

Variáveis de impacto no sequenciamento de lavra

Impact variables in mining scheduling

Variables de impacto en la programación minera

Recebido: 16/08/2022 | Revisado: 28/08/2022 | Aceito: 31/08/2022 | Publicado: 10/09/2022

Barbara Isabela da Silva Campos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0209-6224>
Universidade Federal de Ouro Preto, Brasil
E-mail: barbara.isabela@aluno.ufop.edu.br

Felipe Ribeiro Souza

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6804-9589>
Universidade Federal de Ouro Preto, Brasil
E-mail: felipe.souza@ufop.edu.br

Hernani Mota de Lima

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5595-4149>
Universidade Federal de Ouro Preto, Brasil
E-mail: hernani.lima@ufop.edu.br

Resumo

O planejamento de mina é desenvolvido considerando variáveis econômicas, teores, litologia, posição espacial. Estas variáveis são utilizadas para determinar o limite final de cava e sequenciamento das operações. Normalmente são amostradas exaustivamente somente as variáveis relacionadas ao teor. As demais variáveis são configuradas com valores médios. As técnicas de estatística multivariada permitem determinar as variáveis de maior impacto. Utilizando um modelo geológico de cobre e ouro será determinado a cava final e sequenciamento de lavra utilizando o algoritmo de Lerchs-Grossmann. O modelo de blocos resultante será avaliado quanto as variáveis fora do padrão da população. Foram padronizados e transformados em variáveis contínuas adequadamente os elementos da população. Será utilizado a técnica de análise de componentes principais para determinar as variáveis mais importantes do sequenciamento de lavra e cava final. O objetivo deste trabalho é determinar as variáveis mais influentes na determinação de cava final e sequenciamento de lavra. As ferramentas de planejamento de mina apenas apresentam o resultado final do planejamento. Não apontam as variáveis mais sensíveis. É importante determinar as variáveis em que uma pequena variação no valor é capaz de transformar um bloco minerado em estéril. O trabalho confirmou a importância das variáveis econômica relacionadas a função benefício, entretanto quantificou que o posicionamento espacial do bloco possui importância semelhante a algumas variáveis econômicas.

Palavras-chave: Otimização; Avanços; Sequenciamento; Análise de componentes principais.

Abstract

Mine planning is developed considering economic variables, grades, lithology, spatial position. These variables are used to determine the final pit limit and sequencing of operations. Normally, only the variables related to the grade are exhaustively sampled. The other variables are configured with average values. Multivariate statistical techniques make it possible to determine the variables with the greatest impact. Using a geological model of copper and gold, the final pit and mining sequencing will be determined using the Lerchs-Grossmann algorithm. The resulting block model will be evaluated for non-standard variables in the population. The population elements were standardized and properly transformed into continuous variables. The principal component analysis technique will be used to determine the most important variables of the mine and final pit sequencing. The objective of this work is to determine the most influential variables in determining the final pit and mining sequencing. Mine planning tools only present the end result of planning. They do not point out the most sensitive variables. It is important to determine the variables in which a small change in value is capable of turning a mined block into barren. The work confirmed the importance of economic variables related to the benefit function, however, it quantified that the spatial positioning of the block has similar importance to some economic variables.

Keywords: Principal component analysis; Optimization; Advances; Scheduling.

Resumen

La planificación de la mina se desarrolla considerando variables económicas, leyes, litología, posición espacial. Estas variables se utilizan para determinar el límite final del tajo y la secuencia de operaciones. Normalmente, sólo se muestrean exhaustivamente las variables relacionadas con el grado. Las demás variables se configuran con valores medios. Las técnicas estadísticas multivariantes permiten determinar las variables de mayor impacto. Utilizando un modelo geológico de cobre y oro, la secuencia final del tajo y la extracción se determinará utilizando el algoritmo de Lerchs-Grossmann. El modelo de bloques resultante se evaluará para variables no estándar en la población. Los

elementos de la población fueron estandarizados y debidamente transformados en variables continuas. La técnica de análisis de componentes principales se utilizará para determinar las variables más importantes de la secuenciación de la mina y el tajo final. El objetivo de este trabajo es determinar las variables más influyentes en la determinación del rajo final y la secuenciación del minado. Las herramientas de planificación minera solo presentan el resultado final de la planificación. No señalan las variables más sensibles. Es importante determinar las variables en las que un pequeño cambio de valor es capaz de convertir un bloque minado en estéril. El trabajo confirmó la importancia de las variables económicas relacionadas con la función de beneficio, sin embargo, cuantificó que el posicionamiento espacial de la manzana tiene una importancia similar a algunas variables económicas.

Palabras clave: Análisis de componentes principales; Mejoramiento; Avances; Secuenciación.

1. Introdução

Um dos fatores mais importantes ao definir-se a economicidade de um empreendimento mineiro é a valoração do empreendimento mineral. O teor de corte é considerado como a variável mais importante, pode ser definido como o valor que determina qual destino o material terá na operação, ou seja, se será enviado ao beneficiamento ou à pilha de estéril. Conceitualmente o teor de corte é tido como variável de maior importância para a determinação do destino do bloco (Rendu, 2014).

Evidente perceber a importância de um estudo adequado e criterioso acerca da definição das variáveis de maior impacto no empreendimento, visto que essa escolha interfere diretamente no lucro e no valor presente líquido (*NPV – Net Present Value*) do negócio. A determinação imprecisa dessas variáveis pode levar um empreendimento à inviabilidade econômica ou ineficiência operacional. Considerar um valor arbitrário que perdure por toda a vida da mina pode levar a uma superestimativa dos valores que serão obtidos. Podendo impossibilitar a continuidade da operação devido à falta de receita que pague os custos.

Segundo Mustapha and Dimitrakopoulos (2016)(2011), compreender o impacto das variáveis é o que permite a compreensão dos modelos matemáticos que atualmente são usados para sua obtenção. De acordo com os autores acima, os modelos de cálculo utilizam como principais fatores no cálculo os dados econômicos (preço de venda, custo de lavra, beneficiamento e refino, custo de retomada de pilha, taxa de desconto, custos administrativos e custo de vendas), dados geológicos (tamanho do corpo de minério, metal contido e quantidade de material associado a cada bloco, disposição espacial e o modelo de blocos associado ao corpo mineralizado) e parâmetros operacionais (recuperação metalúrgica, capacidades de lavra, beneficiamento e refino).

Conhecendo os fatores que interferem e a importância do teor de corte, vários autores se propuseram a buscar maneiras de obter esse valor priorizando variáveis diferentes e neste estudo cinco pesquisas serão usadas como base. Asad et al. (2016), apresentam em seu estudo um extenso comparativo entre diversos modelos que permitem que esse valor seja encontrado, sendo eles: Modelo de *Break Even*, Modelo de Lane e suas extensões, Modelos Estocásticos e Modelos de Programação Matemática. Essa pesquisa representa uma boa base teórica por trazer variedade de modelos, contudo não apresenta uma aplicação prática.

