

Modelagem estocástica aplicada na estimativa de velocidades de pico de partícula decorrentes das operações de desmonte de rochas com explosivos

Edson José dos Santos Júnior^{1*} 

Hernani Mota de Lima² 

Iuri Viana Brandi³ 

Resumo

Esse estudo apresenta uma metodologia de estimativa de velocidades de pico de partícula decorrentes das operações de desmonte de rochas com explosivos, através da construção e simulação de um modelo estocástico que emprega o método de Monte Carlo. Os modelos tradicionais largamente utilizados têm natureza determinística, que incorrem em estimativas pouco precisas e carentes de informações complementares e dificultam a tomada de decisão. A modelagem estocástica de estimativa de velocidades de pico de partícula, utilizando simulação de Monte Carlo proposta, se configura como alternativa interessante frente ao viés mencionado, uma vez que possibilita construir cenários distintos de análise, além de permitir o estudo estatístico dos resultados obtidos, bem como avaliar a sensibilidade desses às variações nos parâmetros de entrada, com economia e eficácia. Os resultados encontrados mostraram-se promissores, o modelo proposto mostra que pode contribuir para o aumento da confiabilidade das estimativas de velocidade de pico de partícula, reduzindo significativamente os níveis de incerteza das mesmas e aumentando a segurança das operações de desmonte de rochas com explosivos.

Palavras-chave: Vibrações; Desmonte de rochas; Modelagem; Simulação.

Stochastic modeling applied in the estimation of particle peak speeds arising from explosive rock removal operations

Abstract

This study presents a methodology for estimating peak particle velocities resulting from the rock blasting, through the construction and simulation of a stochastic model using the Monte Carlo method. The traditional models widely used, have a deterministic nature, which are associate with inaccurate estimates and poor complementary information, and hinder decision making. The stochastic modeling of the estimation of peak particle velocities, using proposed Monte Carlo simulation, is an interesting alternative to this bias, since it makes it possible to construct distinct analysis scenarios, besides allowing the statistical study of the obtained results, as well as how to assess their sensitivity to variations in input parameters, with economy and efficiency. The proposed results show that it can contribute to the increase of the reliability of the estimates of the peak particle velocity, reducing significantly the levels of uncertainty of these same ones and increasing the safety of the operations of rock blasting.

Keywords: Vibrations; Rock blasting; Modeling; Simulation.

1 Introdução

A avaliação do potencial de danos decorrentes de um desmonte de rochas com explosivos, baseia-se majoritariamente,

na análise dos valores de vibração experimentados pelo meio, quantificados através da determinação da velocidade de pico

¹Departamento de Mineração, Instituto Federal de Minas Gerais – IFMG, Congonhas, MG, Brasil.

²Departamento de Mineração, Universidade Federal de Ouro Preto – UFOP, Ouro Preto, MG, Brasil.

³Vale S.A., Nova Lima, MG, Brasil.

*Autor correspondente: edson.junior@ifmg.edu.br

E-mails: hernani.lima@ufop.br; iuri.brandi@vale.com



da partícula ou *Peak Particle Velocity* (PPV), normalmente medido em (mm/s) [1]. A estimativa dos valores de velocidade de pico de partícula, bem como o controle das vibrações decorrentes da propagação de ondas de choque induzidas ao meio pelo desmonte de rochas com explosivos é, sem dúvida, um fator crítico para a indústria da mineração, seja pela proximidade cada vez maior entre as operações mineiras e os centros urbanos, ou pelo seu desenvolvimento em áreas de ocorrências de cavidades naturais subterrâneas, onde os avanços de lavra nas adjacências das cavidades são condicionados ao cumprimento do estabelecido no Artigo 2º da Resolução CONAMA nº 347/2004 [2].

A determinação de leis e equações prognósticas de atenuação e propagação de ondas sísmicas, em diferentes meios, constitui-se de uma ferramenta imprescindível para o estudo e o controle de vibrações em maciços. É conhecida uma gama muito variada de métodos de estimativa usados na construção de equações de atenuação, em sua grande maioria apresentam procedimentos relativamente simples e de grande utilidade na preservação do conforto ambiental das comunidades adjacentes à mina e na prevenção de danos estruturais decorrente de vibrações [3].

