosa, que forma um material viscoso e homogêneo. A emulsão é transportada em caminhões especiais, chamados "MCU" (*Mobile Charging Unit*). O explosivo bombeado consiste em uma emulsão oxidante e que não oferece risco de explosão durante o manejo, e deve ser aplicada diretamente na região a ser desmontada. (Lima, 2010).

A densidade das emulsões explosivas é um fator crítico, pois influencia diretamente sua sensibilidade e velocidade de detonação (*Velocity of Detonation* - VOD). A VOD é definida como a rapidez com que a reação química se propaga através do explosivo durante a detonação. Em operações de desmonte de rochas, essa propagação ocorre ao longo da coluna de explosivo no furo. Cada tipo de explosivo possui uma VOD específica, que pode variar de 3.000 m/s a 7.000 m/s, influenciando diretamente a eficiência da fragmentação da rocha. (Silva, 2019).

Uma das variáveis importantes do desmonte de rochas é o comprimento do tampão, parte do furo que não é carregada com explosivos. Quanto maior o tampão do furo, menor será o comprimento da carga deste furo. Se um furo de 10 m e possui um tampão de 2 m, o comprimento da carga deste furo será de 8 m. A função do tampão é enclausurar a carga explosiva dentro do furo, evitando que esta carga caia do furo com a vibração. O tampão também faz com que a energia da explosão não seja direcionada para fora do furo, mas sim para o seu interior, aumentando a eficiência do desmonte (Jimeno; Jimeno; Carcedo, 1995)

Neste contexto, essa pesquisa teve como objetivo avaliar os efeitos da densidade, do comprimento da carga de explosivos e da metragem perfurada sobre as respostas: (i) diminuição do consumo de emulsão, (ii) diluição excessiva do minério, (iii) recuperações mássica e metálica e (iv) consumo de emulsão do desmonte de rocha em uma mina subterrânea.

Acredita-se que a pesquisa possa contribuir para a otimização do consumo de emulsão explosiva, promovendo o uso mais eficiente dos insumos e potencialmente reduzindo os custos operacionais, sem comprometer a segurança e a performance da lavra subterrânea.

MATERIAL E MÉTODOS

Levantamento de dados

Foram analisados dados históricos de desmontes com diferentes densidades de emulsões explosivas, mantendo-se constantes as variáveis: diâmetro do furo, espaçamento, afastamento e características litológicas. Os dados foram obtidos através dos arquivos de desmonte realizados anteriormente, com densidades de 0,90 g/cm^3 *e* 1,15 g/cm^3. Após cada desmonte foram feitos os escaneamentos de cada área (Figura 1). Através do escaneamento foi possível medir o vão aberto e cruzar esses dados com as informações da cubagem do material que havia naquele espaço, determinando-se, desse modo, a diluição e recuperação, com base no material que foi arrancado pelo desmonte.

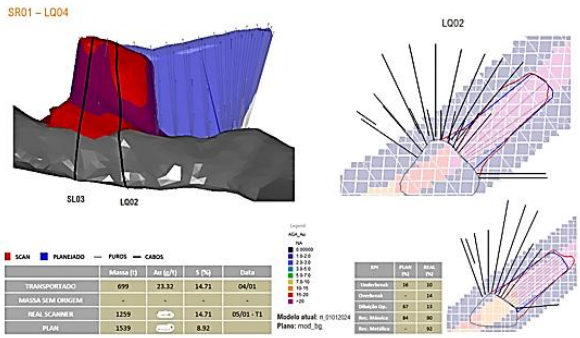


Figura 1. Exemplo do escaneamento após desmonte em uma mina de ouro subterrânea

A adequação da densidade foi conduzida em campo pelos *blasters* (profissionais aptos a realizarem o carregamento dos furos com explosivos e sua posterior detonação). Esses profissionais são responsáveis pela correta aferição e carregamento dos furos com explosivos. Para tanto, os mesmos utilizaram recipiente de 500 ml e uma balança de mão para pesagem da massa de emulsão. A redução de sua densidade se fez através da adição do gás nitrito de sódio, que é adicionado à emulsão formando microbolhas tornando-a menos densa.

Análises estatísticas realizadas

A) Teste de Tukey

O Teste de Tukey é uma técnica estatística utilizada para comparar as médias de vários grupos após a realização da Análise de Variância (ANOVA). Quando a ANOVA aponta que existem diferenças, o Teste de Tukey é aplicado para identificar quais pares específicos de grupos são realmente diferentes entre si. O teste calcula uma "distância crítica" e compara as diferenças observadas entre as médias de todos os pares possíveis de grupos. Se a diferença entre as médias de dois grupos for maior que essa distância, esses grupos são considerados significativamente diferentes (Anderson; Whitcomb, 2020). Na presente pesquisa, adotou-se para esse teste, o nível de significância de 5% (p-valor de 0,05).

B) Análise de componentes principais

A análise estatística de Componentes Principais (PCA), também conhecida como expansão de *Karhunen-Loeve*, tem como objetivo reduzir os descritores reduntantes, ou seja, os altamente correlacionados. Ressalta-se que o PCA se baseia na tabela de dados na qual as observações são descritas por várias variáveis dependentes quantitativas intercorrelacionadas. Objetiva-se com essa ferramenta extrair as informações importantes da tabela, representá-la como um conjunto de novas variáveis ortogonais denominadas componentes principais e exibir, na forma de pontos em um mapa, o padrão de similaridade das observações e das variáveis (Abdi e Williams, 2010).

Hongyu *et al*. (2016) acrescentam que a PCA tem como principal vantagem retirar a multicolinearidade das variáveis, pois permite transformar um conjunto de variáveis originais intercorrelacionadas em um novo conjunto de variáveis não correlacionadas (componentes principais). O número de componentes principais torna-se então o número de variáveis consideradas na análise, mas geralmente as primeiras componentes são as mais importantes, já que explicam a maior parte da variação total. É comum usar no PCA uma porcentagem predefinida da variância total explicada para decidir quantos PCs devem ser retidos. Jolliffe e Cadima (2016) afirmam que 70% da variabilidade total é um ponto de corte comum.