Com base nas pesquisas produzidas pelos autores acima serão analisados três diferentes modelos de cálculo, sendo eles: o Modelo de *Break Even*, Modelo de Lane e Teorema da Rogado. Essas metodologias serão aplicadas a um conjunto de dados referente a um depósito de cobre que tem como sub-produto o ouro. O uso desses modelos de cálculo permitirá compreender quais das metodologias fornecerá o melhor desempenho financeiro e quais demais características do processo serão impactadas. Além disso, o impacto do aumento de produção também será analisado, ou seja, objetiva entender se o acréscimo de material ao processo traz mudanças financeiras positivas. A maioria dos autores fazem análise de sensibilidade nas variáveis sem uma medida matemática precisa do impacto das variáveis. Este trabalho se propõe a quantificar o impacto ao utilizar estatística multivariada.

As componentes relacionadas a economicidade do bloco e posição espacial tendem a serem as mais influentes. Entretanto será aplicada a metodologia de Análise de Componentes Principais para que seja possível determinar matematicamente quais variáveis apresentam impacto mais significativo no desempenho financeiro do bloco.

2. Metodologia

O trabalho foi desenvolvido considerando a técnica de revisão bibliográfica proposta por Pereira et al. (2018). Pois o sistema proposto permite organizar as referências de acordo com a relevância ao objetivo. A espiral proposta por Mallmann (2015) foi utilizada para seleção e aplicação das técnicas de estatística multivariada desenvolvidas.

A estrutura abrange desde a determinação das variáveis econômicas até o sequenciamento de lavra. A Figura 1 demonstra que a matéria prima do estudo é o modelo econômico capaz de determinar o custo ou receita para lavar cada bloco de lavra. Os valores utilizados no modelamento econômico presentes na Tabela 1 baseia-se em valores médios utilizados no mercado de minério nas minerações brasileiras. Pois o objetivo do trabalho é avaliar o impacto das variáveis no algoritmo e não a ordem de grandeza.

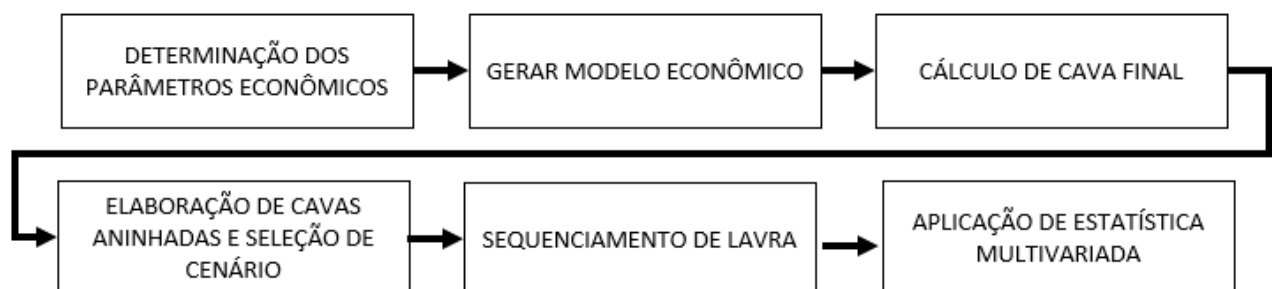
Tabela 1 - Parâmetros econômicos aplicados ao modelo de blocos geológico.

| Parâmetro | Unidade | Valor |
|-------------------------|---------|-------|
| Preço de venda Au | \$/g | 12,0 |
| Preço de custo de venda | \$/g | 4,0 |
| Custo de lavra | \$/t | 1,0 |
| Custo de processos | \$/t | 6,0 |

Fonte: Autores.

Importante ressaltar que os parâmetros econômicos são aplicados em cada bloco do modelo geológico para gerar a cava final do empreendimento mineral. O modelo geológico acrescido dos valores econômicos é utilizado na determinação de cava final. A metodologia de cálculo de cava final utilizada está baseada na metodologia desenvolvida por Lerchs-Grossmann, devido a aplicação em larga escala na academia e indústria mineral. Pois esta metodologia comprovadamente é capaz de determinar um resultado ótimo global. O software comercial Datamine foi utilizado como ferramenta através da ferramenta NPVS para determinar o limite de escavação.

Figura 1 - Fluxo de trabalho sequenciamento de lavra.



Fonte: Autores.

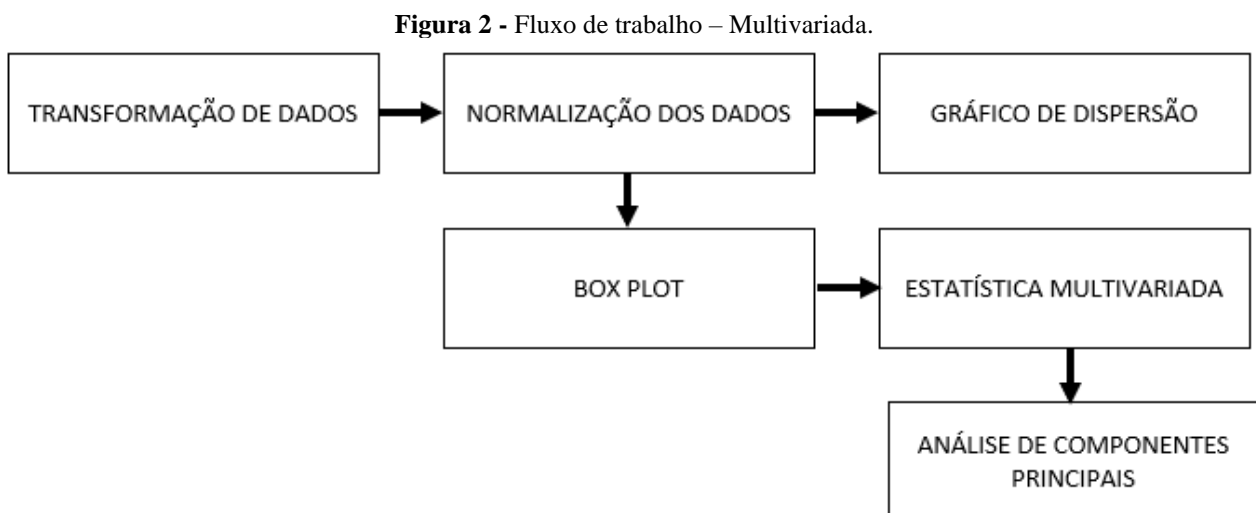
A etapa de cálculo de cava final deve ser acompanhada da análise de sensibilidade para eliminação dos cenários menos favoráveis. Para que sejam eliminados resultados de grande movimentação de massa com pouco ganho no valor presente líquido do empreendimento. Após a eliminação dos cenários desfavoráveis será executado o sequenciamento de lavra utilizando o NPV Scheduler.

Para a elaboração dessa etapa do estudo foram extraídos do NPV Scheduler, os modelos de blocos gerados nas etapas anteriores: sequenciamento. Para análise estatística os resultados foram compilados em um arquivo no Orange, software gratuito

de estatística, para que as técnicas de interesse fossem aplicadas. Primeiramente, arquivo de modelo de blocos em formato de valores separados por vírgulas (.csv) foi carregado no Orange e as variáveis que passariam pelos testes foram indicadas ao software. As variáveis usadas em cada cenário foram as mesmas e estão descritas abaixo:

- Variáveis de posição dos blocos (Xc, Yc e Zc);
- Teor de Ouro;
- Teor de Cobre;
- Massa Recuperada de Cobre;
- Massa Recuperada de Ouro;
- Lucro;
- Destino, apenas para o cenário de destino.

Com as variáveis definidas montou-se o fluxo de trabalho que seria seguido e este está representado na Figura 2.