No entanto, os modelos convencionais de estimativa de valores de velocidade de pico de partícula têm caráter essencialmente determinístico. São elaborados por meio do ajuste de dados registrados em campo a uma equação prognóstica que relaciona os valores medidos de velocidade de pico de partícula (mm/s), carga máxima por espera (kg) e a distância relativa (m) entre o local do desmonte de rochas e o ponto de monitoramento. Inúmeras vezes os registros sismográficos de campo compõem uma nuvem de pontos com alto grau de dispersão, fruto da variabilidade de condições litoestruturais, geomecânicas e operacionais, que prejudicam a qualidade do ajuste à equação prognóstica de estimativa de velocidade de pico de partícula [4]. Nesse sentido, descrever essa operação em um modelo de simulação que represente

com uma boa aproximação o sistema real, permitirá estudar os resultados obtidos em diferentes cenários, fazer análises estatísticas completas, bem como estimar a velocidade de pico de partícula com um menor nível de incerteza associado.

A modelagem e análise por simulação, é o processo de reprodução e experimentação, com a utilização de métodos computacionais, de um sistema físico real. A simulação consiste de uma representação confiável de um processo real, ou sistema ao longo do tempo. É uma ferramenta valiosa na tomada de decisão [5]. A simulação também é definida como atividade de projetar e criar um modelo computacional de um sistema, ou processo, real ou proposto, com a finalidade de conduzir experimentos numéricos a fim de se obter uma melhor compreensão do comportamento do sistema analisado, ou fenômeno, sob uma série de condições específicas [6].

O processo de simulação deve seguir uma sequência de passos bem definidos e delimitados, a fim de se conseguir os melhores resultados possíveis. Todas as etapas envolvidas na simulação precisam ser bem desenvolvidas, uma vez que a interdependência entre as mesmas é ponto crucial no projeto simulado [7].

O Método de Monte Carlo (MMC), é um algoritmo de simulação que consiste de uma técnica estatística com amplo aproveitamento nas pesquisas de previsibilidade de modelos estocásticos, por isso tem elevada aplicabilidade nos mais variados campos da ciência, resolvendo problemas físicos ou matemáticos via simulação de processos aleatórios. No MMC, dados amostrais aleatórios das variáveis de saída do modelo (*output*) são gerados a partir de inúmeras amostras aleatórias das variáveis de entrada (*input*) como mostrado na Figura 1 [8].

A larga utilização do método de Monte Carlo é realizada com o emprego de softwares especificamente desenvolvidos com esta finalidade, onde a geração de números aleatórios é feita por meio de algoritmos, o que acaba não conferindo caráter estritamente aleatório aos

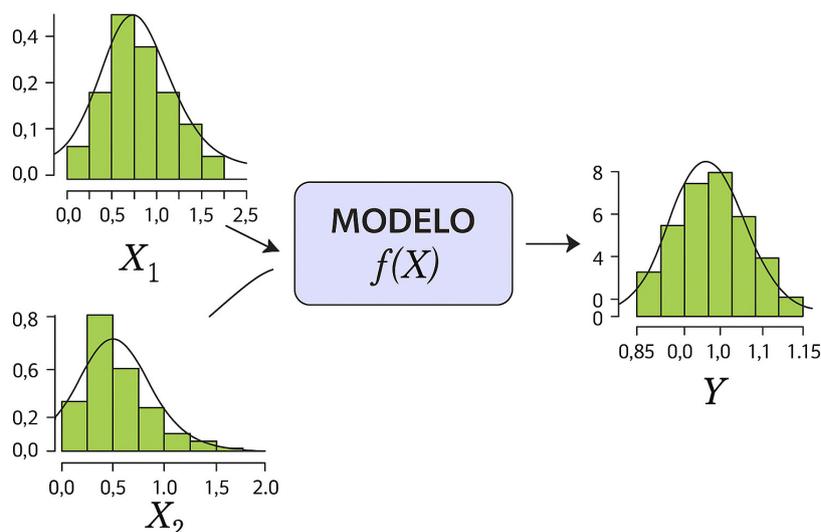


Figura 1. Um modelo estocástico que usa variáveis aleatórias de input para gerar variáveis aleatórias de output. Adaptado de Takeda et al. [8].