Para realizar a Análise das Componentes Principais foi utilizado o software Past versão 4.03, módulo análise das componentes principais, o qual permite determinar por conhecimento prévio a classificação das variáveis entre “ativas” e “suplementares”.

C) Regressões múltiplas e superfície de resposta

Em diversas situações práticas, deseja-se verificar a relação existente entre duas ou mais variáveis, a qual pode, na grande maioria das vezes ser estabelecida por meio de um modelo matemático. Denomina-se, sob a ótica estatística, este tipo de modelagem por análise de regressão, a qual corrobora na compreensão de como uma(s) variável(is) pode(m) influenciar o comportamento da variável resposta.

Montgomery, Peck e Vining (2012) acrescentam que a análise de regressão visa investigar e modelar o relacionamento entre variáveis. A técnica possui diversas aplicações práticas nas áreas da engenharia, física, química, dentre outras. Ressalta-se que, na modelagem matemática, a regressão múltipla se pauta na construção de modelos que descrevem de maneira razoável relações entre várias variáveis explicativas de

um determinado processo. Portanto, a análise de regressão múltipla é um método que consiste em construir um modelo estatístico-matemático que explique a relação entre duas ou mais variáveis independentes com uma variável dependente (resposta). Além da compreensão dos efeitos de cada variável sobre o resultado, é possível também prever o resultado em função dessas variáveis (Barbetta; Reis; Bornia, 2010).

Ressalta-se que a regressão múltipla pode fornecer dados próximos aos verdadeiros, porém sempre haverá um erro (ε). A Equação 1 explicita um modelo que é utilizado amplamente para regressões múltiplas do tipo polinomial de ordem k.

$$Y = b_0 + b_1X + b_2X^2 + \ldots + b_kX^k + \varepsilon_i \quad (1)$$

em que: Y: variável dependente; b: coeficientes; X: variável independente; k: número de variáveis independentes; ε: diferença entre a variável resposta observada e a variável resposta estimada (resíduo).

Devido ao grande número de variáveis em estudo, na presente pesquisa foram realizadas análises de regressão múltipla com o intuito de obter auxílio no processo de seleção de variáveis eliminando aquelas cuja contribuição não seja estatisticamente significativa. Para a obtenção dos modelos de predição foi utilizado o software de análises estatísticas STATISTICA® 7.0 através de sua ferramenta Multiple Regression. Esta ferramenta faz a regressão múltipla e o teste de ANOVA indicando as variáveis estatisticamente significativas dentro de um valor selecionado de confiabilidade.

Para tanto, realizou-se a codificação das variáveis de entrada, sendo adotados para a densidade (x_1) os níveis de -1 para a densidade de 0,9 g/cm^3 e de +1 para a densidade de 1,15 g/cm^3. Para o tampão (x_2) foram adotados os níveis -1 e +1, para as medidas de 0,5 m e 1 m, respectivamente. Já para a metragem (x_3) utilizou-se a equação 2.

$$x_3 = \frac{metragem\ [m] - 255{,}03}{178{,}23} \quad (2)$$

Ressalta-se que as superfícies de resposta obtidas a partir da regressão não linear múltipla podem ser utilizadas para otimização e para determinar os efeitos das variáveis estudadas. Para análise dessas relações, utilizou-se a tabela de coeficientes da equação de regressão e levando-se em consideração o nível de significância (p-valor) adotado para cada modelo, os fatores estatisticamente significativos e o coeficiente de determinação (R^2).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram analisados 50 desmontes com densidades de 0,9 g/cm^3 e 1,15 g/cm^3 e tampões de 0,5 m e 1 m utilizando-se metragens de perfuração distintas. A Figura 2 apresenta os resultados obtidos para a diluição da emulsão e as recuperações mássica e metálica obtidas no processo de desmonte em uma mina de ouro subterrânea.

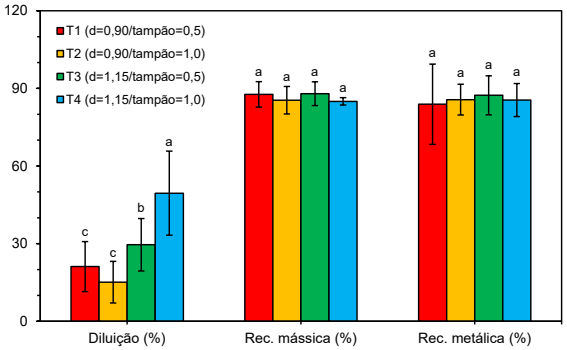


Figura 2. Resultados de diluição e de recuperações mássica e metálica provenientes dos desmontes de mina de ouro subterrânea

Após a análise comparativa do resultado de diluição e recuperação, foi possível identificar que, para o tampão fixo de 0,5 m, a densidade de 0,90 g/cm^3 apresentou menor diluição real (média de 21,15%) em comparação à densidade 1,15 g/cm^3 (média de 29,58%). Isso indica que a menor densidade resultou em menor entrada de material estéril, o que é favorável. Ressalta-se que, de acordo com os dados da empresa as duas densidades têm valores similares de diluição planejada (cerca de 40%), sugerindo que o planejamento foi consistente, mas a execução com densidade menor foi mais eficaz em controlar a diluição. Resultados similares foram obtidos para o tampão fixo em 1 m. Tais resultados foram validados pelo teste estatístico de Tukey que comprovou a diferença estatística entre as médias obtidas.

Com base na análise dos resultados de diluição e recuperação para os tampões de 0,5 m e 1,0 m, na densidade fixa de 1,15 g/cm^3, observa-se que o tampão de 1,0 m apresentou melhor controle da diluição real, com média de 29,58%, em comparação aos 49,5% observados no tampão de 0,5 m. Portanto, o tampão de 1,0 m é mais indicado quando o objetivo é reduzir a diluição e preservar o teor do ROM.