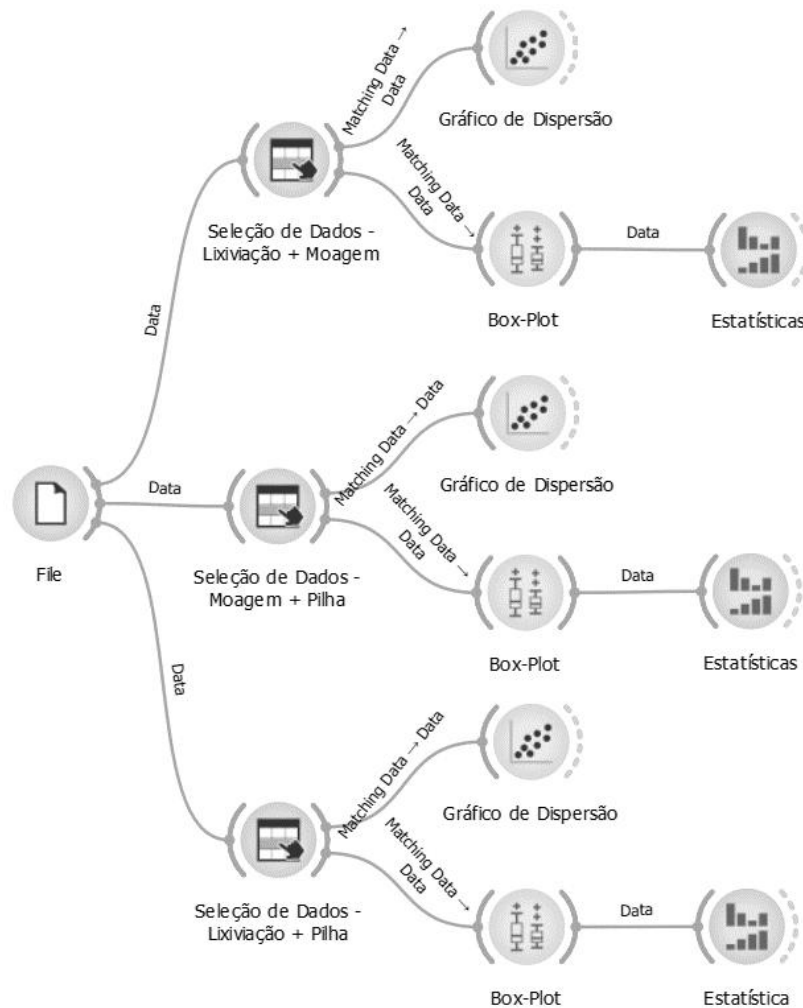


Fonte: Autores.

Para a construção da análise de componentes principais, primeiramente os dados passaram pelo processo de transformação das variáveis de aleatórias em contínuas, com o objetivo de permitir a aplicação da técnica. Logo em seguida foi aplicada a ferramenta PCA, responsável pela análise de componentes principais em si, e nessa etapa foram obtidos os gráficos da variância acumulada e o scree plot. Por meio desses gráficos definiu-se o número de componentes principais que seriam suficientes para representar o conjunto completo. Nessa etapa optou-se por normalizar os dados com o objetivo de que todas as variáveis fossem avaliadas num mesmo contexto. Finalmente, foi construída uma tabela com os resultados que foram obtidos e esta tabela será apresentada na seção de Resultados e Conclusões.

Ademais, foi construído um gráfico de dispersão relacionando o NPV e o teor de cobre, com o objetivo de entender como o teor desse metal impacta no NPV. Em outras palavras, o principal objetivo da construção desse gráfico era a obtenção da informação de correlação existente entre o teor do metal principal e o NPV do negócio. O fluxo de trabalho seguido encontra-se apresentado na Figura 3.

Figura 3 - Fluxo de Trabalho usado no Orange para o cenário Destino.



Fonte: Autores.

Importante construir gráfico de dispersão, contudo para essa análise as variáveis foram o NPV e o destino dos blocos. Optou-se por uma configuração que agrupasse os destinos de dois em dois nos gráficos, com o objetivo de entender como foi feita escolha dos destinos dos blocos pelo *software*. Assim, foram obtidos três gráfico de dispersão para cada uma das metodologias de teor de corte aplicadas nesse estudo.

Além da confecção de gráficos de dispersão, foram construídos também box-plots para cada uma das combinações de destinos buscando entender o comportamento de seleção de destinos que foi encontrado no gráfico de dispersão. Por fim, também com o intuito de compreender os mecanismos de classificação dos blocos, foram feitas as análises das características estatísticas das variáveis do modelo.

3. Revisão Teórica

3.1 Break even e cava final

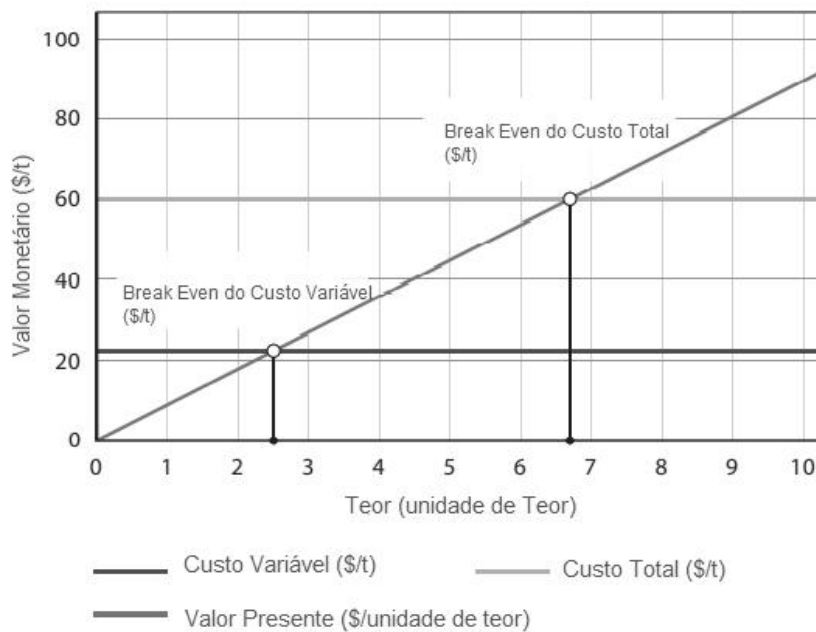
O teor de corte é um parâmetro de extrema importância para o planejamento de lavra de longo prazo, uma vez que é a partir dele que os materiais são classificados entre minério e estéril. O teor de corte seleciona o processo cujo o bloco deve ser submetido, se será enviado ao processo de beneficiamento ou pilha de estéril. Além de fazer essa definição, segundo o Rendu

(2008), esse valor também é responsável pela definição de qual será a rota de processamento de minério em casos que existam mais de uma rota.

A escolha do teor de corte se relaciona de maneira direta com os lucros do empreendimento. Dessa forma, é necessária uma análise cuidadosa para que esse dado seja obtido com a maior precisão possível (Fontoura, 2017). Isso se dá pelo fato de que uma decisão errada nesse momento poderá classificar um bloco de minério como estéril, gerando um impacto negativo na rentabilidade do negócio. Vale ressaltar que a situação contrária também é verdadeira, já que classificar um bloco de estéril como minério atrapalhará o teor que alimenta a usina e acarretará prejuízos ao lucro.

