XXII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica
XI Simpósio Brasileiro de Engenheiros Geotécnicos Jovens
24 a 28 de agosto de 2026 – Brasília/DF

DOI: 10.47094/COBRAMSEG2026.2/27

Priorização de Riscos em Pilhas de Mineração: Uma Abordagem Integrada de Estatística e Inteligência Computacional sobre Dados FMEA

Iara Cota Pontes Soares
Engenheira Civil, Universidade Federal de Ouro Preto , Belo Horizonte, Brasil, iara.soares@aluno.ufop.edu.br

Claudia Martins Bhering Dominoni
Engenheira Geotécnica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, claudia.dominoni@aluno.puc-rio.br

Julia Gonçalves Ribeiro
Geóloga, Universidade Federal de Minas Gerais , Belo Horizonte, Brasil, juliagr@ufmg.br

RESUMO: A segurança de estruturas de disposição de rejeitos minerais é crucial para prevenir desastres ambientais e humanos. Este estudo aplica análise estatística multivariada para avaliar riscos em 21 pilhas de estéril e rejeito no Brasil, utilizando dados de FMEA (2023-2024), com o objetivo de identificar padrões entre variáveis como componente estrutural, prioridade de risco e confiabilidade das análises. Os resultados indicam que 93% dos modos de falha apresentam prioridade "Muito Alta" ou "Alta", com destaque para falhas em drenagem superficial (58,82% nos casos críticos). A análise de agrupamentos (K-means) classificou as estruturas em quatro níveis de risco, enquanto a regressão logística ordinal revelou que maior confiança na análise reduz a prioridade de risco. Contudo, 52,18% das avaliações carecem de confiabilidade, atingindo 76% nos riscos mais críticos. Conclui-se que a gestão de riscos deve priorizar a qualidade dos dados e componentes como drenagem e empilhamento.

PALAVRAS-CHAVE: Análise de Riscos, FMEA, Mineração; Pilhas de Rejeito; Análise Estatística; Inteligência Computacional.

ABSTRACT: The safety of mining waste disposal structures is critical to prevent environmental and human disasters. This study applies multivariate statistical analysis to assess risks in 21 waste rock piles in Brazil, using FMEA data (2023-2024), aiming to identify patterns among variables such as structural components, risk priority, and analysis reliability. Results show that 93% of failure modes were classified as "Very High" or "High" priority, with surface drainage failures standing out (58.82% in critical cases). Cluster analysis (K-means) classified the structures into four risk levels, while ordinal logistic regression revealed that higher analysis confidence reduces risk priority (coefficient: −1.7465; $p < 0.001$). However, 52.18% of assessments lacked reliability, reaching 76% for the most critical risks. The study concludes that risk management should prioritize data quality and components such as drainage and stacking systems.

KEYWORDS: Risk Analysis, FMEA, Mining, Waste Rock Pile, Statistical Analysis, Computational Intelligence.

1 INTRODUÇÃO

Os recentes desastres envolvendo barragens de mineração em Minas Gerais, em novembro de 2015 e fevereiro de 2019, levaram o governo brasileiro a impor restrições à construção de novas estruturas, sobretudo àquelas que empregam o método de alteamento a montante. Essa técnica, conforme destacado por Souza (2023), produz materiais com baixa densidade e resistência in situ, além de apresentar maior susceptibilidade a falhas. Diante desse cenário, tornou-se urgente desenvolver alternativas mais seguras, eficientes e sustentáveis para a disposição de rejeitos (CONSOLI et al., 2023).

Com os avanços nas tecnologias de separação sólido/líquido, métodos alternativos, como a disposição de rejeitos filtrados, vêm substituindo progressivamente a disposição hidráulica tradicional em barragens de contenção (SOUZA, 2023). Entre essas soluções, destaca-se o *Dry Stack* (armazenamento em empilhamentos drenados), amplamente adotado por mineradoras no Brasil e em outros setores que lidam com grandes volumes

de resíduos (CONSOLI et al., 2022). Apesar de reduzir significativamente os riscos de rupturas catastróficas, o aumento da escala dessas estruturas geotécnicas exige atenção a desafios relacionados à segurança, aos impactos ambientais e aos efeitos sociais.