Infere-se que, para as recuperações mássica e metálica, não foram obtidas diferenças estatísticas entre as médias, para todas as condições operacionais avaliadas.

A Figura 3 explicita os consumos e os custos obtidos no processo de desmonte da mina de ouro subterrânea avaliada. Não foram observadas diferenças estatísticas

entre as médias obtidas para o consumo de emulsão (kg) e o custo da emulsão.

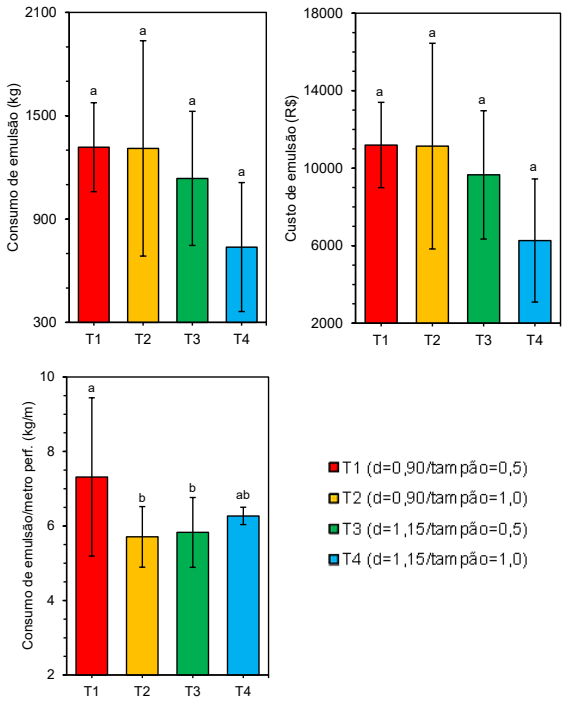


Figura 3. Resultados dos consumos de emulsão e do custo de emulsão provenientes dos desmontes de mina de ouro subterrânea

Comparando os tampões de 0,5 m e 1,0 m, na densidade fixa de 0,9 g/cm^3, observa-se que o tampão de 1,0 m apresenta uma razão de carga menor (consumo de emulsão/metro perfurado), com média de 5,7 kg/m, em comparação aos 7,3 kg/m do tampão de 0,5 m. Isso indica que, com tampões maiores, há uma melhor eficiência no uso do explosivo por metro perfurado, o que pode representar uma economia operacional. Em contrapartida, o tampão menor demanda mais explosivo por metro, possivelmente para compensar a menor desaceleração de gases ou para garantir a fragmentação desejada em condições mais restritivas. Essa diferença pode impactar diretamente no custo de desmonte, tornando o tampão de 1,0 m mais vantajoso sob a ótica de consumo de explosivo.

Portanto, a configuração mais favorável para reduzir a diluição e preservar o teor do ROM seria o uso de explosivos com densidade de 0,90 g/cm³ associados a um tampão de 1,0 m. Essa combinação não só controla melhor a diluição como também otimiza o consumo de explosivo, devido à menor razão de carga observada com o tampão maior.

Portanto, a combinação de densidade 0,90 g/cm^3 associada ao tampão 1,0 m reduz significativamente a diluição, mas tende a sacrificar parte da recuperação metálica (Figura 2). O impacto não é drástico, mas deve ser considerado principalmente em lavras com teores marginais, onde a perda de recuperação pode comprometer o rendimento econômico. Ou seja, para teores altos, essa perda de recuperação pode ser tolerada em prol do ganho com menor diluição. Para teores mais baixos, talvez valha a pena aceitar uma diluição um pouco maior (usar densidade intermediária) para garantir maior recuperação. O Quadro 1 pode servir como guia para uma discussão mais aprofundada sobre qual a melhor configuração a ser adotada.

Quadro 01- Guia para discussão sobre a melhor configuração

Situação Operacional	Teor do Minério	Objetivo Principal	Configuração Recomendada	Justificativa
Lavra com teores elevados	Alto	Reduzir diluição	Densidade 0,90+Tampão 1,0 m	Controla a diluição de forma eficiente, preservando o teor do ROM.
Lavra com teores elevados	Alto	Maximizar recuperação	Densidade 1,15+Tampão 0,5 m	Garante maior recuperação metálica, mesmo com mais diluição.
Lavra com teores médios	Médio	Equilíbrio entre diluição e recuperação	Densidade 0,90+Tampão 0,5 m	Boa recuperação e diluição moderada, custo intermediário.
Lavra com teores próximos ao cut-off (limite de viabilidade)	Baixo	Preservar teor do ROM	Densidade 0,90+Tampão 1,0 m	Menor diluição é fundamental para manter o teor acima do limite de corte.
Operação com foco em redução de custos com explosivo	Qualquer	Reduzir razão de carga/custo	Tampão 1,0 m (independente da densidade)	Menor razão de carga → menor consumo de emulsão por metro.

Os resultados obtidos neste trabalho, que indicam menor diluição associada à utilização de emulsões com densidade reduzida (0,90 g/cm³) e tampões maiores (1,0 m), estão em consonância com os princípios defendidos por autores como Jimeno *et al.* (1995) e Persson *et al.* (1993), que ressaltam a importância do controle preciso dos parâmetros de carregamento e confinamento para otimizar a fragmentação e minimizar as perdas operacionais. A influência da densidade na eficiência do desmonte também foi destacada por Silva (2019), ao afirmar que densidades mais baixas tendem a gerar menor energia por unidade de volume, reduzindo a expansão excessiva do material e, por consequência, a diluição.