O primeiro teor que deve ser definido é o teor de corte de equilíbrio, também conhecido como *break even*. Segundo Hall (2014), *break even* é o teor mínimo no qual o lucro obtido é equivalente ao custo de produção do material. O lucro produzido pela extração desse material é igual à soma dos custos diretos, indiretos e gerais. Esse teor é impactado por variáveis como: preço da *commodity*, processo de beneficiamento escolhido e custos envolvidos (combustível, energia elétrica, impostos etc.). A Figura 4 representa graficamente esses pontos de equilíbrio entre os custos e a receita de uma operação mineral.

Figura 4 - Representação gráfica do teor de corte de Break Even.



Fonte: Adaptado de HALL (2014).

A receita fornecida pela lavra extração de um material é função do preço de venda do material (s), custos de venda (r), custo de lavra (M_m), custo de processamento (P_m), custos gerais (O_m), quantidade de metal contido (g), recuperação metalúrgica (y) e lucro referente a extração do bloco de minério (L_m) (J.-M. Rendu, 2014). O lucro pode ser encontrado pela equação matemática a seguir:

$$L_m = (s - r) * g * y - (P_m + M_m + O_m) \quad (1)$$

Os custos de lavra do material é função do custo de mitigação dos impactos negativos da disposição desse material (P_e), custo de lavra (M_e) e custos gerais (O_e). A equação abaixo representa o custo da extração de estéril.

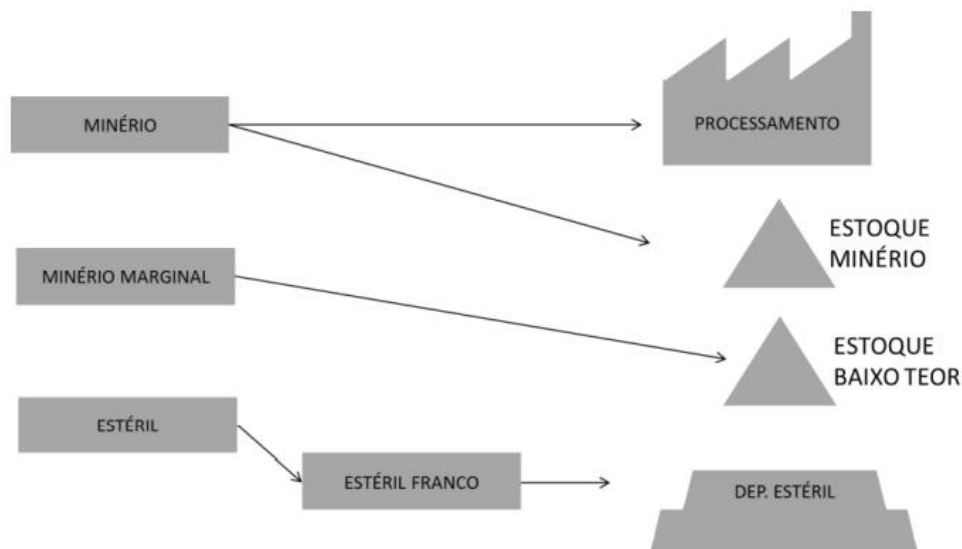
$$D_e = -(P_e + M_e + O_e) \quad (2)$$

Sabendo que o *break even* é a condição na qual o lucro com a extração do minério é igual a zero, ou seja, a equação 1 é igual a zero. Sendo assim, o *break even* pode ser definido pela equação 3:

$$\gamma = \frac{(P_m + M_m + O_m)}{(s - r) * y} \quad (3)$$

Logo, após a obtenção desse valor o material pode ser é destinado ao local que será mais rentável à empresa, como apresentado na Figura 5. Essa destinação deve respeitar as características do empreendimento, uma vez que cada mina apresenta suas particularidades.

Figura 5 - Destinos possíveis para os materiais extraídos da mina.



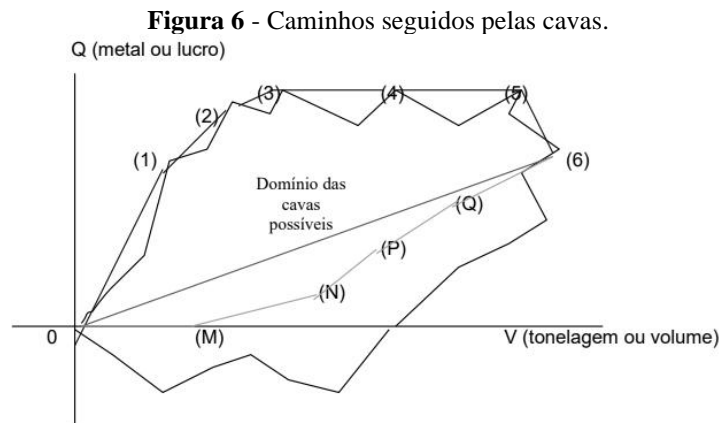
Fonte: Fontoura (2017)

Até a primeira metade da década de 1960, o processo de definição da cava final e sequenciamento de lavra eram realizadas por tentativa e erro, resultando em processos muito demorados e imprecisos. O algoritmo proposto no artigo intitulado “*Best Design of Open-pit Mine*” por Helmut Lerchs e Ingo F. Grossmann, em 1965, possui dois métodos numéricos: o método de ondulação bidimensional usando tecnologia de programação dinâmica e outros métodos tridimensionais derivados da teoria dos grafos (Burgarelli et al., 2018).

A metodologia para determinação de reserva baseado em cava final consiste na separação do planejamento de lavra em três etapas, que constituem o conceito do planejamento de lavra estratégico: determinação da cava ótima final, definição dos *pushbacks* e, finalmente, sequenciamento de longo prazo da produção (Ahmadi, 2018).

3.2 Trajetórias de exploração possíveis

Existem diversas maneiras de encontrar-se a cava que será usada durante a vida útil da mina. Contudo, cada uma apresenta um objetivo e sendo assim os resultados fornecido por elas serão diferentes. Tais cavas podem buscar a otimização, a estacionarização e o desenvolvimento, a Figura 6 representa o caminho seguido por cada uma delas.



Fonte: Campos et al., (2000).

Segundo Campos, Girodo e Valente (2000), cada uma das linhas representa a trajetória de um dos tipos de cava. Sendo assim, a trajetória em azul representa a cava que pretende otimizar a lavra, ou seja, prioriza o minério mais rico e assim maximiza o NPV. Pois podemos observar que a linha azul sempre representa a maior quantidade de metal para uma determinada tonelagem de minério. Por outro lado, a trajetória em verde simboliza a lavra estacionária, isto é, aquela que alimenta o beneficiamento com minério com qualidades constantes. A trajetória simbolizada pela linha laranja busca favorecer o desenvolvimento, logo, pretende diminuir os riscos inerentes às operações. Apesar de ser um caminho mais seguro, também é um caminho mais caro.

3.3 Estatística multivariada

Atualmente as atividades humanas, sejam elas de pesquisa ou não, são cobertas por um número extenso de dados que, devido ao avanço computacional, conseguem ser analisados e estudados de maneira mais detalhada. Dessa forma, ferramentas de análise e interpretação de dados tornaram-se mais necessários para propiciar tomadas de decisão mais assertivas e, com isso, favorecer a eficiência gerencial e a produtividade. Segundo Escofier e Pages *apud*. Bakke et al. (2008), a eficácia da análise de dados multivariados comprovou-se no estudo de grandes massas de informação, inclusive nos casos nos quais existem grande complexidade. Os métodos ditos multivariados são multidimensionais e são usados devido ao fato de permitir que duas ou mais variáveis sejam confrontadas e, assim, sejam analisadas suas relações. Dessa maneira, aplicação dessas técnicas permite extrair tendências, correlações e hierarquia entre um extenso grupo de informações.