Nesse contexto, iniciativas globais, como o *Global Industry Standard on Tailings Management* (GISTM), as diretrizes do *International Council on Mining and Metals* (ICMM) e da *International Commission on Large Dams* (ICOLD) buscam promover práticas de gestão responsável e mitigação de riscos em estruturas de disposição de rejeitos. Em Minas Gerais, o Ministério Público (MPMG, 2021) implementou o projeto Rejeito Zero, com diretrizes técnicas e socioambientais para reforçar a segurança de pilhas de rejeitos. Dentro dessas diretrizes, a análise de risco é um pilar central do Programa de Gestão de Riscos (PGR), visando reduzir incertezas quanto à estabilidade das estruturas. Essa abordagem multidisciplinar envolve a avaliação de probabilidades e consequências de falhas, além da definição de estratégias de mitigação e monitoramento contínuo (MPMG, 2021).

A metodologia semiquantitativa FMEA (*Failure Mode and Effects Analysis*) tornou-se amplamente utilizada nesse contexto por sua aplicabilidade e custo reduzido. No entanto, a análise extensiva de portfólios complexos tem evidenciado uma limitação importante: a tendência de concentração dos resultados nas faixas de risco “Alto” e “Muito Alto”, dificultando a hierarquização e a alocação eficiente de recursos.

Diante disso, este estudo propõe a aplicação de um modelo de avaliação de risco baseado em estatística multivariada e inteligência computacional aplicados a dados FMEA, capaz de identificar e priorizar fatores críticos associados a pilhas de estéreis e rejeitos e compreender o impacto da confiabilidade dos dados na classificação de risco. A relevância da pesquisa reside na geração de subsídios técnicos para otimizar estratégias de mitigação, alinhando-se aos padrões do GISTM, ICMM, ICOLD e regulamentações locais. Assim, busca-se não apenas aprimorar a gestão de riscos no setor mineral, mas também contribuir para a proteção de comunidades e do meio ambiente.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

Para a realização deste estudo, foi utilizado um banco de dados contendo avaliações de risco FMEA (Análise de Modo e Efeito de Falha) de 21 estruturas geotécnicas (pilhas de estéril e rejeito) localizadas no Brasil. Vale destacar que as avaliações foram conduzidas por uma equipe multidisciplinar experiente, em conformidade com as diretrizes brasileiras para gestão dessas estruturas. O processo incluiu: identificação e caracterização dos riscos; avaliação de suas consequências e probabilidades e desenvolvimento de estratégias para mitigação e gestão. Para esta análise, focou-se nas seguintes variáveis: localidade (coordenadas geográficas, cidade, estado); componente estrutural avaliada no modo de falha; prioridade do risco; nível de confiança na avaliação.

As variáveis selecionadas e suas classificações são detalhadas na Tabela 1.

Tabela 1. Variáveis analisadas e suas classificações.

Variável	Descrição	Classificação
ID	Identificação do modo de falha para cada estrutura	Nominal
TIPO	- PDE (pilha de estéril) - PDR (pilha de rejeito) ou - PDER (pilha de estéril e rejeito)	Nominal
COORDENADA N/S	Coordenada geográfica Norte/Sul	Nominal
COORDENADA L/O	Coordenada geográfica Leste/Oeste	Nominal
SITE	Localização da estrutura está situada	Nominal
CIDADE	Cidade de localização da estrutura	Nominal

ESTADO	Estado de localização da estrutura	Nominal
COMPONENTE	Componente estrutural avaliada no modo de falha: - Empilhamento - Fundação - Drenagem Interna - Drenagem Superficial - *Sumps*	Nominal
PRIORIDADE DO RISCO	Prioridade atribuída ao risco na avaliação: - Muito Alta - Alta - Média - Baixa	Ordinal
CONFIANÇA	Nível de confiança atribuído à análise - Sim - Não	Nominal

Conforme apresentado na Tabela 1, observa-se que o banco de dados inclui variáveis qualitativas, predominantemente classificadas como nominais. A única exceção é a prioridade do risco, que é classificada como qualitativa ordinal. Com isso, o pré-processamento de dados com as variáveis qualitativas, incluindo variáveis nominais e ordinais, foi realizada através da análise exploratória dos dados a partir dos cálculos de frequências e distribuições.

