

DOI: <http://dx.doi.org/10.18265/1517-0306a2021id4925>

ARTIGO ORIGINAL

Comparação de métodos de interpolação espacial para construção de modelos de blocos geomecânicos a partir de descrição geomecânica de testemunhos de sondagem

RESUMO: A construção de modelos tridimensionais que representem a qualidade e as características geomecânicas do maciço rochoso a ser escavado pode ser elaborada por meio da utilização de técnicas de interpolação espacial. Este artigo tem como objetivo comparar os resultados das estimativas realizadas por meio de krigagem por indicadores com os resultados das estimativas realizadas por krigagem ordinária, interpolação pelo inverso do quadrado da distância e interpolação pelo vizinho mais próximo para a construção de modelos de blocos geomecânicos que representem a qualidade maciça do rochoso via RMR. Além da verificação da influência das dimensões dos blocos (2 m × 2 m × 2 m e 5 m × 5 m × 5 m) nos resultados finais das estimativas, a krigagem por indicadores é um método de estimativa de variáveis geomecânicas amplamente utilizado e referenciado na bibliografia. É um método indicado para estimativas de variáveis categóricas e não aditivas, visto que as variáveis geomecânicas visuais ou descritas são definidas como qualitativas de forma categóricas, não contínuas e não aditivas; e que pertencem a um intervalo de classificação. A carência de estudos de comparação entre os resultados das estimativas por krigagem por indicadores e demais métodos de estimativas utilizando o mesmo banco de dados motivou este trabalho. O método de krigagem por indicadores apresentou melhores resultados para estimativa do RMR, firmando-se como um dos mais adequados para as estimativas de variáveis geomecânicas em comparação aos demais métodos utilizados neste estudo. Os dados para a elaboração deste artigo são provenientes de descrição geotécnica de testemunhos de sondagem subterrânea, em leque de 39 furos de sonda, com metragem total de 4.015 metros da Mina Fazenda Brasileiro, localizada no município de Teofilândia (BA).

Palavras-chave: caracterização geomecânica; classificação geomecânica; modelo de bloco geomecânico; testemunhos de sondagem.

SUBMETIDO 02/10/2020

APROVADO 03/09/2021

PUBLICADO ON-LINE 03/09/2021

PUBLICADO 30/09/2022

EDITORA ASSOCIADA
Mariana Amorim Fraga

 Iure Borges de Moura Aquino ^[1]*

 Roberto Mentzingen Rolo ^[2]

 André Cezar Zingano ^[3]

 Hernani Mota de Lima

[1] iure.aquino@ufcg.edu.br. Unidade Acadêmica de Mineração e Geologia, Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), Brasil

[2] robertorolo@gmail.com

[3] andrezin@ufrgs.br. Departamento de Engenharia de Minas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Brasil

[4] hernani.lima@ufop.edu.br. Departamento de Engenharia de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Brasil

*Autor para correspondência.

Comparison of spatial interpolation methods for building geomechanical block models from geomechanical description of drill cores

ABSTRACT: *The construction of three-dimensional models that represent the quality and geomechanical characteristics of the rock mass to be excavated can be elaborated through the use of spatial interpolation techniques. This article aims at comparing the results of estimates carried out using indicator kriging with the results of estimates carried out by ordinary kriging, distance inverse square interpolation, and nearest neighbor interpolation for the construction of geomechanical block models that represent the massive quality of the rock via RMR. In addition to verifying the influence of the dimensions of the blocks (2 m × 2 m × 2 m and 5 m × 5 m × 5 m) on the final estimation results, indicator kriging is a widely used method for estimating geomechanical variables and referenced in the bibliography. It is a suitable method for estimating categorical and non-additive variables, since visual or described geomechanical variables are defined as qualitative in a categorical way, non-continuous and non-additive and that belong to a classification range. The lack of studies comparing the results of indicator estimations and other estimation methods using the same database motivated this study. The indicator kriging method showed better results for estimating the RMR, establishing itself as one of the most suitable for estimating geomechanical variables compared to the other methods used in this study. The data for the elaboration of this article come from the geotechnical description of underground drill cores in a fan of 39 drill holes with a total length of 4015 meters from Mina Fazenda Brasileiro, located in Teofilândia (BA).*

Keywords: *drill core sample; geomechanical block model; geomechanical characterization; rock mass rating.*

1 Introdução

Na rotina operacional de minas subterrâneas de metais básicos ou preciosos, a sondagem com recuperação de testemunhos é um procedimento importante e visa promover um melhor detalhamento das características do corpo mineralizado. A utilização mais usual dos testemunhos de sondagem destina-se à retirada de amostras para análises químicas laboratoriais de teores, mas estes, por sua vez, também podem ser utilizados para classificação geomecânica tridimensional do maciço rochoso por meio de métodos geoestatísticos.

A caracterização e classificação geomecânica são etapas importantes em projetos de engenharia que envolvam escavações de rochas, tanto a céu aberto quanto subterrâneas; e visam, principalmente, garantir a segurança das atividades através da aplicação de metodologias para definição do grau de qualidade do maciço rochoso, possibilitando assim a definição das metodologias de escavação; dimensões; estruturas de suporte e contenção (BRADY; BROWN, 2004; HOEK; BROWN, 1997; ZINGANO, 2002).

A classificação geomecânica de um maciço rochoso é obtida a partir da caracterização geomecânica, a qual tem por objetivo avaliar e classificar maciços rochosos por meio de uma série de propriedades obtidas de ensaios realizados em laboratório, com testemunhos de sondagem e observação direta de um conjunto de características presentes nos maciços rochosos – mapeamento geomecânico de afloramentos rochosos, faces de taludes, e paredes de galeias subterrâneas. Entre as várias metodologias de classificação geomecânica, destacam-se as desenvolvidas por Deere em 1963 (DEERE; DEERE, 1989) – *Rock Quality Designation (RQD)* –, Bieniawski (1973) – *Sistema Rock Mass Rating (RMR)* – e Barton, Lien e Lunde (1974) – *Sistema Q*.

A representação espacial tridimensional de variáveis geomecânica e da qualidade do maciço rochoso em modelos de blocos é uma prática ainda pouco utilizada no setor mineral. Entretanto, as características geomecânicas dos maciços rochosos, tais como qualidade, características das descontinuidades, resistência da rocha intacta, entre outros atributos, podem também ser inseridas em modelo de blocos tridimensionais para aporte aos projetos de lavra.

Usualmente, apenas os valores médios obtidos em um conjunto de furos são usados para determinar a qualidade do maciço rochoso na região pesquisada ou, conforme apontado por Cruz (2017), os dados obtidos nas descrições geomecânicas são simulados e inferidos através da interpretação de seções bidimensionais (2D), contando somente com a experiência do modelador, sem qualquer suporte de ferramentas computacionais para auxiliar nessa interpretação. Contudo, essa realidade está mudando e, atualmente, a representação espacial tridimensional de variáveis geomecânicas e da qualidade do maciço rochoso em modelos de blocos encontra-se em fase de crescimento e difusão com estudos e pesquisas recentes (AALIANVARI; SOLTANI-MOHAMMADI; RAHEMI, 2018; CHEN *et al.*, 2017; CRUZ, 2017; EIVAZY; ESMAIELI; JEAN, 2016; GAO *et al.*, 2018; GUERRA; FISCHER; HENK, 2019; KRING; CHATTERJEE, 2020; MADANI; YAGIZ; ADOKO, 2018; OSTAD *et al.*, 2016; PINHEIRO *et al.*, 2016, 2017, 2019; PISHBIN; FATHIANPOUR; MOKHTARI, 2016; SÁNCHEZ; EMERY; SÉGURET, 2019; SANTOS; SILVA; BRITO, 2018; SEWNUN *et al.*, 2019; SOUFI; BAHI; LATIFA, 2018; TRIPODI *et al.*, 2019; VATANABLE, 2018; VILCA, 2019; ZHANG *et al.*, 2020). Tais autores, em seus estudos, utilizaram análises variográficas, krigagem ordinária, krigagem dos indicadores e simulação geoestatística para a estimativa da qualidade do maciço rochoso e dos parâmetros geomecânicos.

Das metodologias de estimativas geoestatísticas para a confecção de modelo de blocos disponíveis e referenciadas na literatura, a krigagem por indicadores se destaca como um dos métodos de estimativa mais adequados para as variáveis geomecânicas; pois os parâmetros geomecânicos visuais ou descritos são variáveis qualitativas de formas categóricas, não contínuas e não aditivas e que pertencem a um intervalo de classificação (CRUZ, 2017).

Neste artigo, buscou-se avaliar se a krigagem por indicadores é o algoritmo de krigagem mais adequado para representar espacialmente a qualidade de um maciço rochoso por meio de modelo de blocos, utilizando dados provenientes da descrição geotécnica de testemunhos de sessões de sondagem subterrânea em leque, realizados a partir da rampa principal de acesso de uma mina subterrânea. Para essa avaliação, os resultados das estimativas são comparados utilizando-se as técnicas de estimativas por Krigagem dos Indicadores (KI); Krigagem Ordinária (KO); interpolação pelo Vizinheiro Mais Próximo (VMP); e o Inverso do Quadrado da Distância (IQD).

A carência de estudos de comparação entre os resultados das estimativas por krigagem por indicadores e demais métodos de estimativas utilizando o mesmo banco de dados, motivou este trabalho. O objetivo da representação espacial da qualidade do maciço

rochoso é prover um modelo tridimensional por meio do qual seja possível identificar as diferentes características e qualidade ao longo do modelo do maciço rochoso, principalmente, nas regiões com maiores riscos geotécnicos.

Por essa razão, para garantir uma maior preservação e representatividade dos dados iniciais presentes nos furos de sonda, fez-se necessário adotar estratégias de busca e definição dos parâmetros de estimativas diferentes daqueles empregados nas estimativas de teores, pois a super ou subestimativa em um ou mais pontos do índice de classificação RMR pode acarretar a alteração da classe do maciço rochoso, trazendo riscos às operações em subsolo.

Os dados para a elaboração deste artigo são provenientes de descrição geotécnica de testemunho de sondagem de 40 furos de sonda, com metragem total de 4.015 m, distribuídos ao longo de um trecho de 300 m da rampa principal da Mina Fazenda Brasileiro, localizada no município de Teofilândia (BA), distante, aproximadamente, 200 km a noroeste de Salvador.

2 Referencial teórico

As bases teóricas necessárias para a compreensão da problemática envolvida na interpolação espacial para construção de modelos de blocos geomecânicos englobam, principalmente, os conceitos de classificação geomecânica e interpolação espacial, os quais são descritos nesta seção.

2.1 Classificação geomecânica

A classificação geomecânica é obtida por meio da caracterização do maciço rochoso, etapa importante em projetos de engenharia que envolvam escavações de rochas e solos, tanto a céu aberto quanto subterrâneas. Essa classificação visa, principalmente, garantir a segurança das atividades pela aplicação de metodologias para definição do grau de qualidade do maciço rochoso. Tal classificação é realizada por meio da coleta de informações em campo e de ensaios laboratoriais sobre as características das descontinuidades, resistência da rocha intacta, estado de tensões do maciço rochoso e presença de água (BIENIAWSKI, 1989; BRADY; BROWN, 2004; HOEK; BROWN, 1997; ZINGANO, 2002).

A classificação RMR desenvolvida por Bieniawski (1989) consiste na análise de seis parâmetros relativos ao maciço rochoso e sua escavação. Para cada parâmetro atribui-se um peso, sendo que o somatório dos pesos atribuídos a cada um desses parâmetros constitui-se em um índice correspondente ao resultado da classificação geomecânica, designado por RMR. O valor numérico do índice RMR é determinado pela Equação (1)

$$RMR = \sum_{i=1}^5 w_i + ajuste \quad (1)$$

na qual w_i representa o somatório dos cinco parâmetros relativos ao maciço rochoso: resistência à compressão uniaxial (q_u); índice de qualidade de rocha (RQD); espaçamento das descontinuidades; padrão das descontinuidades; percolação de água nas descontinuidades. O ajuste se dá segundo a orientação relativa das descontinuidades

e a direção da escavação. A Tabela 1 ilustra as classes de maciços rochosos segundo os resultados do somatório dos cinco parâmetros do RMR (BIENIAWSKI, 1989).