valores gerados. Em decorrência disso os números gerados são comumente chamados de números pseudo-aleatórios, porém estatisticamente, a comparação entre conjuntos de valores aleatórios e pseudo-aleatórios não apresenta diferenças significativas para o processo [9]. A construção de um modelo de estimativa de velocidades de pico de partícula de caráter estocástico, possibilita, através da simulação computacional, uma ampla análise estatística dos resultados com significativa redução das incertezas associadas às estimativas. A simulação ainda proporciona a verificação e manipulação das variáveis que compõem o modelo sob análise, o que permite averiguar a sensibilidade e o comportamento do sistema frente a essas variações [10].

2 Metodologia

A metodologia aplicada na elaboração deste trabalho consistiu na construção de um modelo estocástico de estimativa da velocidade de pico de partícula, utilizando o método de Monte Carlo aplicado à simulação computacional. Para compor o estudo foi utilizado o banco de dados de cavidades monitoradas do sistema Serra Norte do complexo Carajás, operado pela Vale SA. A cavidade selecionada e avaliada, integra um conjunto de cavernas que são alvos de monitoramentos e estudos contínuos, empreendidos por profissionais multidisciplinares da mineradora Vale SA. Foram analisados 127 registros sismográficos coletados pela equipe da mineradora durante um período de oito meses no ano de 2015. Salienta-se que não foram realizados planos de fogo de testes, sendo os registros analisados oriundos de desmontes operacionais. Os dados obtidos foram tratados estatisticamente e subsidiaram a construção dos modelos clássico e estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula.

A construção do modelo estocástico foi condicionada às etapas de tratamento de dados e de elaboração do modelo clássico de estimativas (Figura 2).

Utilizou-se o software Minitab no tratamento estatístico dos dados e na construção dos modelos de estimativa. A simulação do modelo estocástico foi realizada por meio do software *Crystal Ball* versão 11.1.2.4.600. Aplicou-se a metodologia clássica e a modelagem estocástica e simulação na análise de três cenários operacionais distintos, variando

a carga máxima por espera e mantendo a distância do desmonte ao ponto de monitoramento constante entre os cenários analisados.

Na etapa de simulação, para cada uma das três configurações de carga máxima por espera utilizada, o modelo estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula foi submetido a um total de 100.000 simulações, visto que os resultados são mais confiáveis se executados um número elevado de simulações. Adotou-se o valor médio das 100.000 simulações como velocidade de pico de partícula estimada em cada um dos cenários. Optou-se pela utilização da média uma vez que a mesma considera a influência de valores extremos, que ao serem expurgados poderiam conduzir a uma possível subestimativa de velocidades de pico de partícula.

2.1 Elaboração do modelo clássico de estimativa de velocidade de pico de partícula

A elaboração do modelo clássico de estimativa de velocidade de pico de partícula foi realizada via a metodologia adotada pela Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) no Brasil e pelo *United States Bureau of Mines* (USBM), nos Estados Unidos da América, segundo a Equação 1. (V_p) é a velocidade de pico de partícula, (DE) é o termo referente à distância escalonada (D/\sqrt{Q}), (D) é a distância em metros e (Q) a carga máxima por espera em kg, sendo K e β são constantes relativas ao meio e aos parâmetros do plano de fogo utilizado.

$$V_p = K x (DE)^{-\beta} \quad (1)$$

A Equação 1 é uma função de potência e, portanto, ela não pode ser originada de um ajuste linear simples. Dessa forma, faz-se necessário a aplicação da transformação logarítmica às variáveis, de forma a linearizar os resultados, segundo a Equação 2.

$$\log(V_p) = \log \log(K) + \beta x \log(DE) \quad (2)$$

Com base na Equação 2 foi utilizado o software Minitab na etapa de regressão linear, de forma a obter uma curva de melhor ajuste de pontos. Assim, foram aferidos os valores referentes às variáveis K e β correspondentes ao ajuste de dados.