A Figura 1 ilustra o fluxograma das atividades realizadas durante o estudo. As análises estatísticas foram realizadas no ambiente Jupyter Notebook (Kluyver et al., 2016), utilizando a linguagem de programação Python (Van Rossum & Drake, 2009).

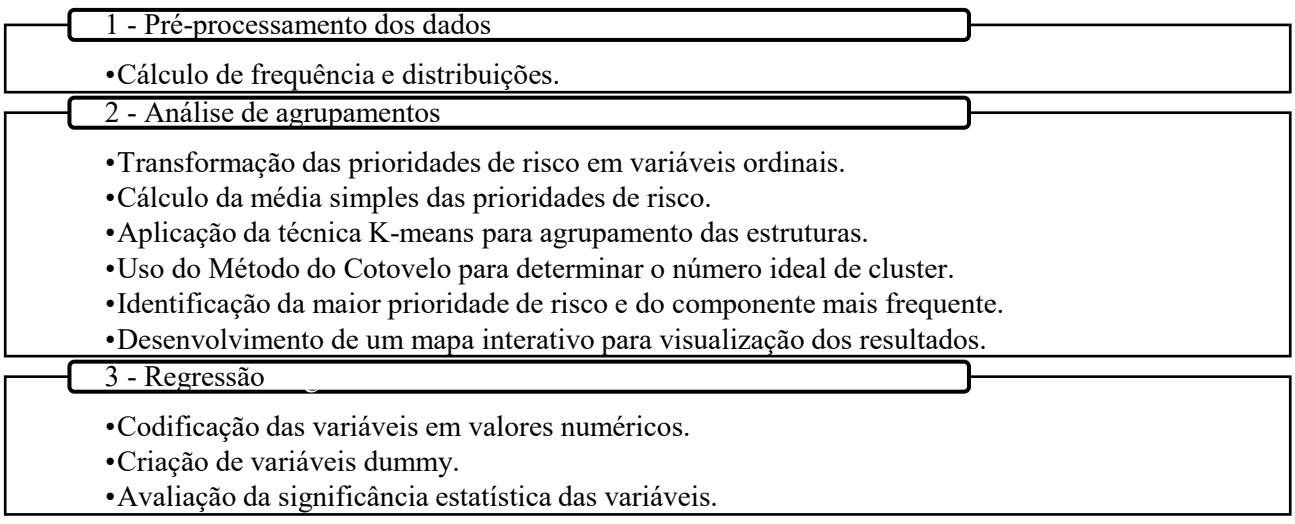


Figura 1. Fluxograma das atividades desenvolvidas.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Pré-Processamento dos Dados

A análise dos dados FMEA (*Failure Mode and Effects Analysis*) revelou que 93% dos modos de falha foram classificados como prioridade "Muito Alta" ou "Alta" (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**), indicando um cenário crítico e que reflete a situação atual das estruturas no momento da análise de risco.

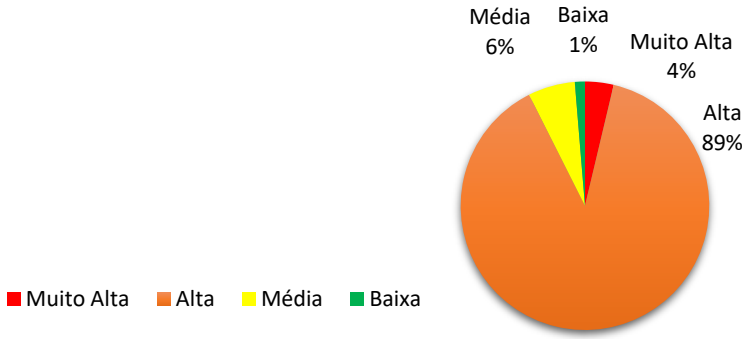


Figura 2. Distribuição da Prioridade do Risco no cenário atual das estruturas.