No presente estudo, observou-se que a densidade de 0,90 g/cm³ resultou em uma redução significativa da diluição real (até 15,11%) em relação à densidade de 1,15 g/cm³ (49,50%), mantendo a recuperação metálica dentro de níveis aceitáveis. Esses resultados reforçam a abordagem sugerida por Evans e Taylor (1987), que destacam o papel dos explosivos ANFO e emulsões ajustadas como soluções técnicas para melhorar o desempenho operacional e econômico dos desmontes subterrâneos. Dessa forma, os dados empíricos obtidos confirmam e ampliam o entendimento existente na literatura sobre a relação entre densidade, tampão e qualidade do desmonte.

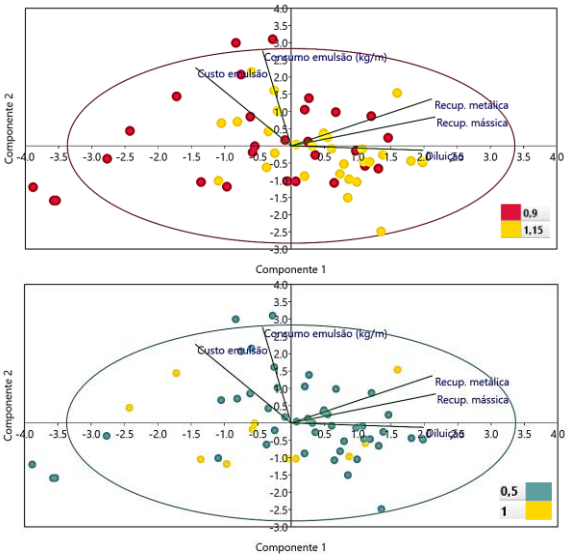
Análise de componentes principais

Após rodar o PCA julgando-se, a priori, todas as variáveis como ativas, verificou-se que os autovetores obtidos para o consumo de emulsão (Kg) e custo da emulsão eram iguais, indicativo de que uma das variáveis se sobrepõe a outra. Sendo assim a variável consumo da emulsão foi retirada da análise. As demais foram consideradas como variáveis ativas, baseadas nas quais os autovalores e autovetores foram calculados (Tabela 1).

Tabela 1. Cargas das componentes principais e percentagens de explicação da variabilidade das variáveis resposta

Variáveis resposta	Cargas dos componentes principais	
	Componente 1	Componente 2
Diluição real	0,506	-0,033
Recuperação mássica	0,553	0,214
Recuperação metálica	0,539	0,348
Custo emulsão	-0,367	0,579
Consumo emulsão (kg/m)	-0,109	0,705
% variabilidade explicada	35,25	24,86
Total da variabilidade explicada	35,25	60,11

A ordenação das variáveis nos dois vetores principais (PC1 e PC2) explica 60,11% da variabilidade dos dados. A projeção polar das cargas das variáveis associadas às duas primeiras componentes mostra a ordenação dos vetores das variáveis no espaço, destacando as variáveis ativas (Figura 4) discriminados pela densidade da emulsão (a) e pelo tampão (b).



(b)

Figura 4. Projeções espaciais da ordenação dos vetores das variáveis resposta ativas nas duas componentes principais (a) em relação à densidade da emulsão e (b) em relação ao tampão

Analisando-se a Figura 4a verifica-se que não foi possível uma ordenação dos dados com relação à densidade, entretanto, já na Figura 4b obteve-se certa ordenação, obtendo-se uma segregação em dois grupos, os de tampão 0,5 m e de 1 m. Os dois grupos discriminados indicam uma ordenação no primeiro quadrante, relacionados com as recuperações mássicas e metálica e, no segundo quadrante, a ordenação refere-se ao custo e ao consumo de emulsão onde as cargas das variáveis foram mais elevadas.

Eldaw et al. (2003) e Debels et al. (2005) atribuem a essa técnica a capacidade de reduzir as informações contidas nas variáveis condicionantes, que neste estudo discriminaram o desmonte em uma mina de ouro subterrânea. Desta forma a informação fica reduzida às variáveis condicionantes: recuperações mássica e metálica na primeira componente (PC1) e consumo e custo da emulsão na segunda componente (PC2). A primeira componente, atribuída às recuperações mássica e metálica, tiveram as maiores variabilidades entre os tampões 0,5 m e 1 m. A segunda componente teve como variável mais importante o consumo e o custo de emulsão, cujos valores variaram de acordo com o tampão utilizado.

Análise por regressão não linear

A regressão não linear é uma técnica estatística utilizada para modelar relações entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes quando essa relação não pode ser representada adequadamente por uma equação linear simples. Diferente da regressão linear, onde se assume uma relação proporcional entre as variáveis, a regressão não linear permite ajustar modelos mais flexíveis, capazes de representar curvaturas, interações complexas e efeitos quadráticos. Esses modelos são especialmente úteis em processos reais, como os encontrados na mineração, nos quais os fenômenos físicos, químicos ou operacionais muitas vezes apresentam comportamentos não lineares.

A construção do modelo envolve a estimativa de coeficientes por métodos iterativos, geralmente com apoio de softwares estatísticos, e sua validade é verificada por meio de testes de significância, análise de resíduos e do valor do coeficiente de determinação (R^2).

Ao permitir uma descrição mais fiel dos dados, a regressão não linear se torna uma ferramenta poderosa para análise, previsão e tomada de decisão em contextos onde as variáveis interagem de maneira complexa. A análise de regressão não linear foi aplicada com o objetivo de modelar o comportamento das variáveis resposta — como diluição e consumo de emulsão — em função de variáveis operacionais codificadas: densidade da emulsão (x_1), comprimento do tampão (x_2) e metragem perfurada (x_3). Essa abordagem permitiu incorporar não apenas os efeitos lineares de cada variável, mas também suas interações (x_1x_2, x_1x_3 e x_2x_3) e termos quadráticos.

A escolha por uma modelagem não linear justifica-se pela complexidade do processo de desmonte, no qual o efeito de cada parâmetro isoladamente pode não ser constante, e suas combinações produzem respostas distintas.