Tabela 1 ▶
Classe de maciço rochoso segundo a classificação RMR.
Fonte: adaptado de Bieniawski (1989)

Classe de maciço rochoso determinada pela somatória dos pesos - RMR					
Somatória dos pesos	100 - 81	80 - 61	60 - 41	40 - 21	<20
Classe nº	I	II	III	IV	V
Descrição	Muito bom	Bom	Regular	Pobre	Muito pobre

2.2 Interpolação espacial

Burrough (1986) define a interpolação espacial como o procedimento para se estimar os valores de propriedades em locais não amostrados, baseando-se em valores de dados observados em locais conhecidos. Por sua vez, Stark (1979) esclarece que a interpolação é o processo matemático de se achar valores intermediários entre os valores discretos de uma função. Mazzini e Schettini (2009) relatam que a classificação dos métodos de interpolação encontrados na literatura não é muito clara. Todavia Hartkamp *et al.* (1999) fornecem uma classificação didática sob diferentes pontos de vista, definindo os interpoladores em globais ou locais; exatos ou suavizantes; e determinísticos ou estocásticos. Neste trabalho serão utilizados interpoladores determinísticos e estocásticos.

Os interpoladores determinísticos, não fazem uso da probabilidade. Para calcular a medida de uma grandeza no espaço, eles geram uma combinação linear dos valores amostrados baseando-se, apenas, na geometria da distribuição espacial dos dados (SOARES, 2000).

2.2.1 Métodos determinísticos

Os métodos VMP e IQD são determinísticos, sendo que, na interpolação pelo VMP, o valor do ponto estimado é sempre igual à sua amostra mais próxima, respeitando o raio de busca definido, não considerando qualquer outra amostra. Na interpolação pelo IQD em cada ponto estimado, o valor é calculado como a média ponderada pelo inverso do quadrado da distância entre o ponto amostrado e o ponto a ser estimado com base em um raio de busca definido. Os pesos são normalizados para que sua soma seja igual a 1. Quanto menor a distância entre um ponto amostrado e o ponto a ser estimado, maior a sua influência no resultado final do ponto de destino.

2.2.2 Métodos estocásticos

Os interpoladores estocásticos, a exemplo da krigagem, fazem uso da teoria da probabilidade e incorporam critérios estatísticos na determinação do peso atribuído aos pontos amostrais para o cálculo das interpolações (SOARES, 2000).

A krigagem é um método estocástico de inferência (estimativa) espacial de uma grandeza em um determinado suporte (ponto, área, volume) não amostrado, distribuídos no espaço e/ou tempo. Esse método produz estimativas não tendenciosas e a mínima

variância associada ao valor estimado, utilizando algoritmos que incorporam a continuidade espacial dos fenômenos naturais por meio do modelo de covariâncias, que descreve o grau de dependência espacial de uma função aleatória (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

O método de estimativa por krigagem é composto por vários algoritmos, e os métodos fundamentados em estimadores não estacionários são a Krigagem Ordinária (KO), krigagem simples, krigagem universal e krigagem com deriva externa. Quando necessário realizar uma correção regionalização, o estimador utilizado é cokrigagem. A Krigagem por Indicadores (KI) é utilizada para as estimativas de funções de distribuições de probabilidades e as estimativas de variáveis categóricas para a caracterização da morfologia de corpos em fenômenos espaciais. (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

A KO é frequentemente associada como melhor estimador linear não viciado. A KO é linear porque suas estimativas são combinações lineares ponderadas dos dados disponíveis; é imparcial, pois tenta ter o resíduo ou erro médio igual a 0; é “melhor” porque visa minimizar a variância do erro (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). A KO consiste em aplicar o algoritmo sobre um determinado ponto a ser estimado, com a distância limitada por um elipsoide de busca. A elipse de busca é centrada sobre o ponto a ser estimado e sua orientação ocorre, geralmente, a partir da anisotropia do modelo de covariâncias.

Na KI, cada uma das amostras é codificada em indicadores binários (0 e 1), onde 1 representa a probabilidade de 100% de o bloco pertencer àquela classe, e 0 de não pertencer.

Uma amostra recebe o indicador 1 se pertence a uma determinada classe e 0 caso contrário. Após a interpolação, a probabilidade de pertencer a uma determinada classe é atribuída a cada bloco. A classificação final de cada bloco dependerá do tipo da variável utilizada, que pode ser baseado no agrupamento inicial da base de dados ou na maior probabilidade em cada bloco. Dessa forma, a KI, ao invés de estimar diretamente o valor da variável no bloco, estima a probabilidade de o bloco pertencer a uma determinada classe ou categoria (JOURNAL, 1982).

2.3 Tipos de variáveis

Segundo Oliveira Filho (2015), a definição de variável pode ser dada como a característica de interesse que é medida em cada elemento da amostra ou população; e seus valores se alteram de elemento para elemento. As variáveis podem expressar valores numéricos ou não numéricos, sendo classificadas como quantitativas quando as características podem ser medidas em uma escala quantitativa, ou seja, apresentam valores numéricos que fazem sentido. Ou variáveis qualitativas (ou categóricas) quando as características não possuem valores quantitativos, mas valores categóricos.

Por sua vez, as variáveis qualitativas ainda podem ser divididas em qualitativa nominal e qualitativa ordinal. Uma variável qualitativa nominal não possui nenhuma ordenação em seus resultados, por outro lado, uma variável qualitativa ordinal possui uma ordenação em seus resultados. De modo análogo, as variáveis quantitativas também podem ser divididas em discretas e contínuas. Nas variáveis quantitativas discretas, os possíveis resultados formam um conjunto finito ou enumerável de números inteiros. Já as variáveis quantitativas contínuas os possíveis valores pertencem a um intervalo de números reais e que resultam de uma mensuração como, por exemplo, a estatura e massa corporal de uma pessoa (BUSSAB; MORETTIN, 2010).

E por último, as variáveis podem ser divididas em grandezas aditivas ou não aditivas. Segundo Camargo (1998), as grandezas aditivas são aquelas em que o valor médio é igual à média dos valores, ou seja, é possível calcular o valor médio dos dados para uma variável quantitativa, ao passo que, nas não aditivas, não é possível calcular o valor médio dos valores.

2.4 Variáveis geomecânicas

A classificação final em qualquer local do maciço rochoso usando a metodologia RMR é dada por uma soma de classificações atribuídas a vários parâmetros. Desse modo, a natureza das variáveis geomecânicas não pode ser negligenciada para a realização das estimativas.

Segundo Egaña e Ortiz (2013), algumas dessas variáveis são peculiares no sentido de que não são aditivas ou têm um comportamento que depende da direção em que são medidas. As variáveis não aditivas são aquelas cuja média linear carece de sentido físico (HOWSON, 2004). Normalmente, esse problema surge com variáveis que são uma função não linear de outros parâmetros, como é o caso do RMR, que é a soma de várias classificações atribuídas não linearmente a partir de outros componentes. Por definição, os parâmetros geomecânicos visuais ou descritos são variáveis qualitativas categóricas, não contínuas e não aditivas, pertencentes a um intervalo de classificação (CRUZ, 2017).

Entretanto, Egaña e Ortiz (2013) consideram cada um dos componentes do somatório do RMR como uma variável aditiva e, portanto, pode ser diretamente calculada e modelada com técnicas geoestatísticas. As variáveis com comportamento direcional podem ser exemplificadas pelo Espaçamento das Descontinuidades e RQD.

Deere e Deere (1989) fazem algumas ponderações e recomendações sobre a influência da direção do furo de sonda em relação à orientação das descontinuidades. Para um maciço rochoso contendo três a quatro famílias de descontinuidades, a variação da direção do furo de sonda não interfere significativamente nos valores finais de RQD, salvo em casos onde a perfuração seja paralela a alguma dessas famílias. Podem ser citados como exemplos, os maciços sedimentares com acamamento horizontal e presença de uma ou duas famílias de descontinuidades verticais, e em maciços metamórficos com a presença de foliação ou xistosidade (DEERE; DEERE, 1989).

O resultado do RQD nesses casos pode ser influenciado pela direção do furo de sonda. Dessa forma, é aconselhável realizar a perfuração com orientação normal às articulações predominantes, para obter uma boa recuperação do testemunho, menos quebras, interceptando as articulações predominantes no seu verdadeiro espaçamento (DEERE; DEERE, 1989).

No âmbito das funções aleatórias, os dados usados para a estimativa e simulação devem pertencer a uma população estatística e geotécnica consistente, o que permite reunir os dados para a inferência estatística. Algumas variáveis geotécnicas, principalmente aquelas associadas às descontinuidades, são o resultado de vários fenômenos distintos. Existe uma mistura de populações que não pode ser discernida. Isso se traduz em correlação espacial pobre, mas é inevitável. Por fim, é importante mencionar que existe um grau significativo de subjetividade na caracterização geotécnica (EGAÑA; ORTIZ 2013).

2.5 Breve histórico dos métodos geoestatísticos aplicados à Geomecânica

Os métodos geoestatísticos para estimativas de teores e delimitação de corpos minerais são técnicas com resultados positivos comprovados e amplamente utilizadas no setor mineral. Já a utilização da geoestatística associada à geomecânica é uma prática ainda pouco utilizada no setor mineral, mas que vem ganhando espaço e difusão com estudos e pesquisas recentes. Os trabalhos disponíveis na literatura são baseados principalmente na utilização das técnicas de krigagem ordinária, krigagem por indicadores e simulação geoestatística. Os estudos listados abaixo podem ser citados como exemplos:

- Egaña e Ortiz (2013): propõem uma nova técnica de espacialização a partir da simulação geoestatística das variáveis utilizadas no cálculo do RMR isoladamente e comparam com os valores obtidos na estimativa direta do RMR. Os resultados desta comparação revelam uma melhoria significativa da qualidade da estimativa do RMR local, além de revisarem a natureza e consequências no processo de modelagem para os cinco parâmetros geomecânicos utilizados no RMR;
- Cruz (2017): krigagem por indicadores para espacialização do parâmetro da rocha intacta em modelos de blocos;
- Vatanable (2018): krigagem por indicadores para estimar o Rock Mass Rating (RMR) em modelos de blocos tridimensionais;
- Sewnun *et al.* (2019): utiliza krigagem ordinária para confecção de modelo de blocos geotécnicos do Sistema Q para um projeto de mineração subterrânea;
- Vilca (2019): compara das estimativas via Krigagem por Indicadores, Krigagem Ordinária e Simulação Geoestatística pelo Indicador para o RMR;
- Kring e Chatterjee (2020): propõem uma metodologia integrada para análise de estabilidade da estrutura da rocha através das zonas de falha e do RQD utilizando simulação sequencial de indicadores e simulação gaussiana sequencial para quantificar a incerteza espacial.

A utilização da geoestatística aplicada à geomecânica para a criação de modelos de blocos com as informações geomecânicas é recente e com poucos trabalhos publicados.

A krigagem por indicadores para estimativas de dados geomecânicos é um método que se destaca entre as metodologias utilizadas, referenciadas na literatura, além de ser o mais indicado para estimativas de variáveis não aditivas (CRUZ, 2017; GOOVAERTS, 1997; JOURNAL, 1982; YOU; BARNES, 1997).

3 Metodologia

As metodologias utilizadas para a elaboração deste artigo são descritas nesta seção.