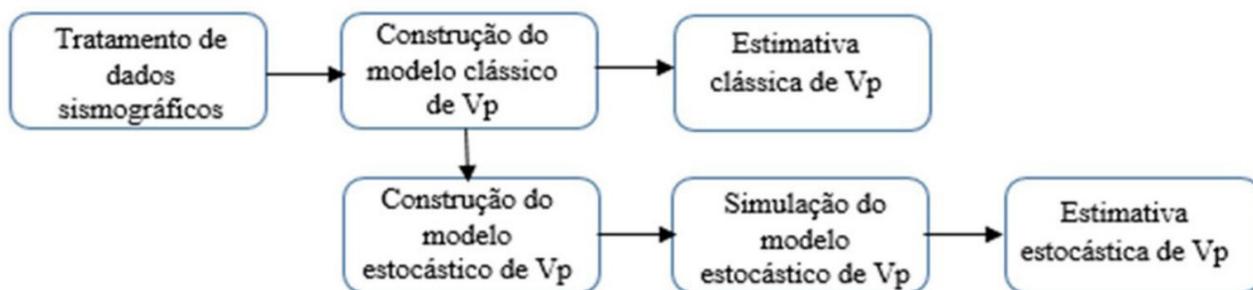


Figura 2. Fluxograma da metodologia aplicada na estimativa de velocidades de pico de partícula para o modelo clássico e estocástico.

2.2 Elaboração do modelo estocástico de estimativa de valores de velocidade de pico de partícula

Posteriormente a elaboração do modelo clássico de estimativas de valores de velocidade de pico de partícula foi elaborado o modelo estocástico com a mesma função. A elaboração do mesmo foi possível a partir da utilização dos parâmetros estatísticos das variáveis K e β gerados na modelagem clássica. Como a análise de regressão do Minitab gera para cada variável do modelo um intervalo de confiança, esse foi usado para a inferência da distribuição de probabilidades ajustada às variáveis K e β . Assumiu-se que ambas as variáveis supracitadas seguem uma distribuição aproximadamente triangular, visto que esta é utilizada quando se tem uma descrição subjetiva de uma população da qual se tem pouco conhecimento de sua distribuição de probabilidades, fundamentando-se na estimativa de limites de variabilidade das variáveis analisadas [11].

2.3 Aplicação dos modelos clássico e estocástico na estimativa da velocidade de pico de partícula

Após a construção, os modelos clássico e estocástico foram usados na estimativa da velocidade de pico de partícula de um desmonte por explosivos simulado. Utilizou-se 500 m como distância relativa entre o local do desmonte e o ponto de monitoramento, com valores de carga máxima por espera variando de 250 kg a 750 kg, em incrementos de 250 kg.

3 Discussão de resultados

3.1 Construção dos modelos clássico e estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula

A Tabela 1 mostra o sumário do modelo de regressão ajustado à série de dados sismográficos da Cavidade Piloto. A equação prognóstica obtida a partir do ajuste, tratada nesse estudo como método tradicional, considera as constantes obtidas como valores determinísticos, o que acarreta em um modelo de estimativa sujeito a elevados níveis de incerteza.

A Figura 3 apresenta a curva de melhor ajuste à série de dados analisados, bem como os seus intervalos de confiança e estimativa, ambos em 95%, onde se observa

uma elevada variabilidade dos pontos, o que inevitavelmente desfavorece a qualidade do ajuste dos dados.

Ainda é possível a partir da análise da Figura 3 observar que a elevada disseminação dos registros induz a construção de um intervalo de previsão de grande amplitude, diminuindo a confiabilidade do modelo. A Figura 4 mostra os resíduos gerados por ordem de observação, quando do ajuste da série de dados, destaca-se que quanto melhor é um ajuste de dados, mais próximos de zero devem estar os resíduos. Observa-se que a grande dispersão dos resíduos do modelo de regressão compromete a qualidade do ajuste de dados, impactando diretamente nas estimativas de velocidade de pico de partícula a partir do método convencional.