As técnicas de estatísticas multivariadas têm sido aplicadas de maneira ampla em governos, indústrias e em diversas áreas de pesquisas acadêmicas, como engenharias, psicologia, geologia, entre outras. Essa grande variedade de aplicação pode ser entendida como reflexo do fato da não obrigatoriedade da existência de um modelo teórico rigorosamente estruturado nas relações entre as variáveis. (BAKKE et al., 2008).

Vale ressaltar que quanto maior o banco de dados analisado, mais difícil é a aplicação de técnicas da estatística convencional, univariada, tornando assim a aplicação da estatística multivariada essencial. Entretanto, é necessário que exista um valor mínimo de observações para que tais técnicas possam ser aplicadas e que existam algumas características necessárias. Sendo assim, por convenção, definiu-se que para considerar um banco de dados consistente é necessário que o número de amostras seja pelo menos cinco vezes o número de variáveis, deve apresentar variabilidade significativa entre as informações e a correlação entre as variáveis deve estar presente.

De acordo com Mingoti (2017), a estatística multivariada trata-se de um conjunto de metodologias que são aplicadas em situações nas quais existe, em cada elemento amostral, a medida de várias variáveis de maneira simultânea. Ainda segundo a autora citada, uma observação multivariada de dimensão p , ou p -variada, nada mais é que um vetor que pode ser expresso maneira:

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^t \quad (4)$$

No qual as coordenadas X_1 a X_p são variáveis aleatórias provenientes de diferentes medidas feitas em um mesmo elemento amostral e t se refere ao valor transposto.

No caso de dados que permitem a aplicação de estatística multivariada, é possível agrupá-los em matrizes de dados, também conhecidas como matrizes de observações p -variadas. As n medidas em p variáveis de um grupo de dados podem ser agrupados da seguinte forma(Boezio, 2010):

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1j} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{21} & \dots & X_{2j} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{i1} & X_{i2} & \dots & X_{ij} & \dots & X_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{p1} & X_{p2} & \dots & X_{pj} & \dots & X_{pn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Sendo X a matriz que corresponde as múltiplas observações que foram feitas para as variáveis amostrais.

De acordo com Bakke et al. (2008), o constructo da estatística multivariada é a variável estatística, que nada mais é que a combinação linear de variáveis às quais são aplicados pesos que foram determinados empiricamente. Ainda segundo o autor, tais pesos são determinados pela técnica multivariada aplicada e as variáveis são determinadas pelo pesquisador responsável, de acordo com o objetivo central. Sendo assim, uma variável estatística pode ser definida da seguinte forma (Hair et al. *apud*. Bakke et al., 2008).

$$\text{Variável Estatística} = W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n \quad (6)$$

No qual, W_n representa o peso determinado na aplicação da técnica da estatística multivariada e X_n é a variável estudada. De acordo com Mingoti (2017), com esse valor da variável estatística, é possível ter um único valor que representa a combinação do todo e melhor representa o objetivo da análise multivariada escolhida. Ainda segundo a autora, combinações lineares tem importante papel na multivariada, porque permite a sumarização das informações das p -variáveis originais.

Existem vários tipos de técnicas de análise de dados multivariados, como por exemplo: análise fatorial, regressão e correlação múltipla, análise de agrupamentos, escalonamento, correlação canônica e análise discriminante múltipla. Contudo, nesse estudo apenas umas das técnicas de análise fatorial, Componentes Principais, será aplicada ao banco de dados.

Devido ao fato de o banco de dados estudado ser composto por um extenso número de variáveis, torna-se possível a aplicação de técnicas de estatística multivariada. O uso dessa metodologia tem como o objetivo entender como as diversas características de um bloco interferem em seu desempenho financeiro.

3.4 Análise de componentes principais

A análise de Componentes Principais trata-se de uma técnica estatística multivariada que permite que sejam feitas investigações em grandes conjuntos de dados (Borouche & G, 1982). Uma das principais características dessa metodologia possibilitar a identificação de quais são as variáveis responsáveis pelas maiores variações do banco de dados, isto sem que haja perda significativa de informações. Ademais, ao aplicar tal técnica, busca-se a transformação do banco de dados em um novo conjunto mais reduzido conhecido como Componentes Principais, que possui dimensões equivalentes e com menor perda de informações possíveis (Prichoa e tal., 2013). Para que essa redução do número de variáveis ocorra é necessário que as variáveis iniciais sejam independentes e apresentem coeficientes de correlação não nulos. Pode-se considerar essa técnica um método fatorial, pois para que o conjunto seja reduzido não basta realizar uma seleção de um grupo seletivo das variáveis do conjunto, mas sim é necessário que sejam criadas variáveis que foram obtidas por meio da combinação linear das variáveis iniciais (Borouche & G, 1982).

Em linhas gerais, segundo Richards (1993), pode-se definir a Análise de Componentes Principais em três passos: derivação da matriz de correlação ou de variância/covariância, cálculo dos autovetores e autovalores e a transformação linear do conjunto de dados. A mudança do conjunto de dados é baseada na rotação do espaço de atributos dos autovetores, tornando ortogonal o conjunto de dados e, assim, promovendo a união das informações com maior correlação nas primeiras componentes (Drummond & Vidal, 2011). Em outras palavras, ao buscar a redução da dimensionalidade dos dados, as informações passam a ser concentradas nas primeiras componentes principais que foram geradas no processo (Tang & Tao, 2006).

Segundo Tang (2006), o principal objetivo da análise de componentes principais é a descrição dos dados que são encontrados em um quadro indivíduos-variáveis numéricas: p variáveis serão mediadas com n indivíduos. Em outros termos, o principal objetivo dessa metodologia é abordar a geração, seleção e interpretação das componentes principais geradas na redução dos dados. Tal redução deve ser feita com a menor perda de informações possível e deve fornecer variáveis não correlacionadas. Com isso, busca-se entender quais as variáveis do conjunto de dados apresentam maior influência na composição das principais componentes.

De acordo com Souza (2018), as novas variáveis possuem independência estatística e não apresentam correlação entre si, ou seja, só existe vantagem de aplicação dessa técnica em situações nas quais as variáveis iniciais são correlacionadas. Vale ressaltar que se entende como variáveis correlacionadas, ou dependentes, aquelas que as informações sobre uma delas impacta nas informações da outra. Por outro lado, variáveis independentes são aquelas que não possuem vínculo com as demais variáveis do banco.

Dessa forma, a aplicação dessa metodologia nessa presente pesquisa se torna vantajosa, uma vez que permite entender quais são as variáveis que apresentam maior impacto no desempenho financeiro de um bloco no modelo.