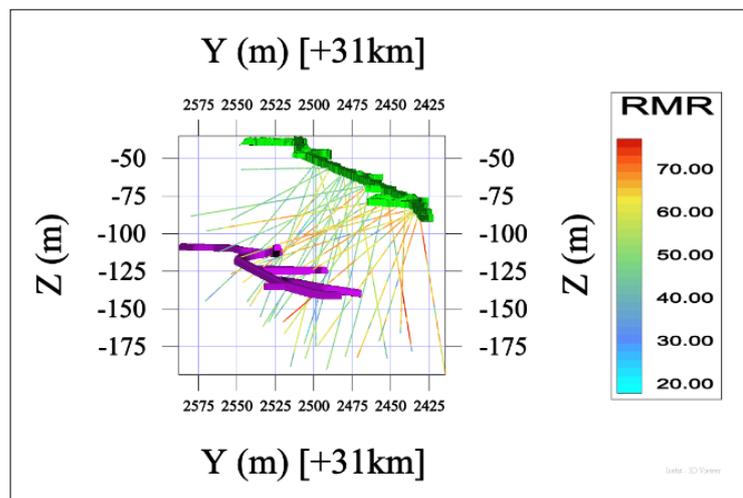
3.1 Descrição geomecânica dos testemunhos de sondagem

Para a descrição geomecânica de testemunhos de sondagem, um formulário de descrição foi utilizado para registro das informações necessárias à classificação segundo a metodologia do RMR.

Neste estudo, foram utilizados 39 furos de sonda com metragem total de 4.015 m, distribuídos ao longo de 300 m da rampa de acesso principal da Mina Fazenda Brasileiro.

Na Figura 1, são ilustrados a distribuição espacial dos furos de sonda e os valores de RMR ao longo desses furos.

Figura 1 ▶
Descrição geomecânica do RMR ao longo dos furos de sonda.
Fonte: dados da pesquisa



Os furos foram realizados em uma sequência metassedimentar, denominada Sequência Canto, com direção leste-oeste, mergulho de 40° a 50° para sul e caimento de 10° para leste. Pode-se considerar um comportamento geomecânico similar em toda a área sondada, representando, assim, um único domínio geomecânico.

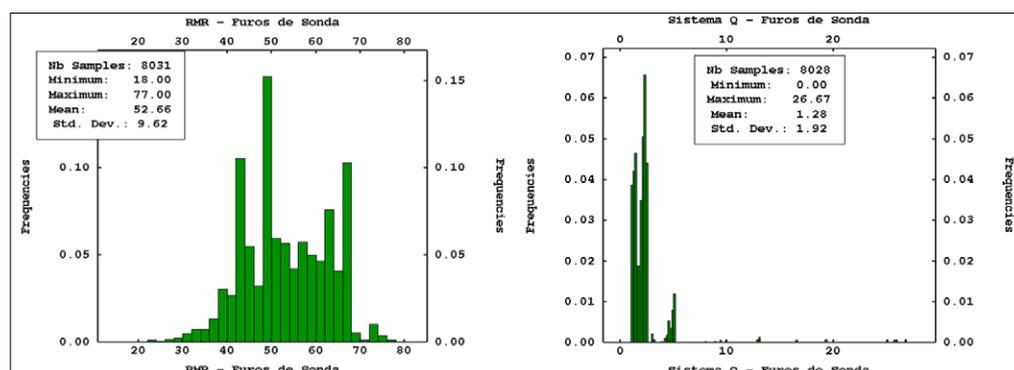
3.2 Preparação do banco de dados

O *software* Isatis® foi utilizado em todas as etapas para a confecção dos modelos geomecânicos tridimensionais.

Antes de iniciar os procedimentos de estimativa, os dados de descrição geomecânicas foram regularizados em intervalos de comprimento iguais, através do método de média ponderada denominado de compositagem.

Na Figura 2, são apresentados os histogramas de distribuição dos resultados do sistema RMR de classificação da qualidade do maciço rochoso ao longo dos furos de sonda, após o processo de regularização do espaçamento entre as amostras.

Figura 2 ▶
Histograma de distribuição dos valores do índice do sistema RMR de classificação nos furos de sonda.
Fonte: dados da pesquisa



3.3 Definição dos intervalos de categorias

Este procedimento somente se faz necessário para as estimativas utilizando o método por KI, não sendo necessário para os métodos de KO, VMP e IQD, pois estes utilizam os valores do RMR diretamente descritos ao longo dos furos de sonda. A KI é utilizada para estimativas de funções de distribuições de probabilidades e estimativas de variáveis categóricas. Desta forma, para a estimativa dos índices do Sistema RMR é necessário definir as categorias de cada parâmetro utilizado no cálculo, ou seja, configurar os parâmetros geomecânicos em dados categóricos através de indicadores.

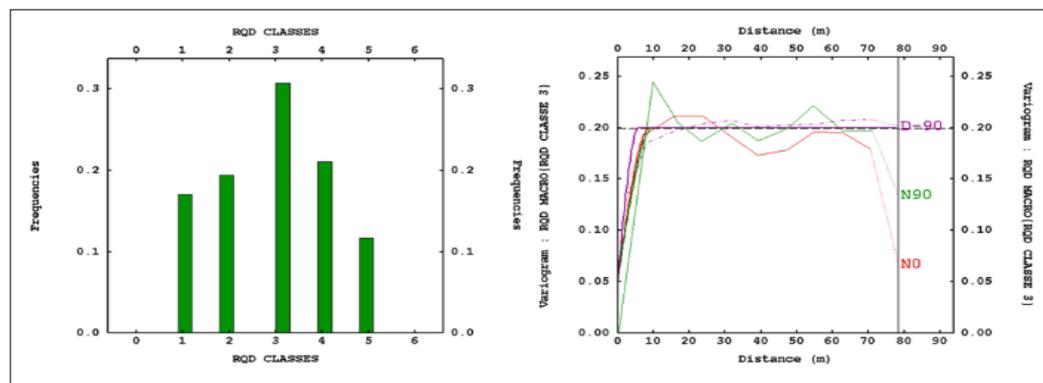
3.4 Análise da continuidade espacial

Os métodos de Krigagem utilizam o conceito de semivariograma no cálculo da estimativa. O semivariograma é utilizado para definir a continuidade espacial e para a representação da variabilidade do fenômeno em questão, obtendo assim o modelo variográfico final. Para cada categoria de cada um dos parâmetros geomecânicos do sistema de RMR, no caso da KI e para o próprio RMR no caso da KO, foram elaborados modelos variográficos específicos utilizando três variogramas experimentais ortogonais entre si.

Na Figura 3, para efeito demonstrativo, são apresentados o histograma de distribuição das categorias do RQD nos furos e o modelo do variograma da Categoria RQD 3, que possui a maior distribuição de frequência para esse conjunto de dados da variável RQD, caracterizado por uma estrutura esférica, de acordo com os dados da Tabela 2.

Figura 3 ►

(a) Histograma de distribuição das classes do RQD nos furos;
(b) Semivariograma da continuidade espacial da Categoria 3 do RQD.
Fonte: dados da pesquisa



a)

b)

Tabela 2 ►

Modelo do semivariograma, RQD categoria 3.

Fonte: dados da pesquisa

Efeito pepita	Patamar	Alcance Primeira Estrutura		
		X	Y	Z
0,05	0,14	9	10	6

3.5 Confeção dos modelos de blocos

As etapas necessárias para a confecção dos modelos de blocos utilizando o software Isatis® são descritas nesta subseção.

3.5.1 Definição da resolução do modelo

As dimensões dos blocos utilizados nas estimativas, usualmente, são definidas em razão do espaçamento da malha de amostragem ou do espaçamento médio das amostras na área com maior adensamento amostral, variando de 1/4 a 1/2. Todavia, a resolução do modelo (tamanho dos blocos) depende do tipo de estudo, do nível de detalhe necessário, da fase do projeto, entre outros fatores. Sendo assim, essas predefinições não foram adotadas no presente estudo devido à distribuição peculiar e irregular das amostras.

As amostras foram coletadas através de sondagem subterrânea em leque, a partir da parede lateral da rampa principal de acesso da mina subterrânea a uma profundidade de 270 m da superfície topográfica. Os leques de sondagem têm um distanciamento horizontal médio de 50 m, porém com número de furos sonda por leque distintos, variando entre 2 a 6 furos. Nas proximidades da rampa de acesso, o espaçamento vertical entre os furos de sonda é de aproximadamente um metro, mas na região do final dos furos, o espaçamento vertical entre os furos pode chegar a 70 m. Dessa forma, algumas amostras no plano horizontal possuem um espaçamento mínimo de 50 m, mas no plano vertical um espaçamento que varia entre 1 m a 70 m.

Em vista da irregularidade do espaçamento das amostras na área de estudo, não foi possível adotar as estratégias usuais de definição do tamanho dos blocos, fazendo-se necessário adotar uma estratégia diferente para a definição do tamanho dos blocos.

Dessa forma, visando um alto nível de detalhe com boa diferenciação e representatividade dos intervalos do índice do RMR, para o presente estudo foram definidas duas dimensões de *grid* compostos por blocos com dimensões de 5 m × 5 m × 5 m e de 2 m × 2 m × 2 m. O *grid* de 5 m × 5 m × 5 m foi adotado por ser uma dimensão usual em trabalhos de elaboração de modelos de blocos geológicos. Por sua vez, as dimensões de 2 m × 2 m × 2 m foram adotadas devido ao comprimento de zonas de falhas presentes na área de estudo, que podem variar entre 50 cm e 1,5 m, com o objetivo de verificar se os blocos com dimensões reduzidas são mais eficientes para representar regiões de risco geotécnico em modelos de blocos tridimensionais.

Para as estimativas, os blocos foram discretizados de cinco em cinco pontos; as estimativas foram então feitas no suporte de pontos e a média foi tomada para que a estimativa representasse um suporte de blocos.

3.5.2 Procedimento de interpolação espacial

Na krigagem por indicadores, ao invés de estimar diretamente os valores dos índices RMR no bloco, é estimada a probabilidade de o bloco pertencer a cada uma das classes dos parâmetros do RMR. Ou seja, são confeccionados n modelos de blocos para cada parâmetro, onde n é o número de categorias de cada parâmetro. Dessa forma, o valor do RMR é obtido do cálculo dos pesos de cada parâmetro das categorias com maior probabilidade em cada bloco dos modelos confeccionados.

Definidos os modelos variográficos que representam a continuidade espacial e a variabilidade das categorias dos parâmetros geomecânicos, se faz necessário determinar a vizinhança de busca, que compreende o raio de busca e número de amostras mínimas e máximas para o cálculo da estimativa.

Utilizando os resultados da variografia, as características geológicas estruturais do depósito mineral e as características da disposição espacial na área amostrada; e após várias tentativas de combinações, foi adotado um raio de busca anisotrópico com azimute 90°, mergulho de 45°, alcance de 30 m no eixo X, 50 m no eixo Y e 4 m no eixo Z. Neste estudo, duas vizinhanças de busca foram utilizadas com o mesmo raio de busca, mas com número mínimo e máximo de amostras diferentes. A primeira vizinhança de busca –VB1, com no mínimo duas e no máximo dez amostras e a segunda vizinhança de busca - VB2, com no mínimo duas e no máximo quatro amostras.

O modelo geomecânico tridimensional do RMR foi gerado após a confecção dos modelos de blocos para cada parâmetro, seguido do cálculo dos pesos de cada bloco. Para o parâmetro condição de água é utilizado um valor padrão constante de peso 10 no caso do RMR, adicionado diretamente nos procedimentos de cálculo, sem a necessidade de confecção de um modelo de blocos específico, dado as dificuldades ou mesmo da impossibilidade de verificar as condições de água do maciço rochoso nos testemunhos de sondagem.