A distribuição dos modos de falha por componente estrutural mostrou que 43,67% estão associados ao empilhamento, 24,89% à fundação, 22,49% a falhas na drenagem superficial, 4,80% relacionam-se à drenagem interna, 4,15% correspondem a escoamento descontrolado em sumps (dispositivos de contenção de sedimentos).

Entretanto, ao filtrar apenas os modos de falha classificados como "Muito Alta" prioridade, observou-se uma mudança significativa: 58,82% passaram a estar associados à drenagem superficial (Figura 3), destacando-a como o principal fator de risco crítico.

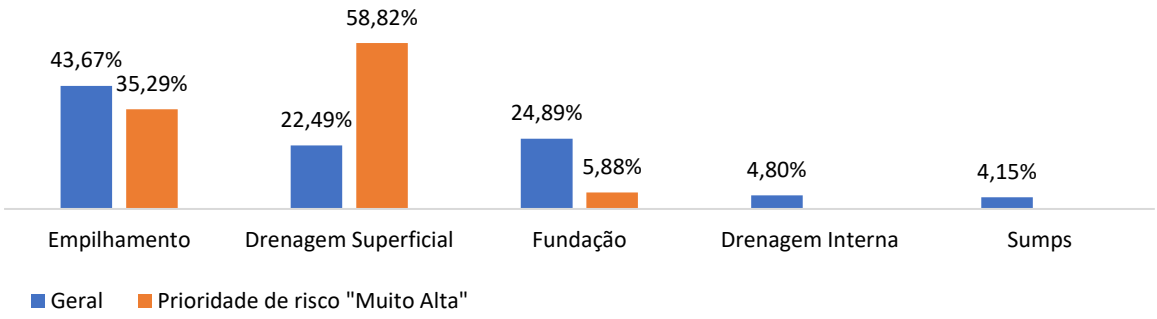


Figura 3. Componentes avaliadas nos modos de falha.

Quanto à confiabilidade das avaliações, 52,18% dos modos de falha não apresentaram níveis satisfatórios de confiança nos dados (Figura 4). Esse problema se intensifica nos casos de prioridade "Muito Alta", onde 76% das análises foram consideradas pouco confiáveis, levantando preocupações sobre a robustez das avaliações de risco para os cenários mais críticos.

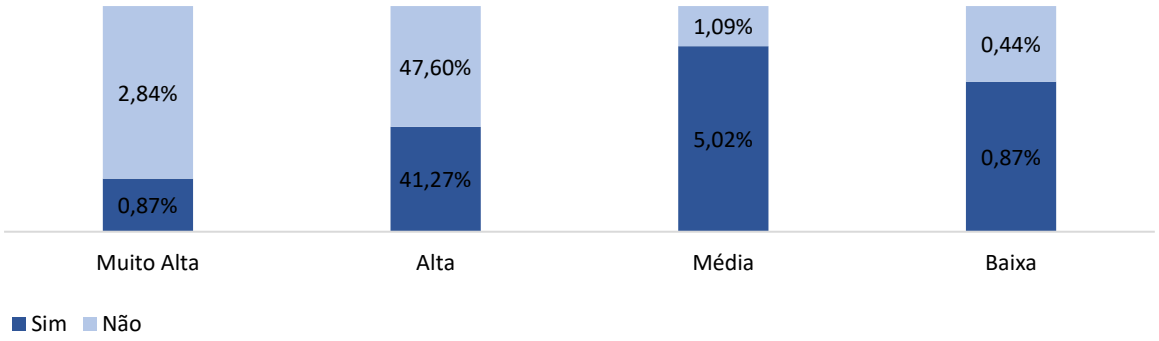


Figura 4. Confiabilidade atribuída nas análises dos modos de falha.