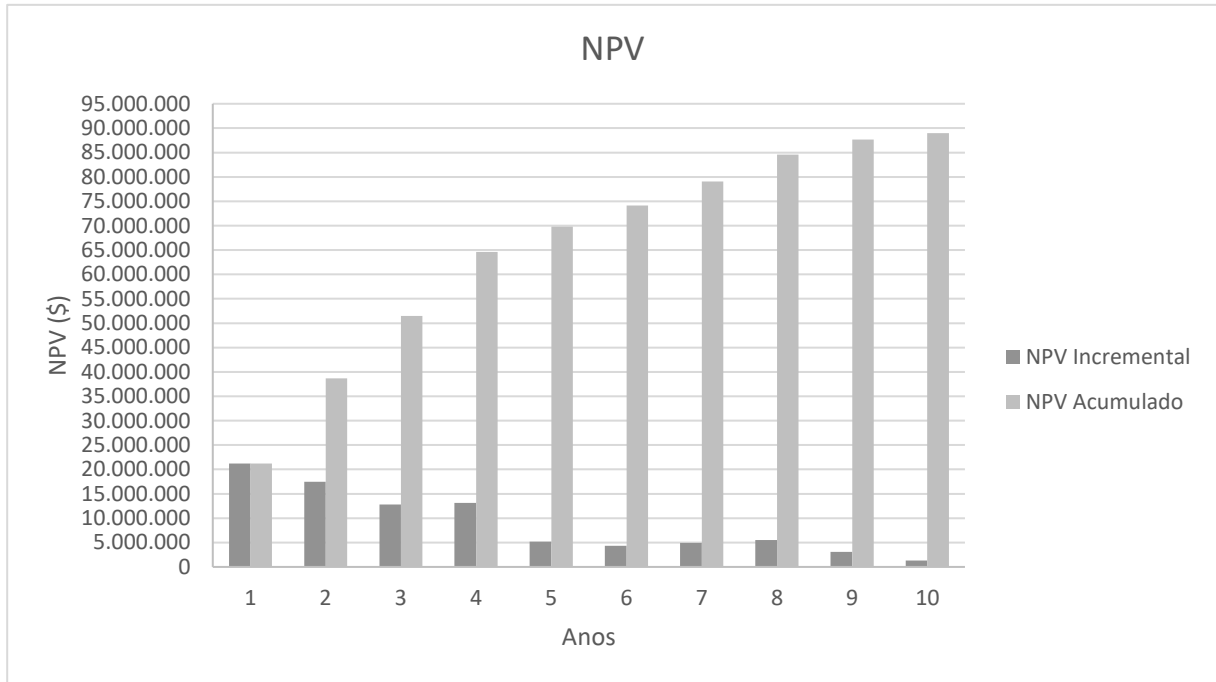
4. Discussão dos Resultados

4.1 Sequenciamento

Para que fosse possível entender como a escolha da metodologia de teor de corte impacta na lucratividade e na operação de modo geral, os resultados de cada cenário foram analisados. Sendo assim, para todos os cenários foi analisado o comportamento do NPV e da massa recuperada do ouro e do cobre e, para os quais existia interesse, analisou-se também o comportamento da pilha e o da frota de caminhões.

A Figura 7 apresenta um gráfico do comportamento do NPV ao longo dos anos de empreendimento que, neste caso foi de 10 anos, no cenário no qual foi aplicado o sequenciamento tradicional. A série de dados representada pela cor azul corresponde aos valores anuais incrementais do NPV, em outras palavras, cada uma das colunas carrega consigo o valor financeiro obtido naquele intervalo de 12 meses. Neste caso, percebemos que o primeiro ano de operação é o que carrega consigo o maior retorno econômico, R\$ 21.202.482,00, e que esse valor cai ao longo da vida útil da mina. Tal comportamento era esperado, uma vez que uma das premissas básicas da formulação do NPV é antecipar as receitas e postergar os custos. Sendo assim, prioriza-se a extração de blocos com os melhores teores e de uma maior massa de material, gerando esse valor mais elevado no primeiro ano. Além disso, os primeiros anos de uma mina tem como objetivo cobrir os elevados investimentos realizados antes do início da operação. É esperado que com a proximidade do fim da vida útil da mina o valor do NPV caia, já que neste momento a reserva já está próxima de se exaurir e com isso uma menor quantidade de material passa a ser extraída com maior fator de desconto.

Figura 7 - Comportamento do NPV em relação aos anos de empreendimento aplicando a técnica de sequenciamento.



Fonte: Autores (2021).

A Figura 8 fornece informações acerca da maneira como se comporta a operação em relação a quantidade de cobre recuperado durante seus 10 anos, no cenário do sequenciamento. Assim como no gráfico de NPV apresentado anteriormente, duas séries de dados foram selecionadas para a análise: o cobre recuperado incremental, colunas azuis, e o cobre recuperado acumulado, colunas laranjas.

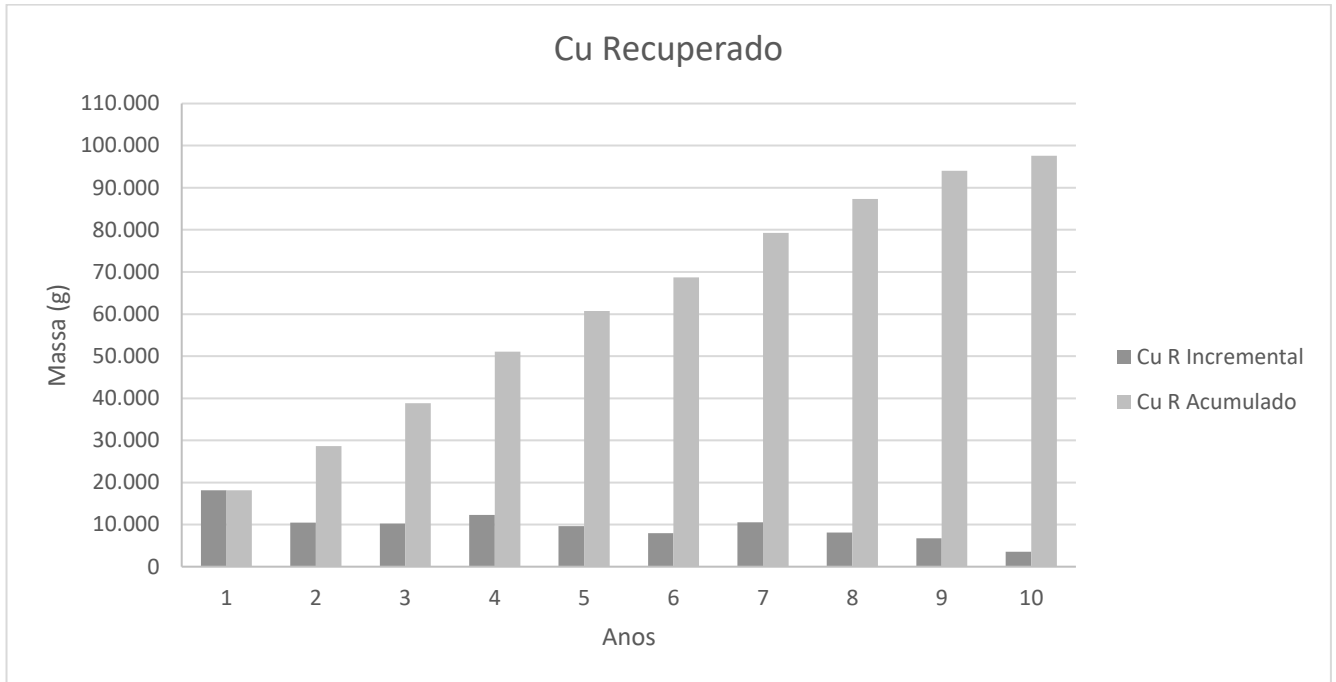
Ao analisar o comportamento da série de dados de cobre recuperado incremental é possível perceber que, assim como no NPV, o primeiro ano de operação é o que apresenta maior quantidade de massa recuperada e o último é o que fornece o menor volume. Isso pode ser explicado, mais uma vez, pelo comportamento de adiantar receitas e postergar custos que é uma forte característica de técnicas de planejamento otimizadoras. Dessa maneira, ao tomar a decisão de ter uma receita mais elevada no primeiro ano da operação, o otimizador busca a retirada de blocos de melhor qualidade o que consequentemente gera um maior volume de material recuperado.