Regressão para a diluição real

O modelo foi ajustado aos dados experimentais de diluição real da emulsão, e apresentou bom nível de aderência, com coeficientes de determinação (R^2) superior a 0,799, indicando que a maior parte da variabilidade observada nas respostas pode ser explicada pelas variáveis estudadas. A equação 3 apresenta a regressão linear múltipla ajustada à diluição real em função de três variáveis independentes codificadas: x_1(densidade da emulsão explosiva), x_2 (comprimento do tampão) e x_3 (metragem perfurada), incorporando também termos de interação e um termo quadrático. O termo constante representa o valor estimado da diluição quando todas as variáveis são iguais a zero. Os termos lineares indicam o efeito direto de cada uma dessas variáveis sobre a diluição, considerando as demais constantes. O termo quadrático, aplicado sobre a metragem perfurada, revela uma relação não linear, sugerindo que há um ponto ótimo em que a diluição é minimizada. Já os termos de interação, como x_1x_2, x_1x_3, e x_2x_3, indicam que o efeito de uma variável depende do valor da outra, evidenciando que há uma influência combinada entre densidade, tampão e perfuração sobre a diluição.

Essa modelagem estatística permite compreender com maior profundidade o comportamento do desmonte e possibilita a otimização dos parâmetros operacionais com base na resposta desejada.

$$Diluição\ (\%) = 31{,}7+11{,}1x_1+9{,}7x_2-4{,}3x_3-18{,}0x_3^2+7{,}4x_1x_2-4{,}4x_1x_3+7{,}0x_2x_3 \quad (R^2 = 0{,}799;\ \text{p-valor}=0{,}09) \quad (3)$$

Infere-se que, os coeficientes dos fatores lineares x_1(densidade da emulsão explosiva) e x_2 (comprimento do tampão) são elevados e positivos, ou seja, um aumento desses parâmetros acarreta em um acréscimo da diluição real da emulsão. Entretanto, o fator linear x_3 (metragem perfurada) exerce influência negativa frente à diluição real. A Figura 5 expressa as superfícies de resposta ajustadas à diluição para as condições experimentais fixas de tampão 0,5 m e de 1 m, e nas condições fixas de densidade. Sabe-se que diluições menores que 8% é um indicativo de que o desmonte não foi realizado de modo satisfatório. Entretanto, diluições maiores que 30% também não são adequadas ao desmonte. Nota-se pela Figura 5 que as melhores condições operacionais, ou seja, com diluições entre 12 e 29% ocorrem em condições distintas associadas à metragem de perfuração.

Os gráficos de resíduos e os valores observados versus preditos (Figura 6) confirmaram a adequação do ajuste do modelo à diluição real, sem indícios de heterocedasticidade ou padrões sistemáticos de erro. Dessa forma, a análise de regressão não linear mostrou-se eficaz para representar o comportamento das variáveis operacionais em desmontes subterrâneos, servindo como ferramenta de apoio à otimização dos parâmetros de lavra em mina de ouro subterrânea.