3.2 Análise de Agrupamentos

Para realizar a análise de agrupamentos, foi desenvolvido um código em Python que segue uma abordagem estruturada baseada em técnicas de estatística multivariada para avaliar e classificar os *sites* com base na prioridade de risco residual. Inicialmente, as prioridades de risco foram transformadas em variáveis categóricas ordinais e codificadas em valores numéricos: "Muito Alta" como 4, "Alta" como 3, "Média" como 2 e "Baixa" como 1. A partir dessa codificação, calculou-se a média simples das prioridades para cada site, permitindo uma medida de centralidade que resume a distribuição dos níveis de risco das estruturas avaliadas.

Com base nessas médias, aplicou-se a técnica de *K-means clustering* (distância estatística: euclideana) para agrupar as estruturas avaliadas em quatro clusters distintos, categorizados como “Muto Alta”, "Alta", "Média" e “Baixa”, representando as faixas de prioridade de risco. O método do cotovelo foi utilizado para determinar o número ideal de clusters, avaliando a variância explicada (*WCSS - within-cluster sum of squares*) à medida que o número de clusters aumenta. Esse procedimento justificou a escolha do número de clusters ao identificar o ponto em que adições de clusters não trazem melhorias significativas à segmentação.

Adicionalmente, para cada estrutura, foi identificada a maior prioridade de risco, e dentro dessa categoria, determinou-se o componente mais frequente. Essa abordagem possibilitou a identificação das componentes críticas associadas a cada estrutura, fornecendo uma visão mais detalhada das áreas de maior vulnerabilidade.

Para a visualização dos resultados, foi desenvolvido um mapa interativo, onde cada estrutura é representada por um marcador colorido conforme seu cluster de prioridade de risco e sua componente crítica (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**). Com o objetivo de preservar a confidencialidade dos sites e estruturas analisados, a imagem do mapa apresentada não identifica as pilhas estudadas. A *Tabela 2* resume os principais resultados da análise, destacando os agrupamentos obtidos e as componentes críticas de risco associadas a cada estrutura.

Tabela 2. Principais resultados da análise de agrupamentos.

ESTRUTURA	MÉDIA DA PRIORIDADE CODIFICADA	CLUSTER DE PRIORIDADE	COMPONENTE PRIORIDADE
Pilha 1	3,13	0 – Muito Alta	Drenagem Superficial
Pilha 2	3,13	0 – Muito Alta	Empilhamento
Pilha 3	3,04	0 – Muito Alta	Drenagem Superficial
Pilha 4	3,04	0 – Muito Alta	Drenagem Superficial
Pilha 5	3,04	0 – Muito Alta	Empilhamento
Pilha 6	3,00	0 – Muito Alta	Empilhamento
Pilha 7	3,00	0 – Muito Alta	Empilhamento
Pilha 8	3,00	0 – Muito Alta	Drenagem Superficial
Pilha 9	3,00	0 – Muito Alta	Drenagem Superficial
Pilha 10	3,00	0 – Muito Alta	Empilhamento
Pilha 11	2,95	2 - Alta	Empilhamento
Pilha 12	2,95	2 - Alta	Empilhamento
Pilha 13	2,95	2 - Alta	Empilhamento
Pilha 14	2,93	2 - Alta	Empilhamento
Pilha 15	2,91	2 - Alta	Empilhamento
Pilha 16	2,89	2 - Alta	Fundação
Pilha 17	2,89	2 - Alta	Fundação
Pilha 18	2,85	1 – Média	Empilhamento
Pilha 19	2,80	1 – Média	Empilhamento
Pilha 20	2,72	1 – Média	Empilhamento
Pilha 21	2,63	3 - Baixa	Fundação