Os modelos convencionais determinísticos de estimativa de valores de velocidade de pico de partícula apresentam sensível limitação uma vez que a curva de regressão obtida tem seus coeficientes angular e linear invariáveis, apresentando fracas correlações estatísticas em muitas situações onde a nuvem de pontos composta pelos pares ordenados (velocidade de pico de partícula, distância escalonada) tem alto grau de dispersão, neste sentido o modelo estocástico reduz significativamente este problema.

O ajuste dos dados possibilitou a elaboração do modelo clássico de estimativa de velocidade de pico de partícula (Equação 3).

$$V_p = 182,81x \left(\frac{D}{\sqrt{Q}} \right)^{-1,131} \quad (3)$$

A partir da elaboração do modelo clássico de estimativa por meio do Minitab aferiram-se os parâmetros estatísticos das variáveis K e β que possibilitaram a construção do modelo estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula Tabela 2.

3.2 Estimativas de velocidade de pico de partícula para os cenários analisados

As estimativas de velocidade de pico de partícula realizadas via aplicação da metodologia clássica para cada um dos cenários avaliados são mostradas na Tabela 3.

Tabela 1. Sumário do modelo de regressão ajustado à série de dados da Cavidade Piloto

Modelo de regressão linear ajustado à série de dados experimentais					
Equação de regressão		$\log(V_p) = 2,262 - 1,1310 \log(DE)$ [mm/s]			
Equação transformada		$V_p = 182,81 x (DE)^{-1,1310}$ [mm/s]			
Ajuste dos coeficientes da equação de regressão					
Preditor	Coefficiente	EP. Coeficiente	IC 95%	Valor T	Valor P
Constante	2,262	0,104	2,057; 2,467	21,76	0,000
log(DE)	- 1,1310	0,0720	-1,2731; -0,9889	-15,70	0,000
Análise da correlação entre variáveis e modelo					
Desvio padrão da regressão		Coeficiente R		Coeficiente R ²	
0,247229		56,37%		56,66%	

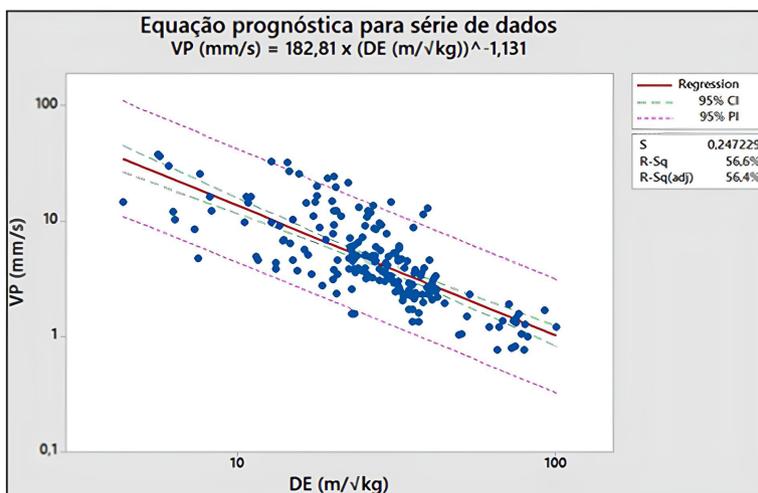


Figura 3. Gráfico da equação prognóstica de velocidade de pico de partícula para o banco de dados analisado. Nota-se que o ajuste dos dados fica comprometido em função da grande dispersão dos pontos apresentados.