Em resumo, para o cálculo do RMR por meio de krigagem por indicadores, todos os modelos de blocos utilizados foram estimados, por meio de krigagem, por indicadores (RQD, alteração, rugosidade, preenchimento, dureza, espaçamento).

Por sua vez, nos métodos de KO, VMP e IQD as estimativas são realizadas diretamente com os valores numéricos do RMR presentes ao longo dos furos de sonda. Sendo que, para o cálculo das estimativas na KO, são utilizadas as definições do semivariograma e da vizinhança de busca (VB1 e VB2); e para a interpolação pelo IQD, a vizinhança de busca (VB1 e VB2) e por fim, para a interpolação pelo VMP somente o raio de busca.

4 Resultados das estimativas

Nesta seção, os resultados das estimativas são apresentados, via ilustrações dos modelos gerados, os histogramas de distribuição dos valores e a validação cruzada dos resultados das estimativas.

As Figuras 4, 5, 6 e 7 ilustram os resultados das estimativas utilizando os métodos de KO, KI, VMP e IQD, respectivamente, apresentando o modelo 3D e um corte em perfil para as duas dimensões de *grid* e de vizinhanças de busca.

Figura 4 ▶

Modelos tridimensionais de estimativa do RMR por KO sendo (a-b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (c-d) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (e-f) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1; e (g-h) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa

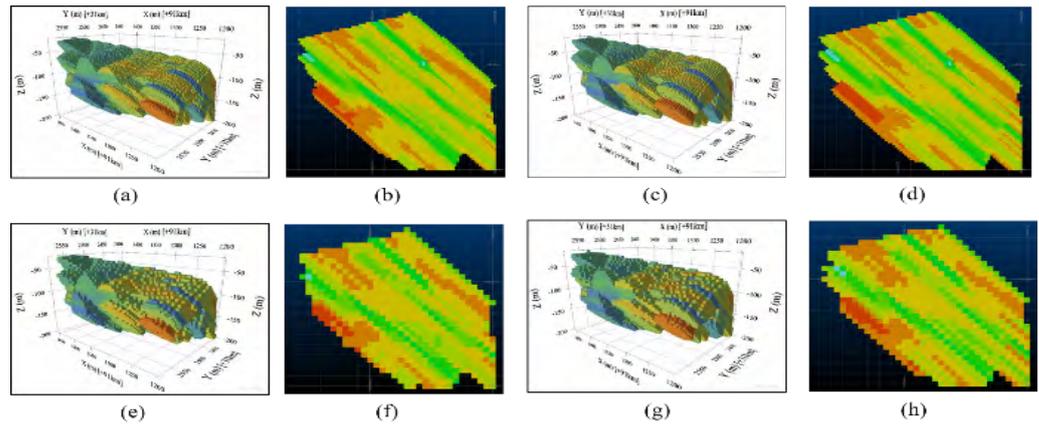


Figura 5 ▶

Modelos tridimensionais de estimativa do RMR por KI, sendo (a-b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (c-d) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (e-f) para *grid* e 5 m × 5 m × 5 m e VB1; e (g-h) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa

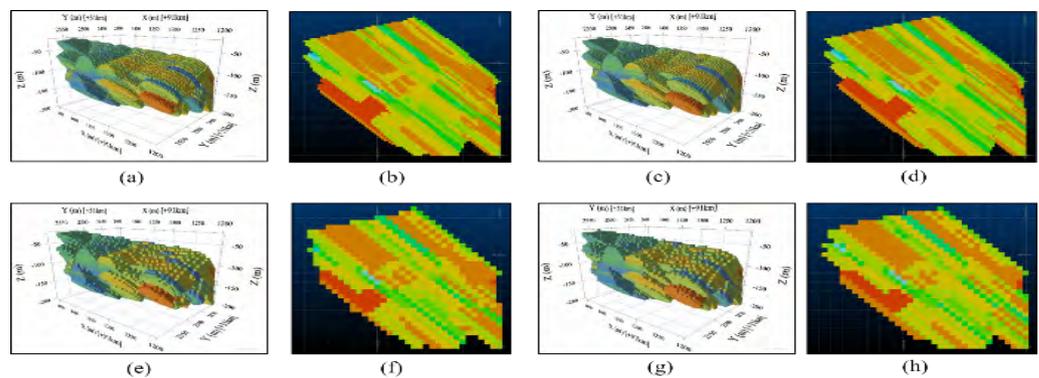


Figura 6 ▶

Modelos tridimensionais de estimativa do RMR por interpolação pelo VMP, sendo (a-b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e (c-d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m.
Fonte: dados da pesquisa

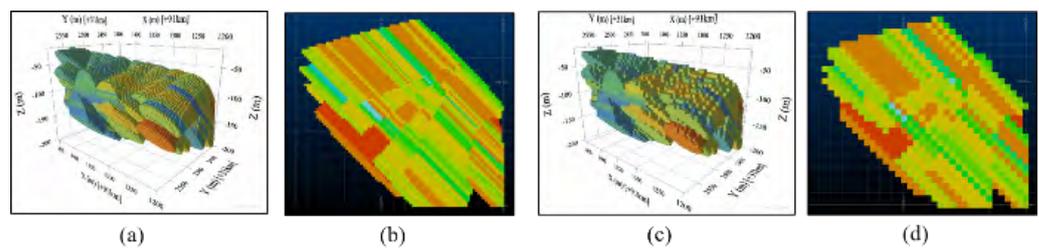
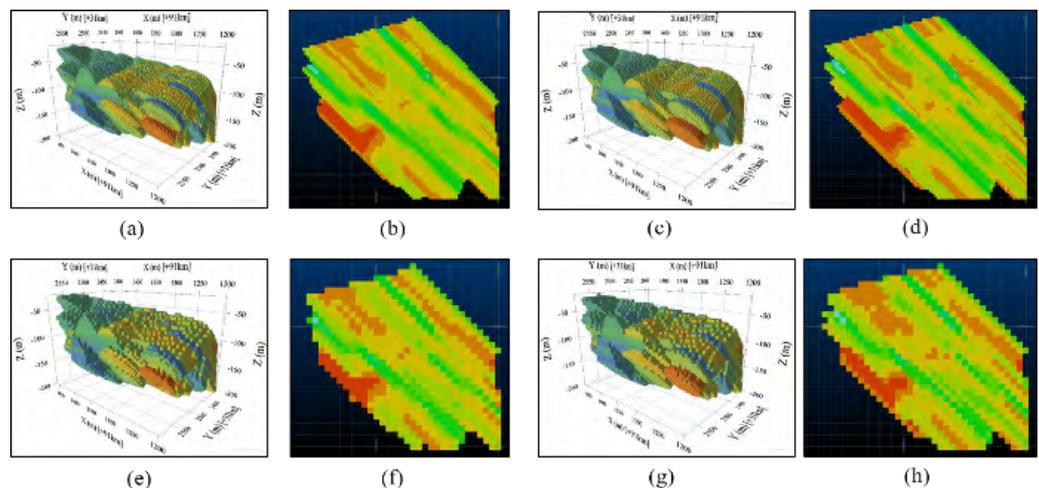


Figura 7 ▶

Modelos tridimensionais de estimativa do RMR por interpolação pelo IQD, sendo (a-b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (c-d) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (e-f) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (g-h) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa



As Figuras 8, 9, 10 e 11, juntamente com as Tabelas 3 e 4 (primeira e segunda vizinhança de busca, respectivamente), apontam os resultados dos histogramas da distribuição dos valores de RMR para os métodos de KO, KI, IQD e VPM, respectivamente.

Figura 8 ▶
Histogramas de distribuição dos valores de RMR dos modelos de blocos para KO, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa

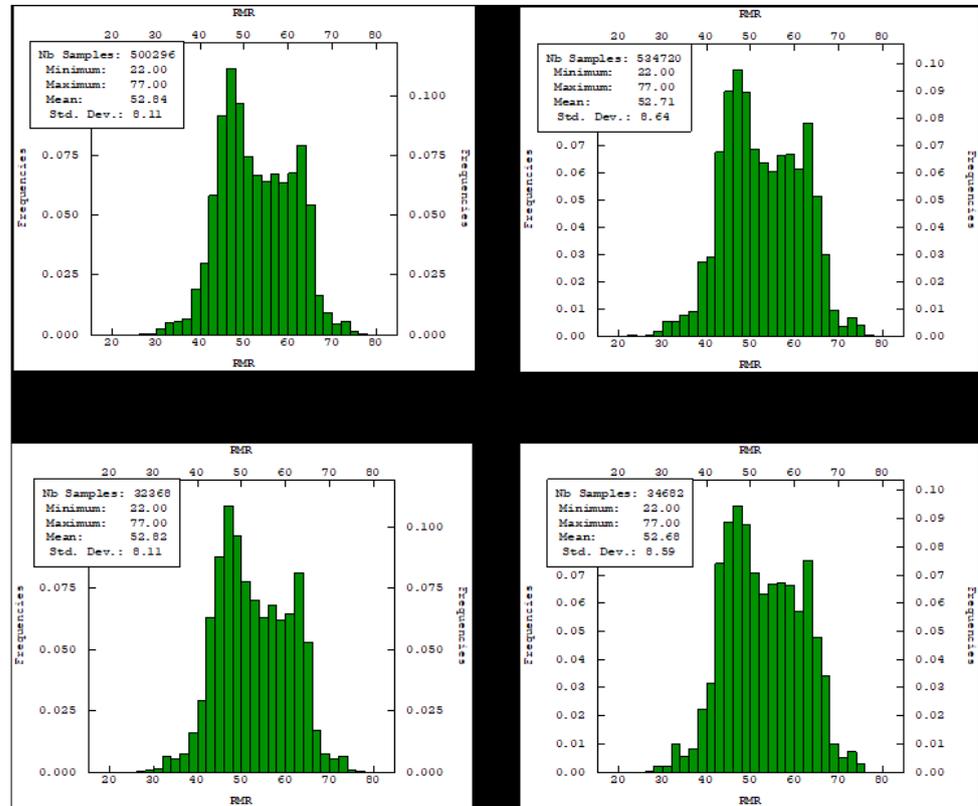


Figura 9 ▶
Histogramas de distribuição dos valores de RMR dos modelos de blocos para KI, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa

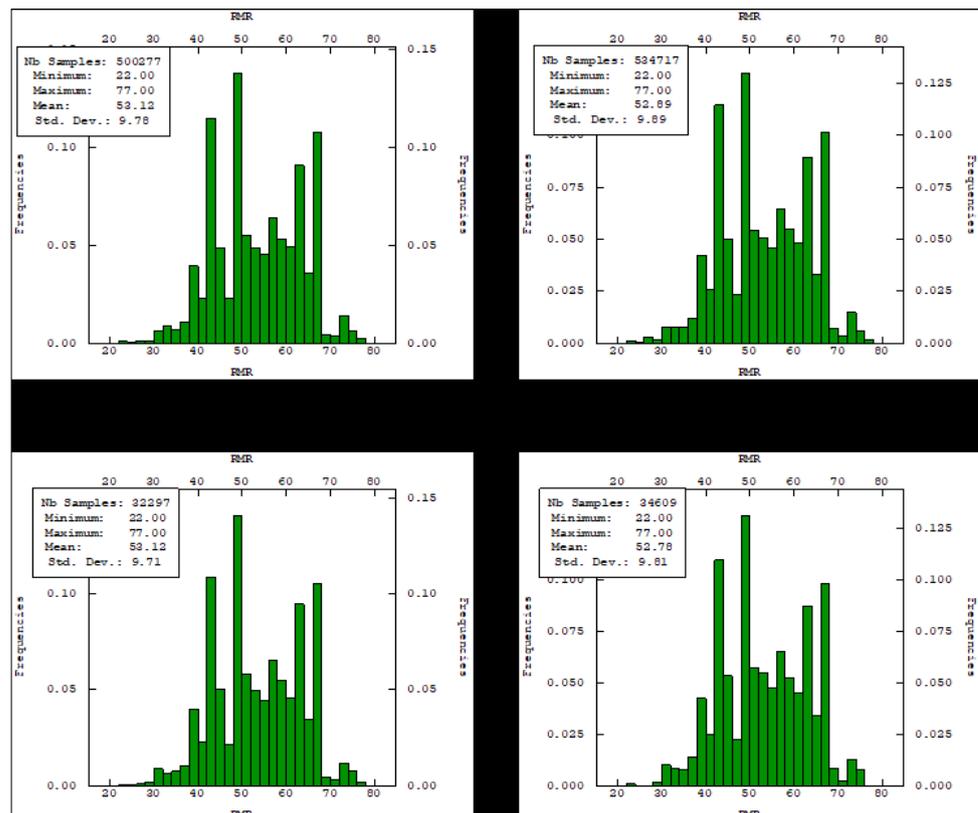


Figura 10 ►

Histogramas de distribuição dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo IQD, sendo (a) para *grid* de 2 m x 2 m x 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m x 2 m x 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m x 5 m x 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m x 5 m x 5 m e VB2. Fonte: dados da pesquisa