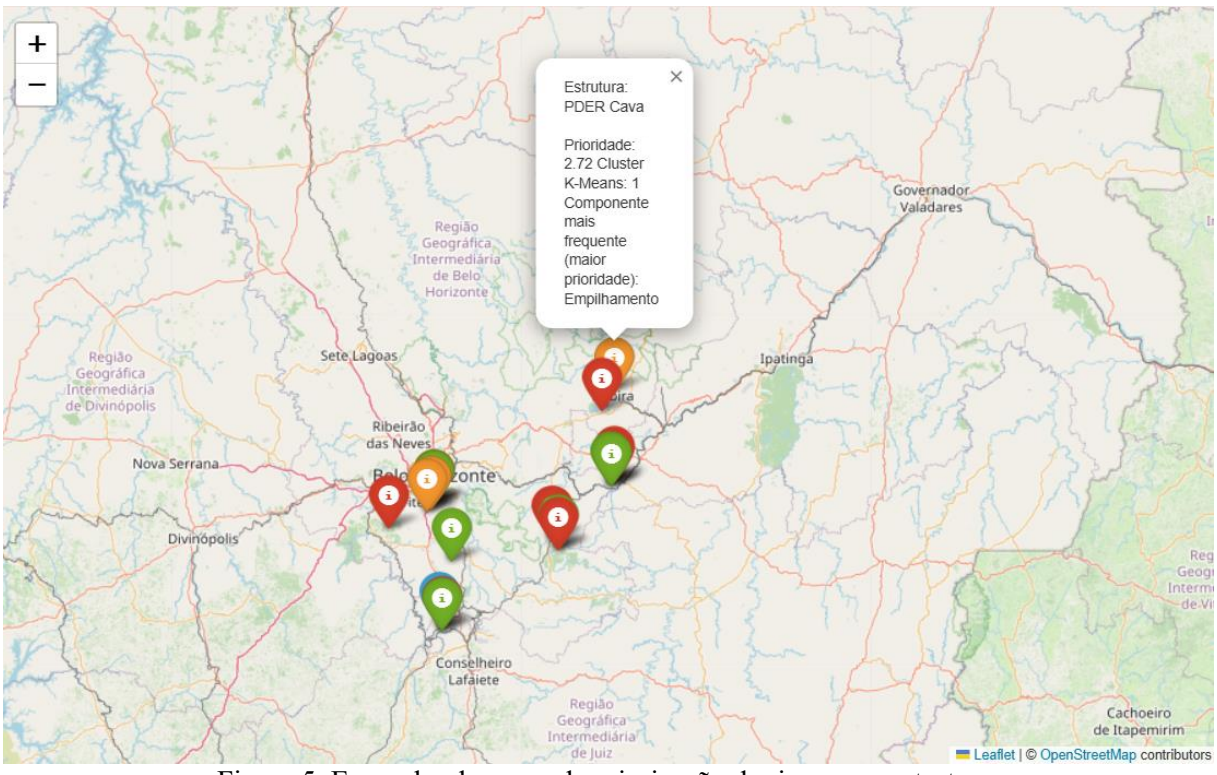


Figura 5. Exemplo do mapa de priorização de riscos por estrutura.

3.3 Regressão Logística Ordinal

Foi utilizada a regressão logística ordinal para modelar a relação entre a prioridade de risco residual e a confiabilidade nas análises, com base nos dados coletados. Inicialmente, os dados foram carregados de uma planilha Excel, e as variáveis categóricas foram codificadas em valores numéricos. A prioridade de risco residual foi transformada em uma variável ordinal, com os seguintes níveis: "Baixa" (1), "Média" (2), "Alta" (3) e "Muito Alta" (4). A variável confiança foi binarizada, onde "Sim" foi codificado como 1 e "Não" como 0.

Utilizando o Python para o desenvolvimento do código, o modelo de regressão logística ordinal foi ajustado utilizando a distribuição logística, com a variável independente sendo a confiança, e a variável dependente sendo a prioridade de risco. O objetivo foi identificar a influência dessa variável qualitativa na determinação da prioridade de risco.