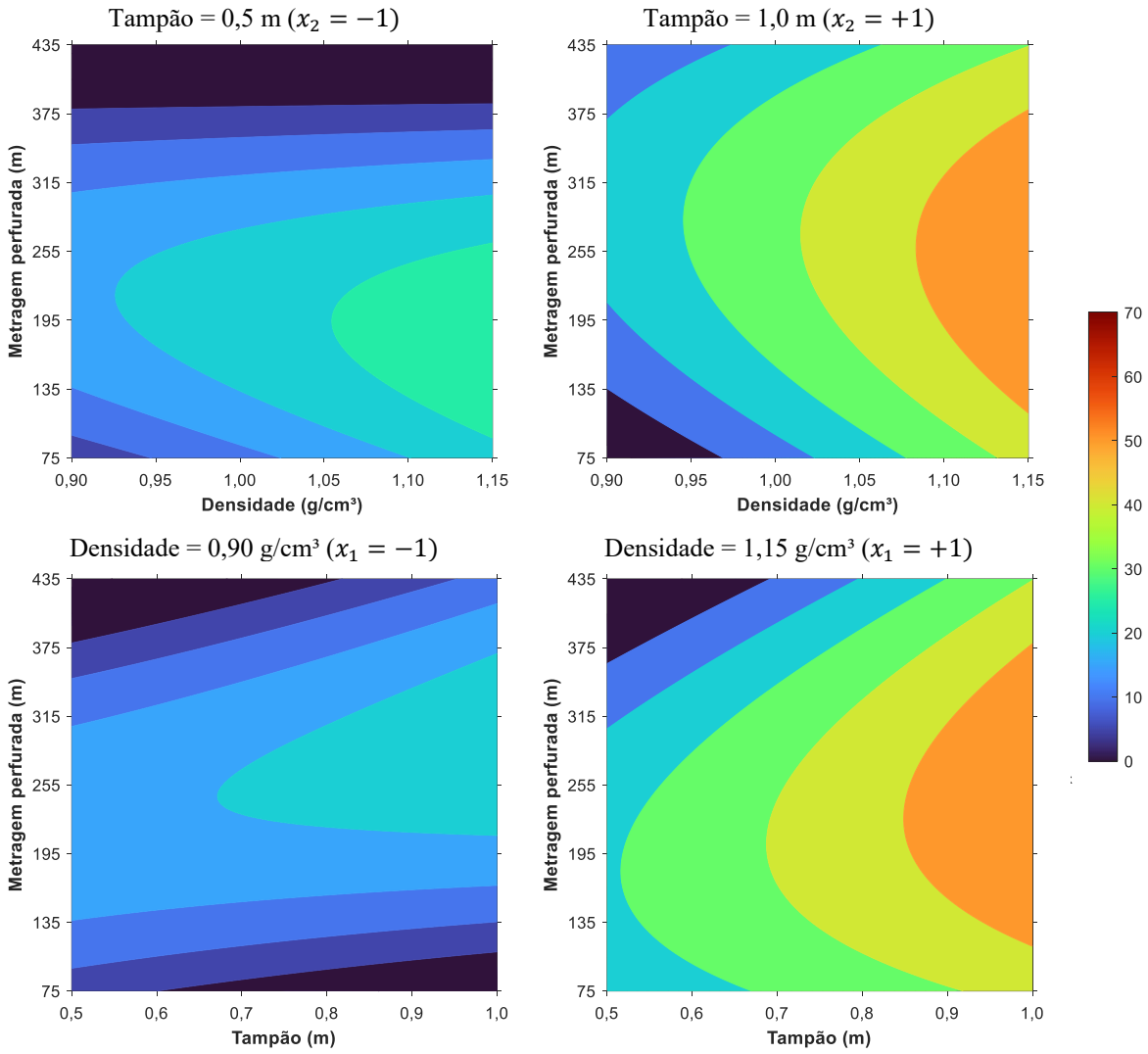


Figura 5. Superfícies de resposta ajustadas à diluição da emulsão nas condições avaliadas

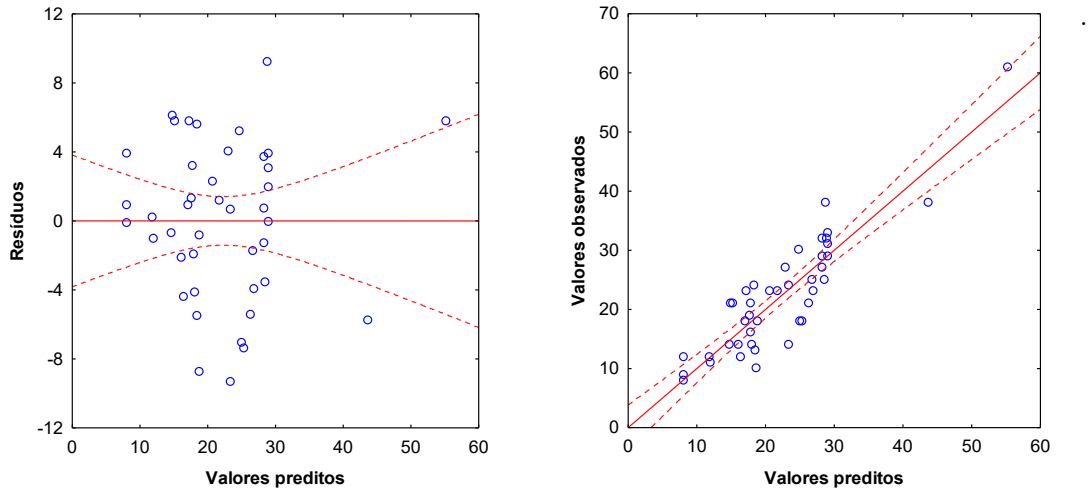


Figura 6. Ajuste do modelo de regressão obtida para a diluição da emulsão na detonação de mina de ouro subterrânea

Regressão para ao consumo de emulsão (kg)

Pelo modelo de predição ajustado aos dados experimentais (equação 4), verifica-se que a interação entre densidade e comprimento do tampão (x_1x_2) evidencia a influência dessas variáveis sobre o consumo, apesar de não serem estatisticamente significativos os efeitos lineares dessas variáveis.

Da mesma forma, as interações (x_1x_3, e x_2x_3) indicam que os efeitos da densidade e do tampão também são modulados pela metragem perfurada. A inclusão desses termos de interação permite uma representação mais precisa do comportamento do consumo de emulsão, refletindo a complexidade das operações de desmonte em mina subterrânea e permitindo otimizações operacionais mais eficazes.

$Consumo$ de emulsão = 1482,6+885,1x_3+65,8x_1x_2 + 128,6x_1x_3+150,8x_2x_3 (R^2 = 0,81; p-valor = 0,05) (4)

A análise da regressão múltipla revelou um bom desempenho do modelo ajustado, ao consumo de emulsão, que apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,81, indicando que 81% da variabilidade do consumo de emulsão foi explicada pelas variáveis densidade da emulsão, comprimento do tampão, metragem perfurada e suas interações.

Além disso, a análise de significância estatística dos coeficientes demonstrou que os termos de interação (x_1x_2, x_1x_3 e x_2x_3) foram considerados estatisticamente significativos, no nível de significância de 5% e, portanto, fundamentais para explicar a variação do consumo de emulsão gosto na detonação.

Nota-se pelo modelo ajustado ao consumo de emulsão que os fatores lineares x_1 e x_2 não exercem efeitos estatísticos significativos sobre essa resposta. Apenas a variável metragem perfurada (x_3) exerce efeito estatístico sobre o consumo, sendo esse efeito positivo, ou seja, aumentos da metragem acarretam em acréscimos do consumo de explosivo.

As superfícies de resposta ajustadas ao consumo são apresentadas na Figura 7. Nota-se pela figura que, para o tampão de 0,5 m, os menores consumo foram obtidos para as condições operacionais de baixa metragem perfurada associados à elevada densidade da emulsão. Já para o caso de tampão de 1m, os efeitos da densidade e do tampão não são tão significativos.

A adequação do modelo é expressa pelos gráficos de resíduos e de valores preditos pelos observados, através dos quais nota-se o bom ajuste aos dados experimentais (Figura 8).

.