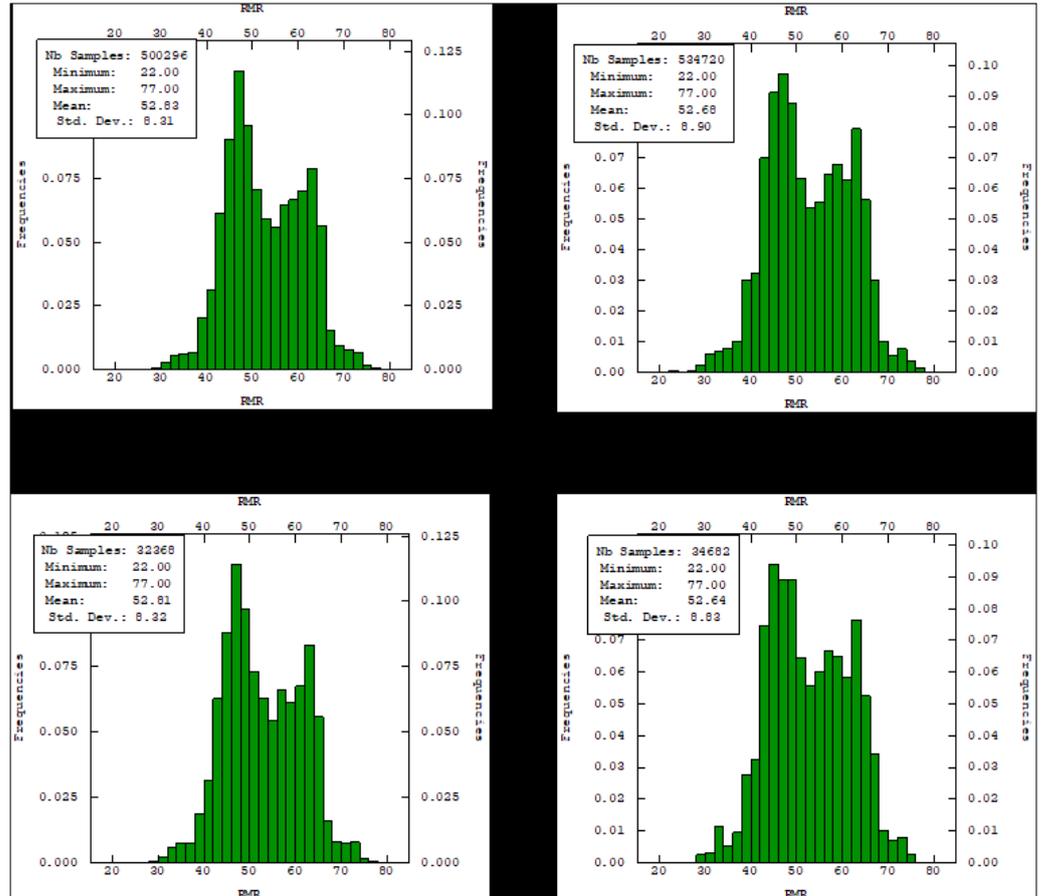


Figura 11 ►

Histogramas de distribuição dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo VMP, sendo (a) para *grid* de 2 m x 2 m x 2 m e (b) para *grid* de 5 m x 5 m x 5 m. Fonte: dados da pesquisa

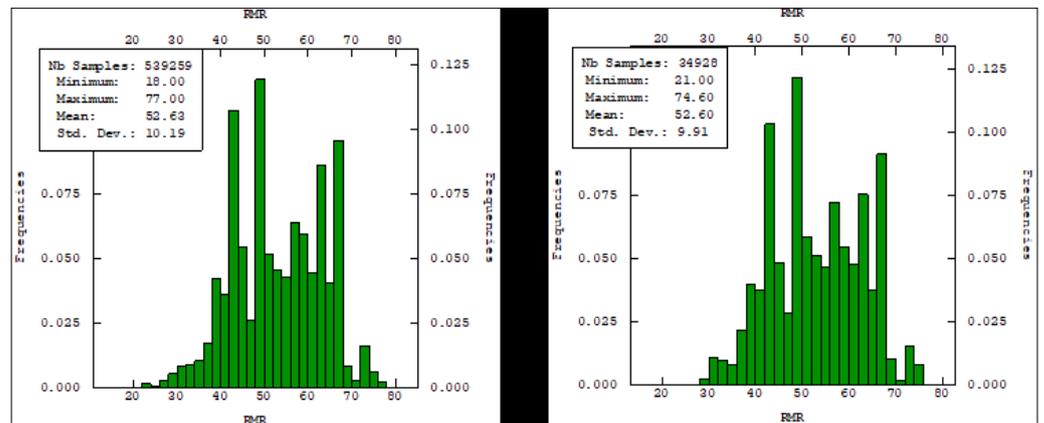


Tabela 3 ▼

Resultados dos histogramas para a primeira vizinhança de busca.

Fonte: dados da pesquisa

Método	Primeira vizinhança de busca - VB1									
	Grid - blocos 2 m × 2 m × 2 m					Grid - blocos 5 m × 5 m × 5 m				
	Número de blocos	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão	Número de blocos	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
KO	500029	22	77	52,84	8,11	32368	22	77	52,82	8,11
KI	500277	22	77	53,13	9,78	32297	22	77	53,12	9,71
VMP	539259	18	77	52,62	10,19	34928	21	74	74,60	9,91
IQD	500296	22	77	52,83	8,31	32368	22	77	52,81	8,32

Tabela 4 ▼

Resultados dos histogramas para a segunda vizinhança de busca.

Fonte: dados da pesquisa

Método	Segunda vizinhança de busca - VB2									
	Grid - blocos 2 m × 2 m × 2 m					Grid - blocos 5 m × 5 m × 5 m				
	Número de blocos	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão	Número de blocos	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
KO	534720	22	77	52,71	8,64	34682	22	77	52,68	8,59
KI	534717	22	77	52,89	9,89	34609	22	77	52,78	9,81
IQD	534720	22	77	52,68	8,90	34682	22	77	52,64	8,83

5 Validação do modelo

Logo após os modelos serem estimados, é necessário realizar a sua validação. O objetivo da validação é verificar se o modelo é satisfatório. Para realizar essa validação existem algumas técnicas. As técnicas utilizadas para essa validação foram a inspeção visual e a validação cruzada.

5.1 Inspeção visual

A inspeção visual é uma ferramenta simples para comparar os valores amostrados com os valores estimados. Essa técnica é uma boa estratégia para avaliar se o método de estimativa é adequado. Observa-se nas Figuras 12 a 15, os resultados da validação

cruzada dos resultados dos valores de RMR para os métodos de KO, KI, IQD e VMP, respectivamente.

Figura 12 ►

Inspeção visual da estimativa dos valores de RMR para KO, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
 Fonte: dados da pesquisa

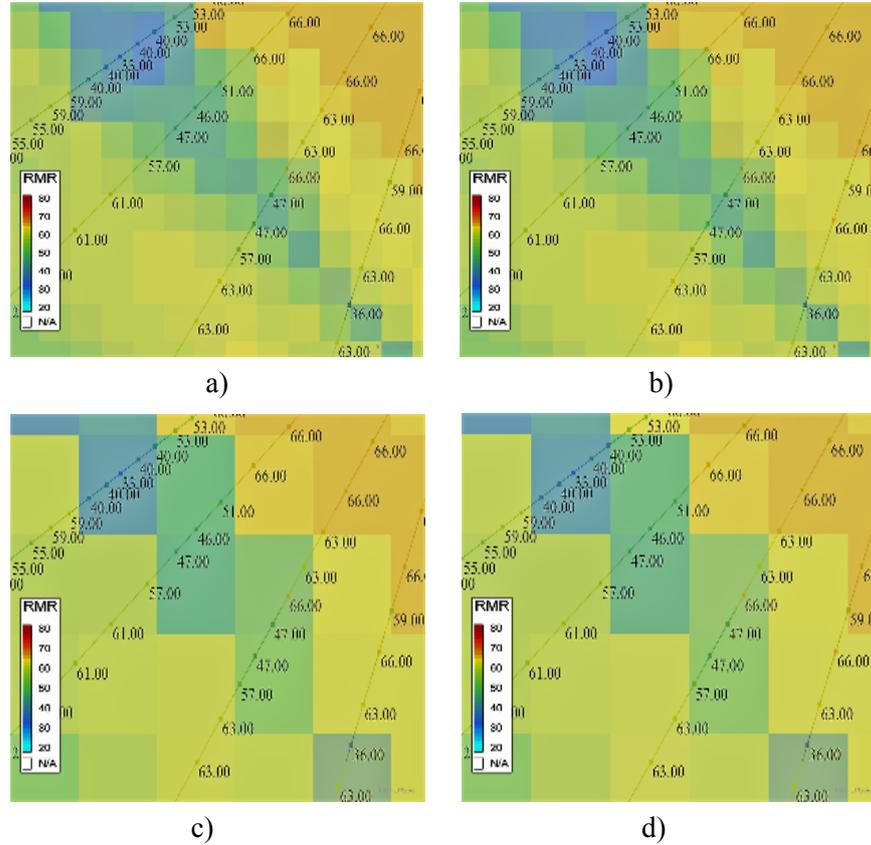
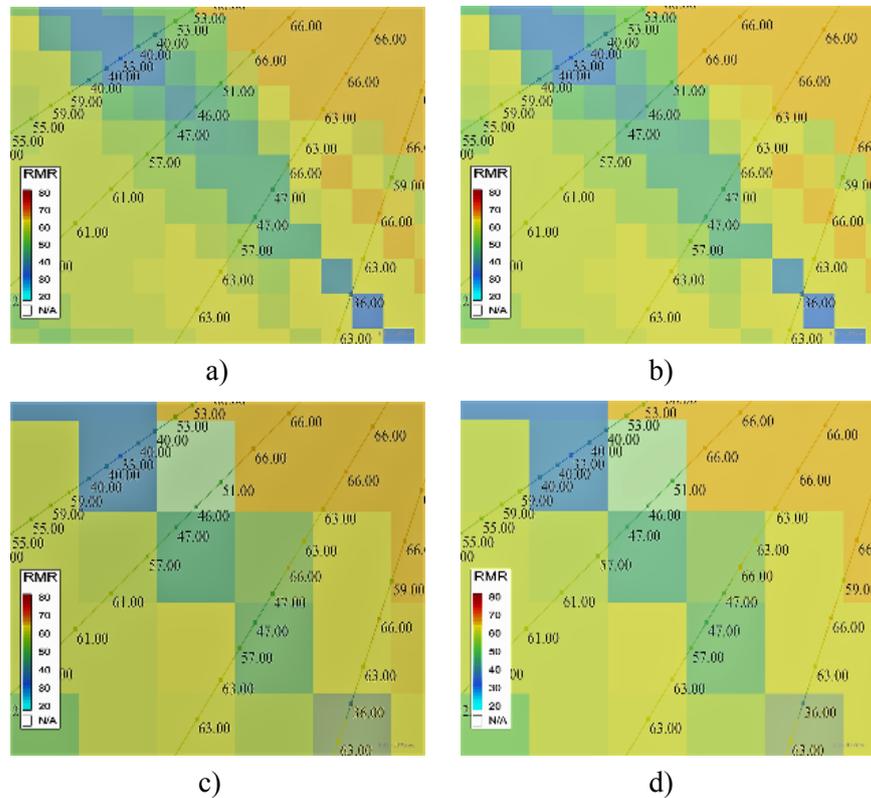


Figura 13 ►

Inspeção visual da estimativa dos valores de RMR para KI, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
 Fonte: dados da pesquisa



5.2 Validação cruzada

A validação cruzada consiste na técnica onde cada ponto é removido e seu valor foi estimado com os dados da estimativa, ou seja, os valores da variável em estudo nos pontos amostrados foram estimados e comparados com os valores originais da amostra. Com os gráficos de dispersão, os valores estimados são confrontados com os valores verdadeiros sobre uma reta de regressão, em que quanto maior for a correlação entre os dados, melhor o nível da estimativa.