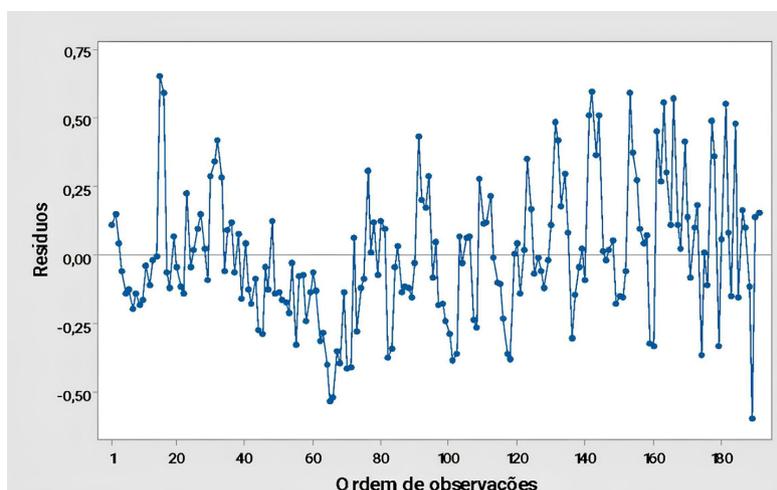


Figura 4. Gráfico de resíduos gerados no ajuste de dados da Cavidade Piloto. Destacando a presença de valores extremos elevados, o que compromete a qualidade do ajuste, consequentemente a qualidade das estimativas.

Tabela 2. Parâmetros do modelo estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula

Análise dos coeficientes K e β do modelo estocástico de estimativa de vibrações				
Coefficiente	Mínimo	Mais provável	Máximo	Significância
K	114,02	182,81	293,09	5%
β	0,98	1,13	1,27	5%
Modelo estocástico de estimativa de velocidade de pico de partícula				
Equação	$V_p \text{ (mm/s)} = \text{Tri}(114,02;182,82;293,09) \times (DE)^{-\text{Tri}(0,98;1,13;1,27)}$			

Tabela 3. Valores estimados de velocidade de pico de partícula através do modelo clássico de estimativa

Estimativa de velocidade de pico de partícula pelo método clássico			
Distância (m)	500	500	500
Carga máxima por espera (kg)	250	500	750
Estimativa de Vp (mm/s)	3,67	5,43	6,63

Destaca-se que como apresentado na Tabela 3, que a estimativa a partir da aplicação do modelo clássico de estimativa de velocidade de pico de partícula, resulta em valores exatos, porém com alto grau de incerteza dada sua natureza determinística.

Os valores estimados de velocidade de pico de partícula, bem como os parâmetros estatísticos resultantes das 100.000 simulações do modelo estocástico são apresentados na Tabela 4. Observa-se que é possível realizar uma análise detalhada dos resultados, a partir destes é pode-se inferir que com a utilização de 250 kg como carga máxima de espera a chance de ocorrência de valores de velocidade de pico de partícula superiores a 5,02 mm/s é de 20%, visto que este valor representa o percentil de 80% dos resultados simulados. Ainda é possível analisar os possíveis valores máximos e mínimos de velocidade de pico de partícula decorrentes da simulação, podendo assim ser estimada a amplitude dos valores prováveis.

O agrupamento das estimativas de velocidade de pico de partícula em percentis permite uma visão mais abrangente da operação, dessa forma é possível mensurar em maiores detalhes os riscos da operação de desmonte no que tange os possíveis valores de velocidade de pico de partícula. Destaca-se que 80% dos valores estimados foram inferiores a 5,02 mm/s, 7,32 mm/s e 9,13 mm/s, quando são

utilizados 250 kg, 500 kg e 750 kg de carga máxima por espera, respectivamente.

Observa-se que para o banco de dados analisado, os valores estimados pelo modelo estocástico são em média 12% superiores às estimativas do modelo clássico (Figura 5). Vale ressaltar que o método estocástico de estimativa confere maior grau de segurança ao processo de estimativa de velocidade de pico de partícula.

4 Conclusões

A aplicação do modelo estocástico de estimativas de velocidade de pico de partícula se apresenta como uma alternativa interessante frente ao modelo clássico. O modelo estocástico confere maior segurança ao processo decisório, visto que a abordagem determinística do modelo clássico condiciona, aos valores estimados, significativo nível de incerteza, que pode ser reduzido via análise estatística decorrente da simulação do modelo.

A modelagem estocástica e simulação podem aumentar a confiança das estimativas de velocidade de pico de partícula, visto ser um processo dinâmico, eficiente, além de minimizar os riscos associados às operações de desmonte de rochas com explosivos em operações com elevada proximidade de centros urbanos, e áreas adjacentes às cavidades naturais.