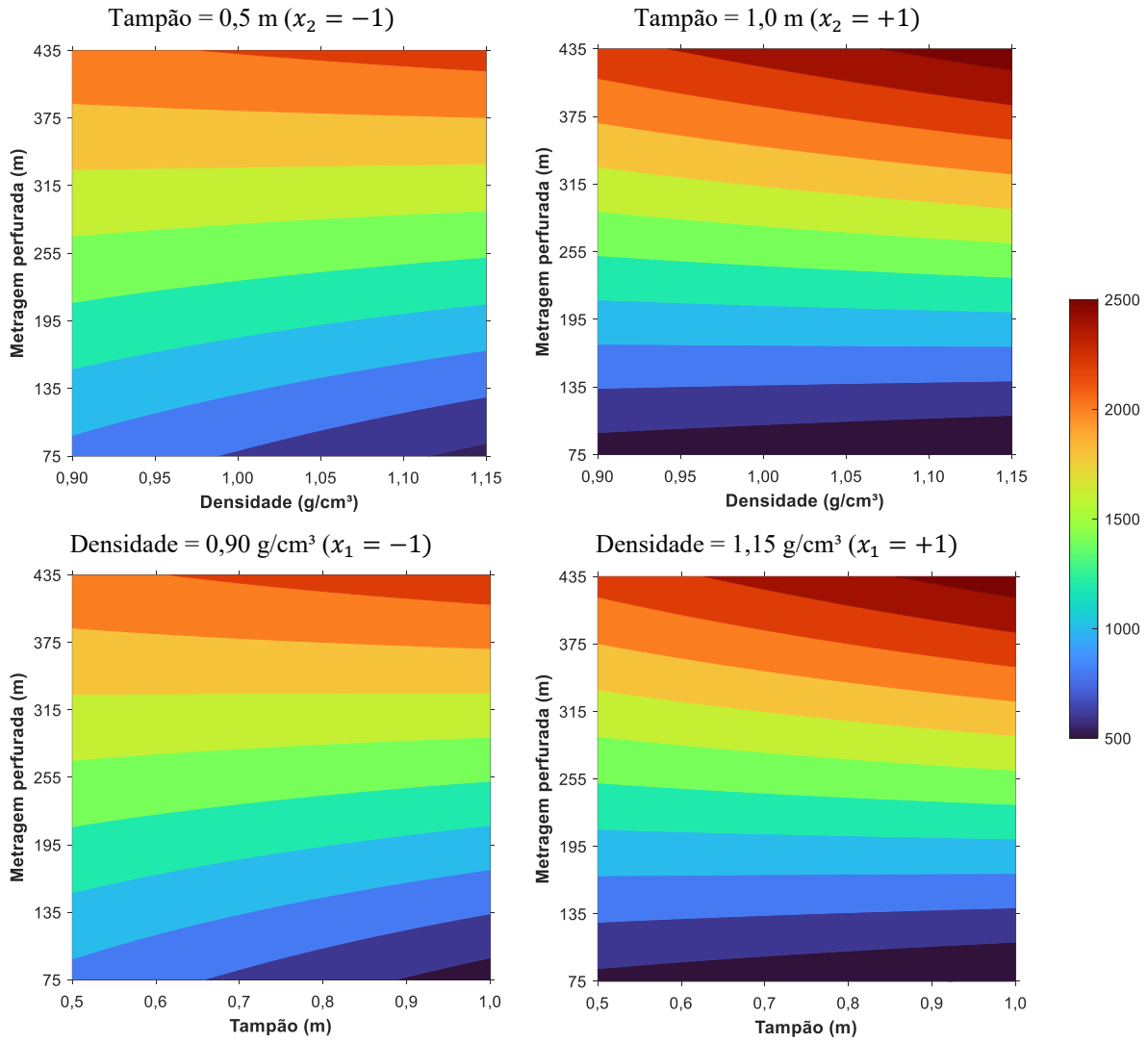


Figura 7- Superfícies de resposta ajustadas ao consumo de emulsão durante a detonação de uma mina de ouso subterrânea

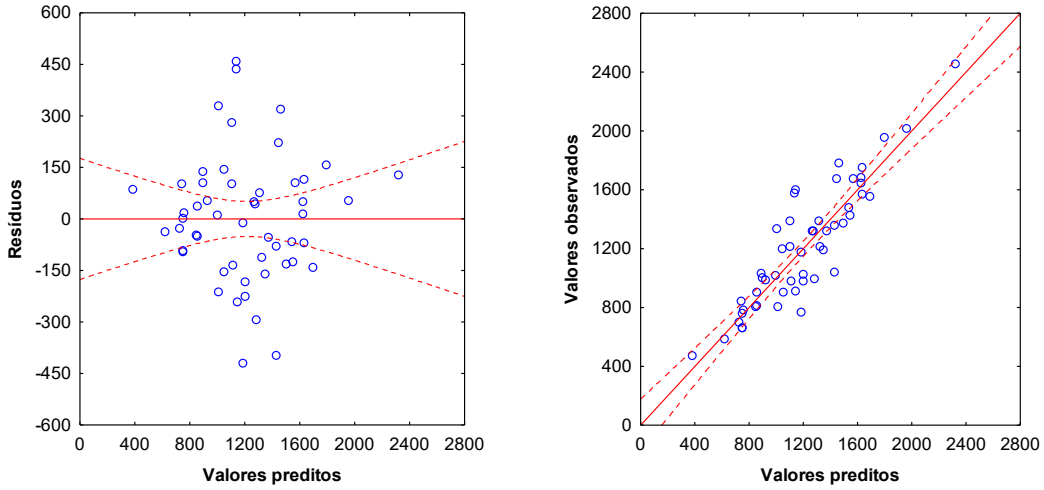


Figura 8- Ajuste dos dados experimentais ao modelo de predição obtido para o consumo de emulsão durante a detonação de uma mina de ouso subterrânea

CONCLUSÃO

Apesar do bom ajuste, é importante ressaltar que os modelos de predição obtidos nesta pesquisa são aplicáveis apenas dentro do intervalo de operação testado, ou seja, densidades entre 0,90 e 1,15 g/cm³, tampões entre 0,5 e 1,0 m, e metragens perfuradas definidas conforme os desmontes realizados. Extrapolações fora desses limites podem comprometer a confiabilidade dos resultados. A partir dos modelos obtidos, é possível simular cenários operacionais e apoiar decisões relacionadas à otimização do plano de fogo, contribuindo para a redução do consumo de explosivos e controle da diluição, de acordo com o objetivo de cada frente de lavra.