A validação cruzada não prova que o modelo de variograma escolhido esteja correto, mas prova que ele não está grosseiramente incorreto. Busca-se por uma distribuição gaussiana com média próxima de zero, ou seja, baixo viés, e baixa variância.

Observa-se nas Figuras 16 a 19 os resultados da validação cruzada dos resultados dos valores de RMR para os métodos de VPM, KO, KI e IQD, respectivamente.

Figura 16 ►

Validação cruzada dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo VPM, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e (b) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m.

Fonte: dados da pesquisa

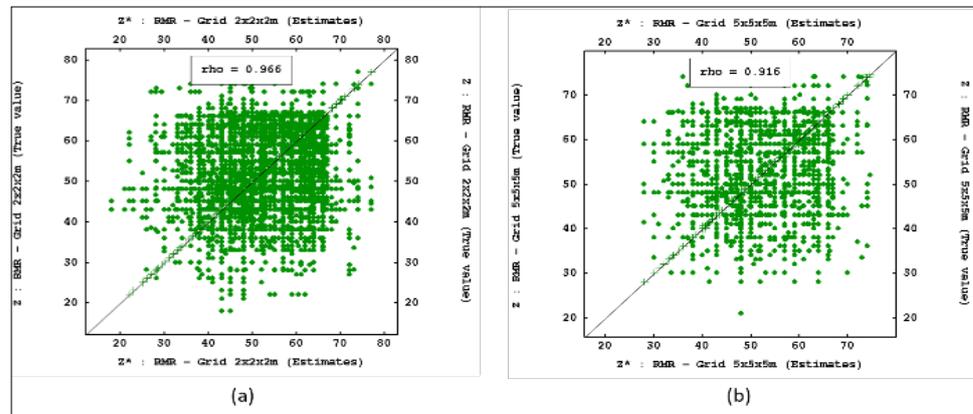


Figura 17 ►

Validação cruzada dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo VPM, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e (b) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m.

Fonte: dados da pesquisa

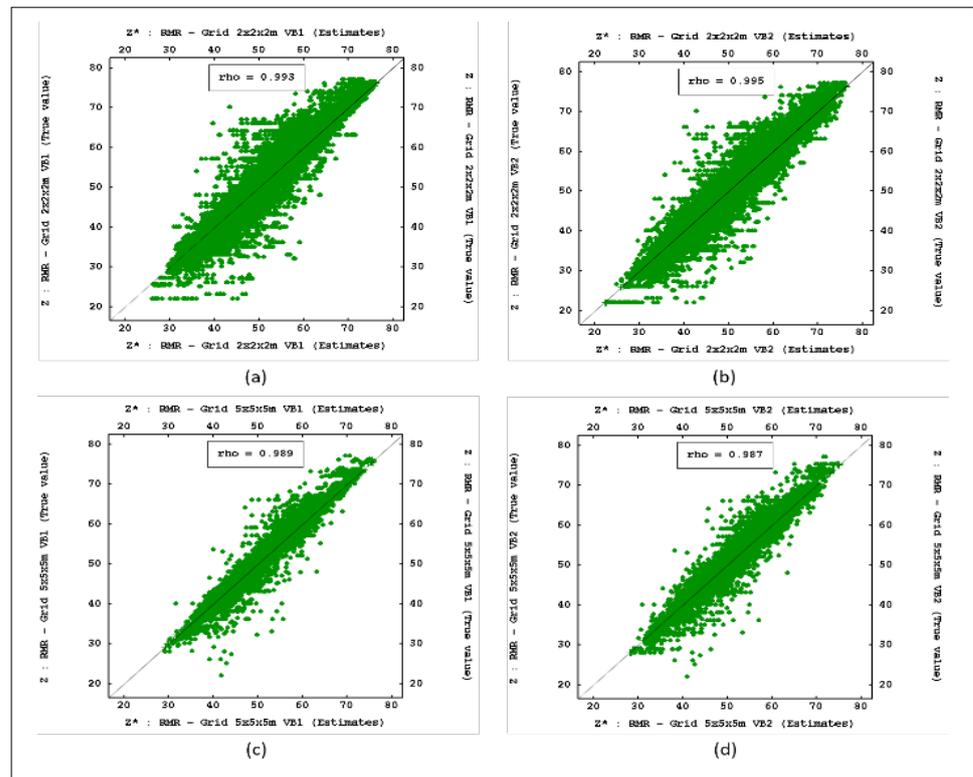


Figura 18 ►

Validação cruzada dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo KI, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa

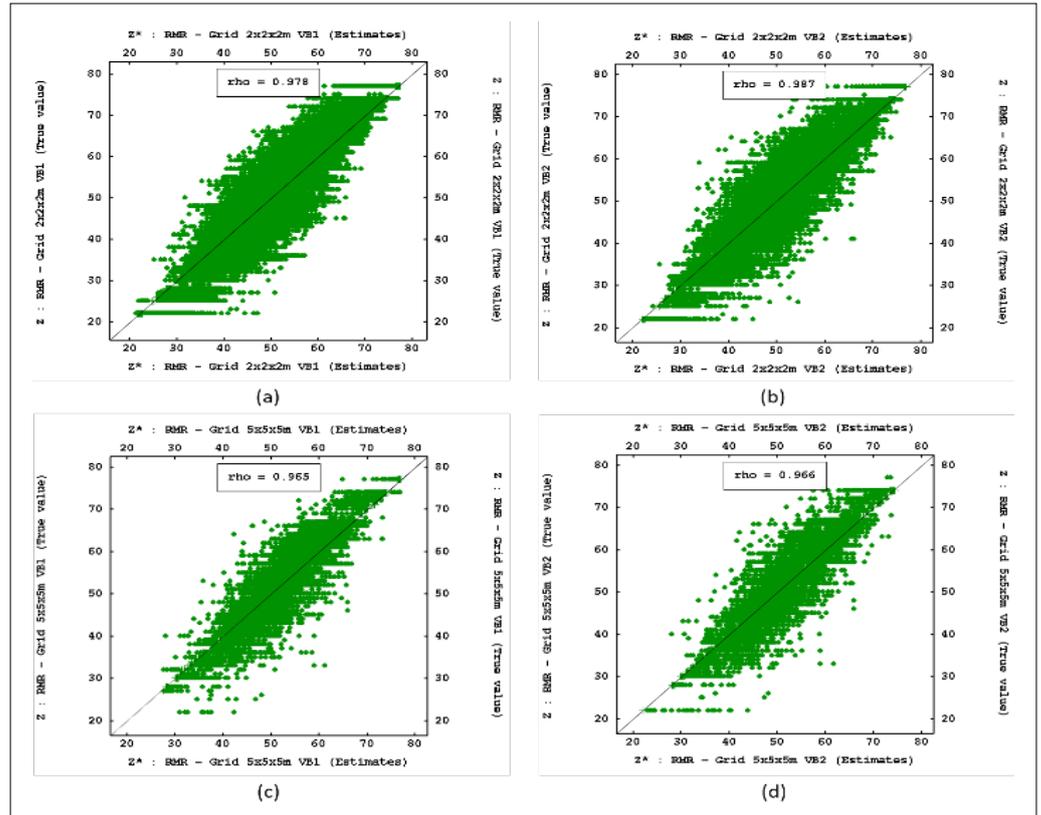
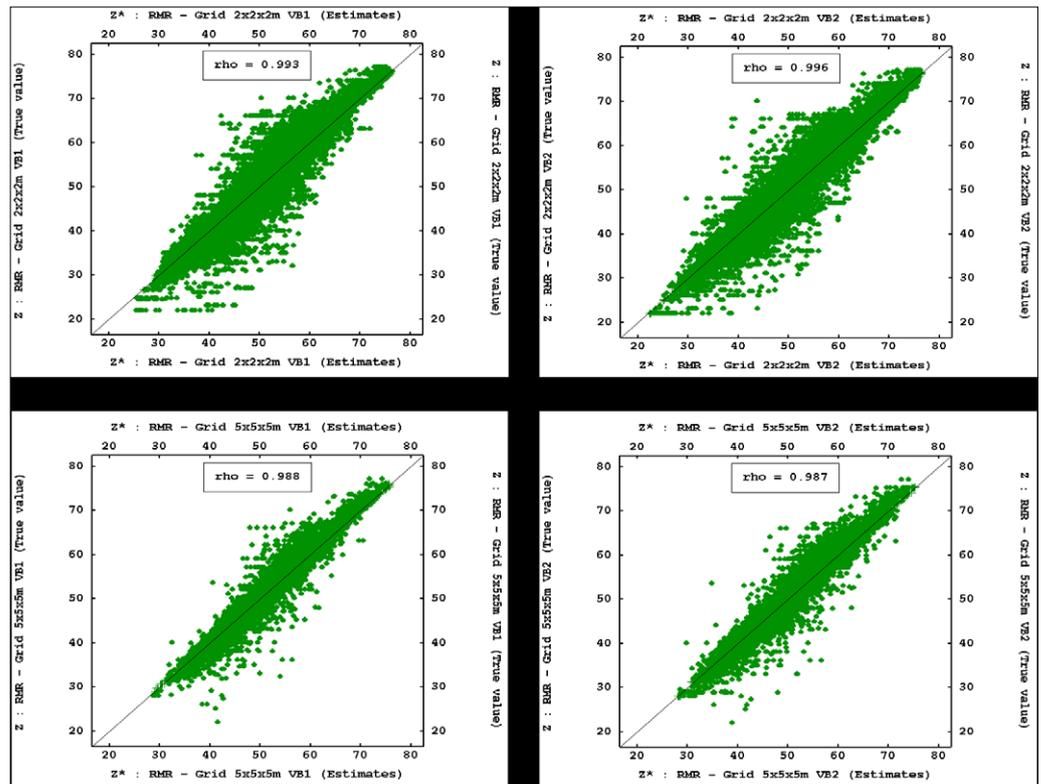


Figura 19 ►

Validação cruzada dos valores de RMR dos modelos de blocos para interpolação pelo IQD, sendo (a) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB1; (b) para *grid* de 2 m × 2 m × 2 m e VB2; (c) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB1 e (d) para *grid* de 5 m × 5 m × 5 m e VB2.
Fonte: dados da pesquisa



Analisando os resultados indicados nas Figuras 16 a 19, os coeficientes de correlação para essa estimativa do RMR ficaram acima de 98,0% e com a média do erro bastante baixas para ambas as estimativas. Os métodos de validação utilizados neste trabalho mostraram que as estimativas foram boas e os modelos de blocos são satisfatórios.