Tabela 4. Parâmetros estatísticos e estimativas de velocidade de pico de partícula através do modelo estocástico

	Estimativa de velocidade de pico de partícula pelo método estocástico		
Distância (m)	500	500	500
Carga máxima por espera (kg)	250	500	750
Estimativa de Vp (mm/s)	4,10	6,02	7,55
Erro padrão da média	0,00	0,01	0,01
Desvio padrão	1,16	1,60	1,95
Valor mínimo estimado (mm/s)	1,49	2,35	3,09
Valor máximo estimado (mm/s)	9,54	13,22	16,27
Percentil 80 (mm/s)	5,02	7,32	9,13

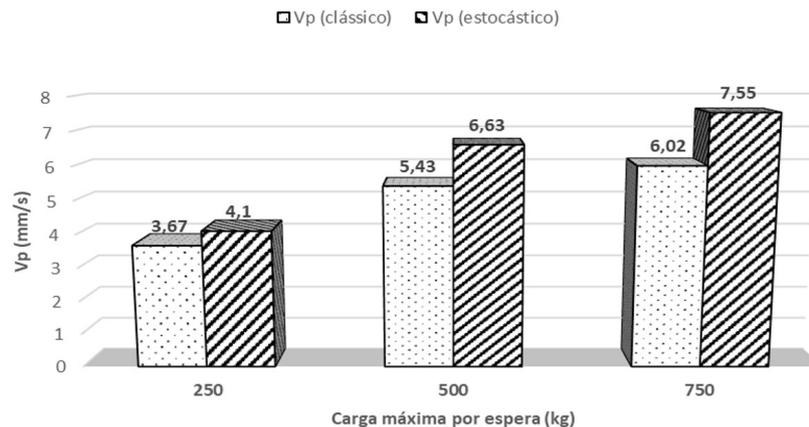


Figura 5. Gráfico comparativo de valores estimados de velocidade de pico de partícula. Destacando que as estimativas do modelo estocástico superam os valores do modelo clássico nas três classes.

Referências

- 1 Tejada Cervantes LM. Resistência de maciços rochosos estruturalmente complexos de mineração submetidos a carregamentos dinâmicos [tese]. Brasília: Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília; 2011.
- 2 Brasil. Resolução CONAMA nº 347, de 10 de setembro de 2004. Dispõe sobre a proteção do patrimônio espeleológico. Diário Oficial da União. 2004 Set 13.
- 3 Jimeno CL, Jimeno EL, Francisco JAC. Drilling and blasting of rock. Rotterdam: A.A. Balkema; 1995.
- 4 Santos EJ Jr. Modelagem estocástica aplicada na estimativa do raio de proteção de cavidades naturais subterrâneas [dissertação]. Ouro Preto: Departamento de Engenharia de Minas, Universidade Federal de Ouro Preto; 2017.
- 5 Banks J. Handbook of simulation: principles, methodology, advances, applications and practice. 1. ed. New York: Wiley-IEEE; 1998.
- 6 Kelton WD, Sadowski RP, Sturrock DT. Simulation with Arena. 3. ed. New York: McGraw-Hill Professional; 2004.
- 7 Banks J, Carson JSI, Nelson BL. Discret event system simulation. Upper Saddle River: Prentice Hall; 1996.
- 8 Takeda MN, Dias MS, Koskinas MF. Aplicação do método de Monte Carlo no estudo da padronização de radionuclídeos com esquema de desintegração complexos em sistema de coincidências $4\pi\beta\text{-}\gamma$ [tese]. São Paulo: Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares; 2004.
- 9 Santos SL. Uma aplicação de modelos de simulação em sistemas de apoio à decisão [dissertação]. São Paulo: Faculdade de Economia e Administração, Universidade de São Paulo; 1992.
- 10 Taha HA. Pesquisa operacional: uma visão geral. 8. ed. São Paulo: Person Prentice Hall; 2008.
- 11 Soares JARA. Análise de risco, segundo o método de Monte Carlo, aplicada à modelagem financeira das empresas [dissertação]. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul; 2006.

Recebido em: 21 Fev. 2025

Aceito em: 27 Fev. 2025

Editor responsável:

André Luiz Vasconcellos da Costa e Silva 