A influência da densidade da emulsão explosiva sobre a diluição foi confirmada tanto pelos dados empíricos quanto pelo modelo de regressão ajustado. A equação obtida demonstrou que a densidade, representada pela variável codificada x_1, exerce um efeito positivo significativo sobre a diluição, indicando que o aumento da densidade da emulsão acarreta um aumento da diluição real. Além disso, as interações x_1x_2 e x_2x_3, envolvendo respectivamente o comprimento do tampão e a metragem perfurada, também apresentaram significância estatística, revelando que o impacto da densidade sobre a diluição depende das condições operacionais combinadas.

Os dados de campo reforçam essa tendência: para o tampão fixo de 0,5 m, a densidade de 0,90 g/cm³ resultou em uma diluição real média de 21,15%, enquanto a densidade de 1,15 g/cm³ elevou a diluição para 29,58%. Mesmo mantendo valores de diluição planejada semelhantes (cerca de 40%), a densidade mais baixa demonstrou maior aderência ao plano, indicando um controle mais eficiente sobre o desmonte.

Dessa forma, a regressão não apenas quantifica o efeito isolado da densidade, mas também revela sua interação com outras variáveis do plano de fogo, sendo um instrumento relevante para otimizar os parâmetros e reduzir perdas associadas à diluição.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio da Fundação Educacional de Patos de Minas (FEPAM) durante a realização desta pesquisa.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, L. G. Evolução tectônica da porção central do sinclinal Dom Bosco, Quadrilátero Ferrífero - Minas Gerais. 2004. 101 f. Dissertação (Mestrado em Geologia) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2004. Disponível em: https://www.monografias.ufop.br/handle/35400000/2887. Acesso em: 28 mar. 2025.

ANGLOGOLD ASHANTI. Revista Sintonia – Edição 8. Nova Lima: AngloGold Ashanti, set. 2022.

COSTA, Renato José. Modelagem matemática de desmonte de rochas visando a otimização da fragmentação e redução de blocos na Mina de Pitinga. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Minas) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2020.

CHAVES, A. P. *Lavra de minas: planejamento e operação*. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. Acesso em jul. de 2025.

DALL'AGNOL, R.; OLIVEIRA, D. C. Oxidized, magnetite-series, rapakivi-type granites of Carajás, Brazil: implications for classification and petrogenesis of A-type granites. *Lithos*, v. 93, n. 3–4, p. 215-233, 2007. doi:10.1016/j.lithos.2006.03.065.

EVANS, W. B.; TAYLOR, D. P. Blended ANFO-based explosives. CIM Bulletin, Montréal: Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum, v. 80, n. 905, 1987.

GERALDI, Mário. Dimensionamento de planos de fogos reduzindo a formação de matacos. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Minas) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2019.

ISEE – International Society of Explosives Engineers. *Blasters' handbook*. 18. ed. Cleveland: ISEE, 2011. Acesso em Jul. de 2025.

JIMENO, C. L.; JIMENO, E. L.; CARCEDO, F. J. A. Drilling and blasting of rocks. Rotterdam: Balkema, 1995. Reimp. 2017.

JIMENO, C. L.; JIMENO, E. L.; BERMÚDEZ, P. G. Manual de perforación y voladura de rocas. Madrid: Instituto Tecnológico Geominero de España, 2003.

LIMA, H. *Desmonte de rochas com explosivos*. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

MENDONÇA, Lucas Tomaz Borges. Avaliação do desmonte de rochas com explosivos. 2013. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Minas) – Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2013.

ORICA. Catálogos de produtos. Orica Mining Services, 2025.

PERSSON, A.; HOLMBERG, R.; LEE, J. Rock blasting and explosives engineering. Boca Raton: CRC Press, 1993. Reimp. 2017.

RONCATO, J. G. Evolução de turbiditos e sua mineralização aurífera no lineamento Córrego do Sítio e área Cuiabá-Lamego, Supergrupo Rio das Velhas: geoquímica, geocronologia in situ LA-ICP-MS em

sulfetos. 2016. Tese (Doutorado em Geologia) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2016.

SILVA, Gabriel Gomes. Desmonte de rochas de aberturas subterrâneas em mineração: uma abordagem prática. 2012. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Minas) – Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2012.

SILVA, V. C. Desmonte de rochas com explosivos. Belo Horizonte: Ietec, 1998.

SILVA, V. C. Operações mineiras: Curso de Mineração 210. Ouro Preto: Escola de Minas – UFOP, 2009.

TROPIA, I. R.; FIGUEIREDO, R. P. Análise das tensões in situ na Mina Cuiabá–Sabará–Minas Gerais–Brasil. In: SOUTH AMERICAN CONGRESS ON ROCK MECHANICS, 8., 2015, Buenos Aires. Anais. Buenos Aires: ISRM, 2015.

JOLLIFFE IT, Cadima J. 2016 Principal component analysis: a review and recent developments.Phil. Trans. R. Soc. A 374: 20150202. doi.org/10.1098/rsta.2015.0202

ABDI, H., & Williams, L. J. (2010). *Principal component analysis. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2(4), 433–459.* doi:10.1002/wics.101

HONGYU, K.Comparação do GGEbiplot ponderado e AMMI-ponderado com outros modelos de interação genótipo × ambiente. 2015. 155p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agronômica) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2015.

ELDAW, A.K.; SALAS, J.D.; GARCIA, L.ALong-range forecasting of the Nile River Flows Using Climatic Forcing. Journal of Applied Meteorology, 27: 890-904, 2003.

DEBELS, P.; FIGUEROA, R.; URRUTIA, R.; BARRA R.; NIELL, X. Evaluation of water quality in the Chilla River (central Chile) using physicochemical parameters and a modified water quality index. Environmental Monitoring and Assessment, 110: 301-322, 2005.

SEGUFMG – Sociedade dos Especialistas Geólogos da UFMG. *Depósitos de ouro orogênicos*. Disponível em: https://www.segufmg.com/post/depósitos-de-ouro-orogênicos. Acesso em jul. de 2025.