Os quatro métodos de estimativas produziram resultados com algumas variações, como esperado. Os modelos elaborados pelos métodos de KO, KI e IQD possuem algumas similaridades em relação à suavização dos contatos entre os valores de RMR, diferentemente do método do VMP no qual os contatos são bruscos. Todos os modelos confeccionados são uma representação aproximada da realidade presente no maciço rochoso e podem ser adotados como base para trabalhos futuros.

6 Análise dos resultados

A análise dos resultados entre as metodologias de estimativas foi baseada em comparações visuais dos modelos 3D, nos resultados dos histogramas de distribuição dos valores do RMR, nos modelos de blocos e na validação cruzada dos resultados, a fim de selecionar as dimensões dos blocos e vizinhança de busca mais adequada a representar a continuidade espacial do RMR para esse conjunto de dados específicos da Mina Fazenda Brasileiro.

A análise visual revelou que os modelos de blocos geomecânicos confeccionados apresentaram resultados de RMR em uma distribuição estratificada. Essa distribuição é condizente com as características geológicas da área de estudo, a qual é formada por uma sequência metassedimentar.

Os modelos de blocos confeccionados com *grid* de 2 m × 2 m × 2 m possuem um maior detalhamento e preservação da heterogeneidade dos valores RMR descritos ao longo dos furos de sonda em comparação ao *grid* de 5 m × 5 m × 5 m.

Os resultados apresentados nas Tabelas 3 e 4 demonstram que a diferença do desvio padrão entre as duas dimensões de blocos é baixa, tendo pouca influência nos resultados finais. Para o presente estudo, é preferível a utilização de estimativas com maior desvio padrão, a fim de preservar a variância original dos dados de entrada.

Assim, a utilização de modelos de blocos com dimensões reduzidas, para o presente estudo, se mostrou a mais adequada, pois garante um melhor detalhamento das características geomecânicas do maciço rochoso, principalmente nas regiões com baixa qualidade geomecânica.

Durante o desenvolvimento desta pesquisa, foram testadas várias vizinhanças de busca com parâmetros e estratégias distintas para as estimativas. Parâmetros de busca mais abrangentes, utilizando um maior número de amostras, possuem menor desvio padrão dos resultados. Isso se verifica quando se comparam os resultados do desvio padrão dos modelos de blocos confeccionados com as vizinhanças de busca VB1 e VB2. Os valores do desvio padrão dos modelos de blocos elaborados com a VB2 são superiores aos valores dos modelos de blocos elaborados com a VB1. Esta superioridade se reflete no maior grau de detalhamento dos modelos de blocos estimados com a VB2, como verificado na análise visual. Dessa forma, a VB2 possui os parâmetros de estimativas mais adequados para o presente estudo.

A validação cruzada apresentou resultados bons e coerentes para as definições de suporte e parâmetros de estimativas adotados neste estudo, com as estimativas utilizando a segunda vizinhança de busca e blocos com dimensões de 2 m x 2 m x 2 m, fornecendo

resultados com maior variância para todos os métodos, honrando com maior grau de detalhamento as variações dos índices do RMR descritos ao longo do furo. Ou seja, a segunda vizinhança de busca e blocos com dimensões de 2 m × 2 m × 2 m são as definições de estimativas mais adequadas para este estudo. As próximas comparações entre os métodos foram realizadas com os modelos de blocos confeccionados com base nestas definições.

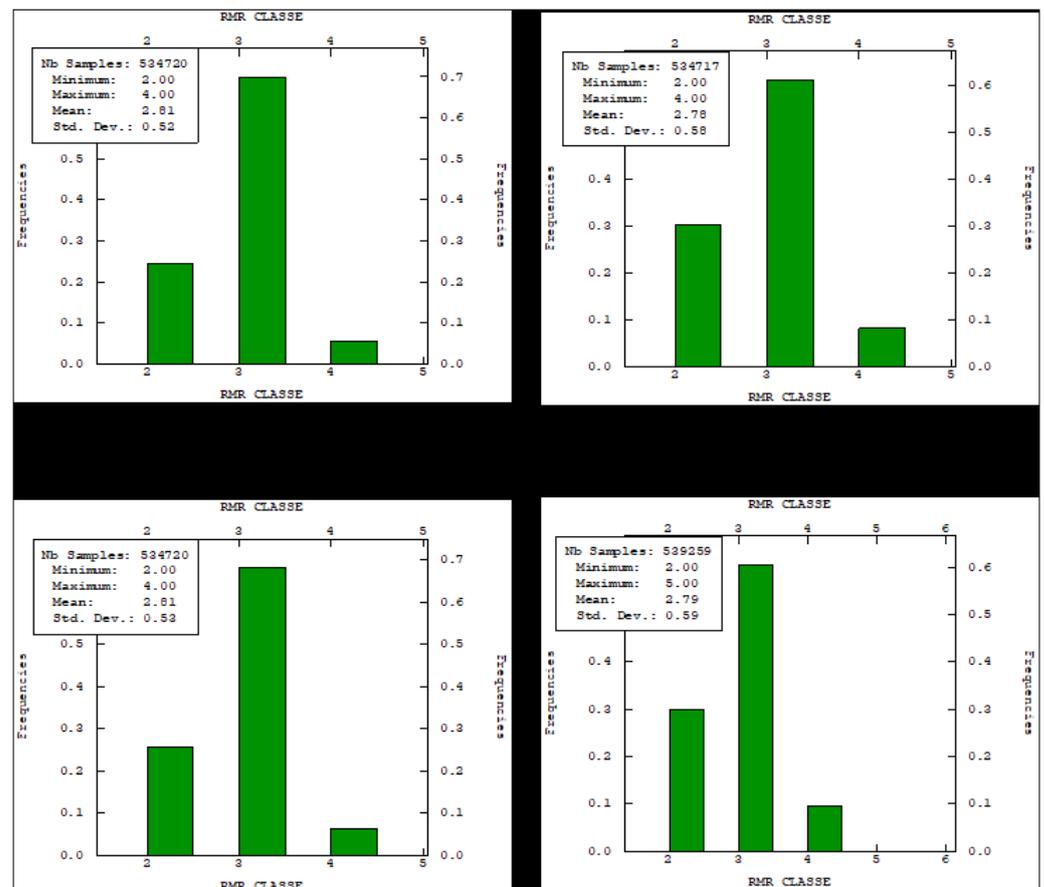
Os histogramas de distribuição dos valores de RMR revelaram que as metodologias de KI e VMP possuem os maiores valores de desvio padrão, reproduzindo, de melhor forma, o histograma dos dados de RMR.

Vale ressaltar que, um menor desvio padrão representa uma maior proximidade dos valores junto à média do conjunto de dados, como verificado nos modelos nos histogramas de distribuição dos valores de RMR da KO e IQD. A aproximação dos valores junto à média pode implicar em uma sobrestimativa ou subestimativa dos valores estimados do RMR. A sobre ou subestimativa do RMR na KO e IQD é decorrente do resultado do cálculo da média ponderada para cada bloco, utilizando as amostras definidas nos parâmetros de estimativas. A Figura 20 aponta a distribuição das classes de RMR nos modelos gerados por KO, KI, IQD e VMP, onde é perceptível a existência de diferenças na distribuição entre as classes.

Figura 20 ►

Histogramas de distribuição das classes de RMR para *grid* 2 m × 2 m × 2 m e VB2, sendo (a) para KO, (b) para KI, (c) para IQD e (d) para VMP.

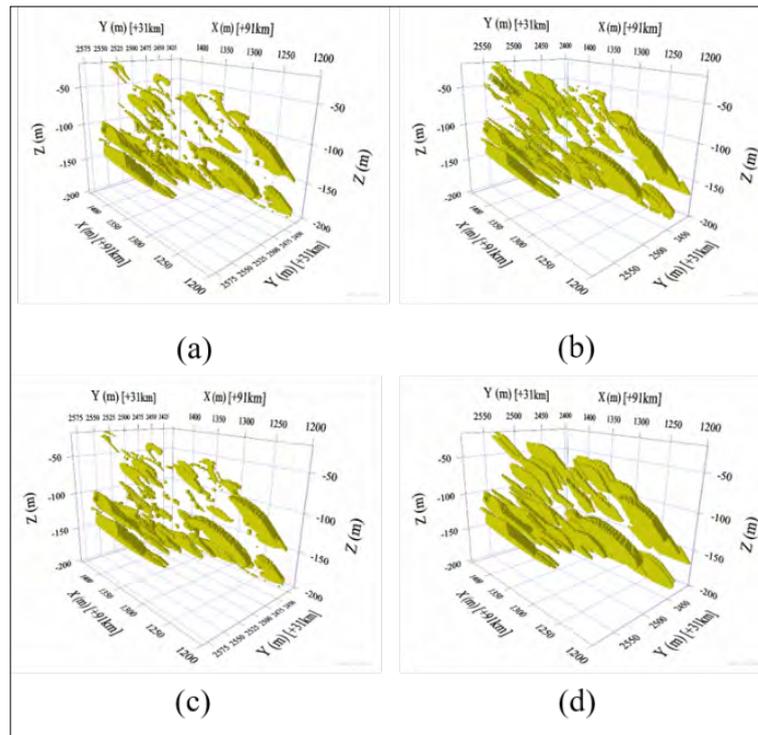
Fonte: dados da pesquisa



Analisando somente a classe quatro de RMR, sua distribuição de frequência é maior na KI e VMP. Isso se reflete na maior continuidade e representatividade dessa classe, principalmente na região central dos modelos de blocos confeccionados, conforme apresentado na Figura 21.

Figura 21 ►

Representação da continuidade espacial da Classe 4 RMR para *grid* 2 m × 2 m × 2 m e VB2, sendo (a) para KO, (b) para KI, (c) para IQD e (d) para VMP.
Fonte: dados da pesquisa



Com base no exposto acima, a KI, para esse estudo de caso, foi o método de estimativa mais adequado para a construção de modelo de blocos geomecânicos do RMR. Apresentando uma representação espacial da qualidade do maciço rochoso mais próxima da realidade, com a preservação das estruturas estratificadas, melhor distribuição e reprodução dos valores iniciais das amostras, além de uma menor sobrestimativa da qualidade do maciço rochoso.

Sendo assim, para um banco de dados simples, como poucas amostras, altamente irregular e com baixa correlação espacial, como verificado no banco de dados deste estudo, o método de KI apresentou o melhor resultado. A KI, embora seja o método mais trabalhoso e demandar maior tempo para sua confecção, é mais adequado, pois permite ajustar, de forma mais eficiente, os parâmetros necessários para a realização das estimativas; além de produzir resultados mais suavizados entre os contatos dos valores do RMR.

6 Conclusão

A confecção e utilização de modelos de blocos geomecânicos apresentam vantagens tanto no planejamento das escavações quanto no aumento da segurança nas operações, pois fornece uma previsão da qualidade do maciço rochoso, antes de executar a escavação.

O objetivo da representação espacial da qualidade do maciço rochoso é prover um modelo tridimensional onde seja possível identificar as diferentes características e qualidades ao longo do modelo do maciço rochoso, principalmente, nas regiões com maiores riscos geotécnicos.

Por essa razão, para garantir uma maior preservação e representatividade dos dados iniciais presentes nos furos de sonda, fez-se necessário adotar estratégias de busca e

definição dos parâmetros de estimativas diferentes daqueles empregados nas estimativas de teores. Já que a sobrestimativa de em um ou dois pontos do RMR pode acarretar alteração da classe do maciço rochoso, podendo trazer riscos às operações em subsolo.

Embora a krigagem por indicadores para a confecção do modelo de blocos seja o método de estimativa mais indicado para variáveis não aditivas e amplamente utilizado para dados geomecânicos, a carência de estudos de comparação entre métodos de estimativa para confecção de modelos de blocos geomecânicos, motivou a busca de outros métodos, tais como KO, VMP e IQD.