Semelhante ao NPV, o último ano da vida útil é o que apresenta menor quantidade de material recuperado. Pois está diretamente relacionado à exaustão da reserva e ao fim das operações, assim como previsto no custo de oportunidade da formulação de Lane. Mesmo que a característica do primeiro e do último ano sejam mantidas, a série incremental desse gráfico não apresenta um comportamento descendente ao longo de todos os anos. Por exemplo, percebe-se que entre os anos 2 e 3 a quantidade de cobre recuperado se mantém praticamente estável, entre os anos 3 e 4 ocorre um aumento e que entre 4 e 5 ocorre um decréscimo da massa.

Pode-se afirmar que a quantidade de cobre lavrado é variável entre os anos e que isso pode acontecer devido ao fato de um depósito mineral não apresentar um teor homogêneo ao longo de toda sua extensão. Sendo assim, dependendo da área que está sendo explorada a massa de cobre contido nos blocos pode ser maior ou menor. Apesar disso, nota-se que o NPV não é afetado por essa movimentação o que é justificado pelo fato desse depósito possuir o ouro como um subproduto que tem bastante expressividade, como visto na análise das componentes principais. Nos anos em que o cobre apresenta queda na massa recuperada o ouro apresenta um comportamento contrário, como pode ser visto na Figura 8, gerando assim esse equilíbrio financeiro.

Observando o comportamento acumulado do cobre ao longo da vida útil da mina, colunas laranjas, percebe-se que o resultado encontrado está coerente com o esperado. É natural que a quantidade acumulada de material recuperado de metal de interesse aumente ao longo dos anos, uma vez que ela é resultado da soma da massa recuperada no ano em questão e em todos os outros precedentes.

Figura 8 - Gráfico da quantidade de cobre recuperado em relação aos anos de empreendimento aplicando a técnica de sequenciamento.



Fonte: Autores (2021).

Da mesma forma que foi feito anteriormente duas séries foram representados na Figura 9 massa de ouro recuperada acumulada em laranja e massa de ouro recuperada incremental, em azul. Quando se analisa a maneira como o ouro é recuperado ao longo da vida útil do empreendimento percebe-se que seu comportamento é parecido com o do cobre, uma vez que, a massa de ouro recuperada em cada ano não segue um padrão de crescimento ou decréscimo, colunas azuis. Contudo, nesse caso o ano 1 não foi o que apresentou o maior valor em massa, sendo superado pelo ano 2, isso pode ser explicado devido ao fato de nesse contexto o ouro ser o subproduto da operação. Sendo assim, o metal principal é o mais valorizado na hora da extração e por isso existe um foco maior em buscar blocos que possuam maior massa de cobre, o que não necessariamente acontece com o ouro.

O volume de ouro retirado comporta-se como um compensador da diminuição da massa de cobre, ou seja, quando ocorre um decréscimo na extração de cobre a quantidade de ouro extraída é maior. É notável que a exaustão da mina interfere da mesma maneira o NPV e a massa recuperada dos dois metais, dado que em todos os casos o ano de menor valor sempre foi o último. Analisando o modo como a série de dados laranja se apresenta torna-se perceptível que a quantidade de ouro recuperado acumulado está em conformidade com o esperado, visto que com o passar dos anos seus valores são cada vez maiores.

Figura 9 - Gráfico da quantidade de ouro recuperado em relação aos anos de empreendimento aplicando a técnica de sequenciamento.



Fonte: Autores (2021).

4.1.1 Análise da primeira componente principal

Analisando os resultados obtidos na primeira componente principal percebe-se que, de acordo com a literatura, nenhuma das variáveis apresenta correlação alta, já que todos os valores estão abaixo de 0,5. Contudo, ainda é possível interpretar a relação de impacto de cada uma das variáveis no desempenho financeiro de um bloco, uma vez que aquelas com o maior valor absoluto são as que apresentam maior relevância final.

Dessa maneira, a variável que tem maior impacto no desempenho financeiro do bloco é o Lucro, 0,45, o que já era esperado. Isso ocorre devido ao fato de o NPV estar diretamente relacionado com o dinheiro produzido pelo empreendimento mineiro, sendo assim esperasse que o lucro, seja ele positivo ou negativo, que um bloco é capaz de produzir tenha realmente um importante papel. Além disso, pode-se inferir também que as variáveis Receita e Custo apresentariam um valor de correlação próximo ao da variável Lucro, uma vez o lucro é produto de uma relação entre as outras duas.

O estudo da primeira componente principal permitiu também entender qual dos dois metais do depósito é o metal principal e qual pode ser considerado o subproduto da operação. Pelos valores absolutos dos scores encontrados é possível perceber que o cobre é o metal principal, já que seu teor apresenta um score 5% maior que o apresentado pelo teor de ouro. Contudo, devido ao fato de a diferença não ser muito acentuada, pode-se inferir que a viabilidade do empreendimento depende dos dois metais presentes, ou seja, possivelmente o cobre sozinho não consiga justificar o jazimento do local. Além disso, percebe-se que, como esperado, as massas recuperadas dos dois metais apresentam impacto maior no desempenho do bloco do que os teores. Tal fato se justifica, pois, a quantidade de massa recuperada está diretamente relacionada com a quantidade de produto que gerado pela operação, sendo assim, quanto maior a massa recuperada, maior a quantidade de produto com características próprias para a venda. Ademais, assim como no caso dos teores o valor do score relacionado ao cobre é maior que o do ouro, mais um fato que corrobora com a ideia de que o cobre é o metal principal do depósito.

4.1.2 Análise do impacto da posição do bloco

A análise de componentes principais também permitiu entender o impacto da posição do bloco em seu desempenho econômico. A Tabela 2 apresenta tais dados.

Tabela 2 - Scores das coordenadas dos blocos na primeira componente principal.

| Coordenada | X | Y | Z |
|------------|-------|--------|--------|
| Score | 0,095 | -0,104 | -0,318 |

Fonte: Autores (2021).

Sabendo que scores próximos a zero indicam que a correlação é muito pequena, percebe-se que os impactos das coordenadas X e Y no desempenho do bloco não são significativos. Por outro lado, fica nítido que a coordenada Z, ou seja, a profundidade que o bloco se encontra é o fator que mais indica a viabilidade ou não de sua extração em uma mina à céu aberto.