O banco de dados utilizado é caracterizado por variáveis não aditivas e possui um número reduzido de amostras, que são distribuídas em uma malha irregular em forma de leque, o que acarreta um adensamento das amostras nas proximidades da galeria e uma grande dispersão nas extremidades dos leques de sondagem. Ademais, possui espaçamento, número de furos, distâncias e inclinação entre furos distintos, baixa continuidade espacial e grande variação dos valores do RMR ao longo dos furos. Tais características exigem que nos métodos de krigagem sejam utilizadas vizinhanças de buscas com o número reduzido de amostras, a fim de garantir uma maior variância dos resultados. Em razão de suas aplicabilidades, a KO e IQD não foram eficientes. Sendo esses métodos eficientes para as estimativas de variáveis aditivas, o que não é o caso deste estudo, já que as variáveis geomecânicas são categóricas e não aditivas.

Com base nos resultados apresentados, este estudo demonstrou que a KI realmente é um método de estimativa adequado para a construção de modelos de blocos geomecânicos

Em suma, recomenda-se que o método de estimativa a ser utilizado deva ser sempre aquele com a melhor reprodução das características originais do banco de dados e que alcance o objetivo.

Referências

AALIANVARI, A.; SOLTANI-MOHAMMADI, S.; RAHEMI, Z. Estimation of geomechanical parameters of tunnel route using geostatistical methods. **Geomechanics and Engineering**, v. 14, p. 453-458, Apr. 2018. DOI: <https://doi.org/10.12989/gae.2018.14.5.453>

BARTON, N.; LIEN, R.; LUNDE, J. Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support. **Rock Mechanics**, v. 6, n. 4, p. 189-236, 1974. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF01239496>.

BIENIAWSKI, Z. T. Engineering classification of jointed rock masses. **Civil Engineer in South Africa**, v. 15, n. 12, p. 343-353, Dec. 1973. Disponível em: https://journals.co.za/doi/pdf/10.10520/AJA10212019_17397. Acesso em: 15 ago. 2021.

BIENIAWSKI, Z. T. **Engineering rock mass classifications: a complete manual for engineers and geologists in mining, civil, and petroleum engineering**. Toronto: Wiley, 1989.

BRADY, B. H. G.; BROWN, E. T. **Rock mechanics for underground mining**. 3. ed. Dordrecht: Kluwer Academic, 2004.

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resource assessment**. Clarendon Press. Oxford: Oxford University Press, 1986.

BUSSAB, W. O.; MORETIN, P. A. **Estatística básica**. 6. ed. São Paulo: Saraiva, 2010.

CAMARGO, E. C. G. **Geoestatística: fundamentos e aplicações**, Geoprocessamento para projetos ambientais. São José dos Campos: INPE, 1998. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf. Acesso em: 15 ago. 2021.

CHEN, J.; LI, X.; ZHU, H.; RUBIN, Y. Geostatistical method for inferring RMR ahead of tunnel face excavation using dynamically exposed geological information. **Engineering Geology**, v. 228, p. 214-223, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.08.004>.

CRUZ, F. A. R. **Espacialização de parâmetro de rocha intacta em modelos de blocos utilizando krigagem da indicatriz**. 2017. Tese (Doutorado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/164588>. Acesso em: 15 ago. 2021.

DEERE, D. U.; DEERE, D. W. **Rock quality designation (RQD) after twenty years**. Final report. Gainesville: US Army Corps of Engineers, 1989. Disponível em: <https://www.nrc.gov/docs/ml0037/ML003749192.pdf>. Acesso em: 15 ago. 2021.

EGAÑA, M.; ORTIZ, J. M. Assessment of RMR and its uncertainty by using geostatistical simulation in a mining project. **Journal of GeoEngineering**, v. 8, n. 3, p. 83-90, Dec. 2013. DOI: [https://doi.org/10.6310/JOG.2013.8\(3\).2](https://doi.org/10.6310/JOG.2013.8(3).2).

EIVAZY, H.; ESMAIELI, K.; JEAN, R. Challenges in modeling geomechanical heterogeneity of rock masses using geostatistical approaches. *In: WORLD MINING CONGRESS*, 24., 2016, Rio de Janeiro. **Proceedings (...): surface mining**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Mineração, 2016. p. 26-36.

GAO, X.; YAN, E. C.; YEH, T. C. J.; CAI, J. S.; LIANG, Y.; WANG, M. A geostatistical inverse approach to characterize the spatial distribution of deformability and shear strength of rock mass around an unlined rock cavern. **Engineering Geology**, v. 245, p. 106-119, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.08.007>.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. [S.l.]: Oxford University Press on Demand, 1997. ISBN 0-19-511538-4.

GUERRA, C.; FISCHER, K.; HENK, A. Stress prediction using 1D and 3D geomechanical models of a tight gas reservoir: a case study from the Lower Magdalena Valley Basin, Colombia. **Geomechanics for Energy and the Environment**, v. 19, p. 100113, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gete.2019.01.002>.

HARTKAMP, A. D.; DE BEURS, K.; STEIN, A.; WHITE, J. W. **Interpolation techniques for climate variables**. México: International Maize and Wheat Improvement Center (CIMMYT), 1999. (Geographic Information Systems Series 99-01).

HOEK, E.; BROWN, E. T. Practical estimates of rock mass strength. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 34, n. 8, p. 1165-1186, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1016/S1365-1609\(97\)80069-X](https://doi.org/10.1016/S1365-1609(97)80069-X).

HOWSON, M. Estimation of geotechnical variables for mass mining. *In: MASSMIN*, 2004, Santiago (Chile). **Proceedings (...)**. Santiago: Instituto de Ingenieros de Chile, 2004. p. 44-48.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. R. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989.

JOURNAL, A. G. The indicator approach to estimation of spatial distributions. *In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON THE APPLICATION OF COMPUTERS AND OPERATIONS RESEARCH IN THE MINERAL INDUSTRIES*, 17., 1982, New York. **Proceedings** (...). New York: [S.n.], 1982. p. 793-806.

KRING, K.; CHATTERJEE, S. Uncertainty quantification of structural and geotechnical parameters by geostatistical simulations applied to a stability analysis case study with limited exploration data. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 125, p. 104157, Jan. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2019.104157>.

MADANI, N.; YAGIZ, S.; ADOKO, A. C. Spatial mapping of the rock quality designation using multi-Gaussian kriging method. **Minerals**, v. 8, n. 11, p. 530, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/min8110530>.

MAZZINI, P. L. F.; SCHETTINI, C. A. F. Avaliação de metodologias de interpolação espacial aplicadas a dados hidrográficos costeiros quase-sinóticos. **Brazilian Journal of Aquatic Science and Technology**, v. 13, n. 1, p. 53-64, July 2009.

OLIVEIRA FILHO, P. F. **Epidemiologia e bioestatística**: fundamentos para a leitura crítica. Rio de Janeiro: Rubio, 2015.

OSTAD, M. N.; ASGHARI, O.; EMERY, X.; AZIZZADEH, M.; KHOSHBAKHT, F. Fracture network modeling using petrophysical data, an approach based on geostatistical concepts. **Journal of Natural Gas Science and Engineering**, v. 31, p. 758-768, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.03.084>.

PINHEIRO, M.; EMERY, X.; ROCHA, A. M. A. C.; MIRANDA, T.; LAMAS, L. Boreholes plans optimization methodology combining geostatistical simulation and simulated annealing. **Tunneling and Underground Space Technology**, v. 70, p. 65-75, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tust.2017.07.003>.

PINHEIRO, M.; SOUSA, L.; MIRANDA, T.; PEREIRA, E. Rock quality designation 3D modeling using geostatistics: a tungsten Portuguese deposit case study. *In: US ROCK MECHANICS/GEOMECHANICS SYMPOSIUM*, 53., 2019, New York. **Proceedings** (...). New York: American Rock Mechanics Association, 2019. p. 1727. Disponível em: <https://onepetro.org/ARMAUSRMS/proceedings-abstract/ARMA19/All-ARMA19/ARMA-2019-1727/125013>. Acesso em: 15 ago. 2021.

PINHEIRO, M.; VALLEJOS, J.; MIRANDA, T.; EMERY, X. Geostatistical simulation to map the spatial heterogeneity of geomechanical parameters: a case study with rock mass rating. **Engineering Geology**, v. 205, p. 93-103, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2016.03.003>.

PISHBIN, M.; FATHIANPOUR, N.; MOKHTARI, A. R. Uniaxial Compressive Strength spatial estimation using different interpolation techniques. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 89, p. 136-150, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2016.09.005>.

SÁNCHEZ, L. K.; EMERY, X.; SÉGURET, S. A. 5D geostatistics for directional variables: Application in geotechnics to the simulation of the linear discontinuity frequency. **Computers & Geosciences**, v. 133, p. 104325, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.104325>.

SANTOS, V.; SILVA, P. F.; BRITO, M. G. Estimating RMR Values for underground excavations in a rock mass. **Minerals**, v. 8, n. 3, p. 78, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/min8030078>.

SEWNUN, D.; JOUGHIN, W.; WANLESS, M.; MPUNZI, P. The creation and application of a geotechnical block model for an underground mining project. *In*: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON GROUND SUPPORT IN MINING AND UNDERGROUND CONSTRUCTION, 9., [S.l.], 2019. **Proceedings** (...). Perth: Australian Center for Geomechanics, 2019. p. 479-492. DOI: https://doi.org/10.36487/ACG_rep/1925_34_Sewnun.

SOARES, A. **Geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. Lisboa: Instituto Superior Técnico, 2000. ISBN 9728469462.

SOUFI, A.; BAH, L.; LATIFA, O. Contribution of geostatistical analysis for the assessment of RMR and geomechanical parameters. **ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences**, v. 13, n. 24, p. 9359-9374, 2018. Disponível em: http://www.arnpjournals.org/jeas/research_papers/rp_2018/jeas_1218_7465.pdf. Acesso em: 15 ago. 2021.

STARK, P. **Introdução aos métodos numéricos**. Rio de Janeiro: Interciência, 1979. 426 p.

TRIPODI, E. E. M.; RUEDA, J. A. G.; CÉSPEDES, C. A.; VEGA, J. D.; GÓMEZ, C. C. Characterization and geostatistical modelling of contaminants and added value metals from an abandoned Cu–Au tailing dam in Taltal (Chile). **Journal of South American Earth Sciences**, v. 93, p. 183-202, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2019.05.001>.

VATANABLE, H. Y. **A geoestatística como ferramenta para estimar o rock mass rating em modelos tridimensionais**. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018. Disponível em: <http://hdl.handle.net/10183/184887>. Acesso em: 15 ago. 2021.

VILCA, Y. C. **Modelagem geoestatística de variáveis geomecânicas estudo de caso: Mina Córrego do Sítio, Santa Bárbara/MG**. 2019. Dissertação (Mestrado em Engenharia Geotécnica) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2019. Disponível em: <https://www.repositorio.ufop.br/handle/123456789/11998>. Acesso em: 20 ago. 2021.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. ISBN 9788579750779.

YOU, K.; BARNES, R. J. Infill sampling design for tunnel rock classification. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 34, n. 2, p. 207-215, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0148-9062\(96\)00054-X](https://doi.org/10.1016/S0148-9062(96)00054-X).

ZHANG, Q.; AN, Z.; LIU, T.; ZHANG, Z.; HUANGFU, Z.; LI, Q.; LIU, J. Intelligent rolling compaction system for earth-rock dams. **Automation in Construction**, v. 116, p. 103246, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103246>.

ZINGANO, A. C. **Modelamento geomecânico para o dimensionamento de pilares de carvão**. 2002. Tese (Doutorado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002. Disponível em: <https://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/1978>. Acesso em: 20 ago. 2021.