Conhecendo o fato de que a relação entre a lucratividade do bloco e sua profundidade é mais significativa que com as demais coordenadas. Esse fato justifica o fato do sequenciamento direto de blocos alcançar maiores NPV'S mesmo determinando uma lavra espalhada. A principal característica dessa metodologia de cálculo é buscar blocos que fornecem o maior lucro mesmo que isso acabe gerando uma seleção espalhada, ou seja, uma cava pouco operacional e que necessite ser adaptada pela equipe de produção. Considerando que os impactos das coordenadas X e Y são muito baixos, não se justifica uma seleção de blocos esparsos e é mais significativa a análise da profundidade. Dessa forma, optar por uma metodologia que pode fornecer um resultado pouco operacional e com necessidade de adaptação pode não ser o caminho mais aconselhável mesmo se considerarmos o desempenho econômico.

5. Conclusão

As primeiras conclusões que puderam ser retiradas dessa pesquisa estão relacionadas a aplicação da técnica de Componentes Principais. Por meio dessa análise, pode-se entender que, no caso do depósito estudado, o desempenho financeiro de um bloco em relação ao NPV é impactado principalmente pelo lucro. Tal resultado já era esperado, uma vez que, o retorno financeiro do bloco, ou seja, a relação da sua receita e seu custo, deve realmente ser o fator que mais impacta em um desempenho financeiro. Percebe-se que a quantidade de massa recuperada de metal também apresenta um forte impacto no valor do bloco, nesse caso até mais que o teor. Mais uma vez o resultado encontrado encontra-se alinhado com as expectativas, já que, é plausível que a quantidade de produto gerado tenha um forte impacto na variável financeira de interesse. Isto é, quanto maior a quantidade de metal possível de ser recuperada em um bloco, maior o impacto positivo que este apresentará no NPV do empreendimento, sendo nesse caso a recíproca verdadeira. Com a análise multivariada foi possível determinar que o metal principal do depósito é o cobre, devido ao fato de apresentar um peso 5% maior que o do ouro nos resultados. Porém, a proximidade dos scores dos dois metais leva a crer que a exploração desse depósito só se mostra viável quando existe a associação de ambos os produtos.

Considerando as componentes principais, pode-se concluir que, se tratando de posição espacial, as coordenadas X e Y do bloco apresentam um impacto muito baixo quando se analisa o resultado financeiro deste. Entretanto, o que se percebe é que a profundidade do bloco, coordenada Z, é o principal ponto de atenção em relação ao seu desempenho. Esse resultado encontra-se alinhado com a teoria, já que, quanto mais profundo um bloco, maiores serão os custos associados para que sua extração seja realizada. Portanto, em posse desse resultado, é possível questionar a aplicação do sequenciamento direto de blocos como uma metodologia de planejamento de lavra, uma vez que, tal metodologia busca a seleção de blocos segundo seu desempenho financeiro, mesmo que isso gere uma busca de blocos em posições esparsas. Contudo, o que se percebe com a análise feita nessa

pesquisa é que o impacto da posição X e Y é muito pequeno em relação ao Z, o que pode indicar que essa busca realizada pelo sequenciamento direto de blocos não seja tão vantajosa.

As variáveis de impacto foram avaliadas globalmente no empreendimento mineral. Futuramente deve ser analisado se o impacto identificado possui influência temporal. Caso as variáveis mais importantes nos primeiros anos e no final do empreendimento variem é importante mapear.

Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem a CAPES, CNPQ e Datamine pelo suporte no desenvolvimento da pesquisa. Pois consideramos que o suporte foi determinante para a finalização do trabalho desenvolvido.

Referências

- Ahmadi, M. R. (2018). Cutoff grade optimization based on maximizing net present value using a computer model. *Journal of Sustainable Mining*, 17(2), 68–75. <https://doi.org/10.1016/j.jsm.2018.04.002>
- Bakke, H. A., Leite, A. S. de M., & Silva, L. B. da. (2008). Estatística Multivariada: Aplicação Da Análise Fatorial Na Engenharia De Produção. *Revista Gestão Industrial*, 4, 01–14.
- Boezio, M. N. M. (2010). *Estudo das metodologias alternativas da geoestatística multivariada aplicadas a estimativa de teores de depósitos de ferro*. 465.
- Borouche, J. M. ., & G, S. (1982). *Análise de dados* (Zahar (ed.)).
- Burgarelli, H. R., Souza, F. R., Nader, A. S., Navarro Torres, V. F., Câmara, T. R., Ortiz, C. E. A., & Galery, R. (2018). Direct block scheduling under marketing uncertainties. *REM*, 71(2), 275–280.
- Campos, A. C. A., & Girodo, A.C.,Valente, J. (2000). Otimização de cavas ou estacionarização de parâmetros: Qual caminho a seguir? In IBRAM (Ed.), *I Congresso Brasileiro de Mina a Céu Aberto & I Congresso Brasileiro de Mina Subterrânea*.
- Drummond, R. D., & Vidal, A. C. (2011). Comparação entre as técnicas multivariadas MAF e PCA aplicadas na classificação de eletrofácies. *Revista Brasileira de Geofísica*, 29(3), 497–509. <https://doi.org/10.22564/rbgf.v29i3.95>
- Fontoura, D. M. (2017). *Método para auxílio na definição da quantidade de minério liberado*. Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Hall, B. (2014). *Cut-off Grades and Optimising the Strategic Mine Plan Cut-off Grades and Optimising the Strategic Mine Plan*.
- Mallmann, E. M. (2015). *Pesquisa-ação educacional: preocupação temática, análise e interpretação crítico-reflexiva* (C. de Pesquisa (ed.), 45th ed.).
- Mingoti, S. A. (2017). *Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: Uma Abordagem Aplicada* (E. UFMG (ed.), 2nd ed.).
- Mustapha, H., & Dimitrakopoulos, R. (2011). HOSIM: A high-order stochastic simulation algorithm for generating three-dimensional complex geological patterns. *Computers and Geosciences*, 37(9), 1242–1253. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.09.007>
- Pereira, A., Shitsuka, D., Parreira, F., & Shitsuka, R. (2018). Método Qualitativo, Quantitativo ou Quali-Quantitativo. In *Metodologia da Pesquisa Científica*. https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/15824/Lic_Computacao_Metodologia-Pesquisa-Cientifica.pdf?sequence=1. Acesso em: 28 março 2020.
- Prichoa, C. E., & Ribeiro, S. R. A. (2013). Aplicação da análise de componentes principais em dados extraídos automaticamente de imagens de satélite landsat 5 TM. *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*.
- Rendu, J.-M. (2014). *An Introduction to Cut-Off Grade Estimation* (Second). Society for Mining, Metallurgy & Exploration (SME).
- Rendu, J. (2008). *An Introduction to Cut-off Grade Estimation*. Society for Mining, Metallurgy, And Exploration, Inc. (SME).
- Richards, J. A. (1993). *Remote Sensing Digital Image Analysis - An Introduction* (2nd ed.). Springer-Verlag.
- Souza, F. R., Burgarelli, H. R., Nader, A. S., Ortiz, C. E. A., Chaves, L. S., Carvalho, L. A., Torres, V. F. N., Câmara, T. R., & Galery, R. (2018). Direct block scheduling technology: Analysis of Avidity. *REM - International Engineering Journal*, 71(1), 97–104. <https://doi.org/10.1590/0370-44672017710129>
- Tang, F., & Tao, H. (2006). Binary principal component analysis. *BMVC 2006 - Proceedings of the British Machine Vision Conference 2006*, 377–386. <https://doi.org/10.5244/c.20.39>