Dados os resultados apresentados na *Tabela 3*, pode-se observar que a variável "Confiança" apresenta um coeficiente negativo (-1,7465), o que indica que, à medida que a confiança nas análises aumenta, a prioridade do risco residual diminui. Como o p-valor é muito baixo (0), essa relação é altamente significativa. O erro padrão relativamente baixo (0,381) sugere que a estimativa é precisa, e o intervalo de confiança não inclui o zero, corroborando a significância dessa variável.

Tabela 3 - Resultados obtidos para a análise da regressão logística ordinal.

Variável	Coeficiente	Erro Padrão	Z	P>|z|	[0.025	0.975]
Confiança	-1,7465	0,381	-4,581	0	-2,494	-0,999

CONCLUSÃO

Os resultados deste estudo evidenciam a importância da aplicação de técnicas estatísticas multivariadas na análise de riscos associados a pilhas de estéril e rejeito, destacando-se como uma ferramenta robusta para a identificação de padrões e relações críticas entre variáveis estruturais e operacionais. A predominância de modos de falha classificados como "Muito Alta" ou "Alta" prioridade (93% dos casos) reforça a urgência de intervenções direcionadas, especialmente nos componentes de empilhamento, fundação e drenagem superficial, que representaram coletivamente mais de 90% das falhas identificadas. A análise revelou ainda que, em cenários de maior criticidade ("Muito Alta" prioridade), a drenagem superficial emerge como o componente mais vulnerável, responsável por 58,82% dos casos, indicando a necessidade de medidas específicas para mitigação nessa área.

A confiabilidade das análises mostrou-se um fator determinante, com 52,18% dos modos de falha apresentando níveis insatisfatórios de confiança nos dados, percentual que se eleva para 76% nos casos de maior prioridade. Essa limitação foi quantificada por meio da regressão logística ordinal, que demonstrou uma relação estatisticamente significativa (p-valor ≈ 0) entre a confiança nas análises e a prioridade do risco residual, com um coeficiente negativo de -1,7465. Esse achado ressalta que a qualidade dos dados é um pilar fundamental para avaliações precisas e para a redução efetiva de incertezas no gerenciamento de riscos.

A aplicação do método K-means clustering permitiu uma segmentação estratificada das estruturas em quatro clusters de risco ("Muito Alta", "Alta", "Média" e "Baixa"), otimizada pelo método do cotovelo. Essa abordagem, combinada com a identificação dos componentes críticos por estrutura, proporcionou uma visualização espacial dos riscos por meio de um mapa interativo, facilitando a priorização de ações e a alocação de recursos. Tal ferramenta demonstra potencial para ser integrada a sistemas de monitoramento contínuo, auxiliando na tomada de decisão em tempo real.

Este estudo contribui para o avanço da gestão de riscos no setor mineral ao propor um modelo analítico replicável, alinhado com as diretrizes do GISTM, ICMM e ICOLD. Os resultados destacam a importância de:

- Fortalecer a coleta e validação de dados para aumentar a confiabilidade das avaliações.
- Priorizar intervenções nos componentes de drenagem superficial e empilhamento, dada sua alta representatividade em cenários críticos.
- Adotar abordagens multivariadas para análises mais abrangentes, capazes de capturar interações complexas entre variáveis.

Como perspectivas futuras, recomenda-se a expansão da base de dados para incluir um maior número de estruturas e variáveis contextualizadas (como características geotécnicas e climáticas), bem como a incorporação de técnicas de aprendizado de máquina para previsão de falhas. Esses avanços poderão aprimorar ainda mais a capacidade preditiva e a eficácia das estratégias de mitigação, promovendo práticas mais seguras e sustentáveis na disposição de rejeitos. Por fim, este trabalho reforça o papel da ciência de dados como aliada na prevenção de desastres, alinhando-se aos objetivos globais de sustentabilidade e segurança na mineração.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Consoli, N. C.; Vogt, J. C.; Silva, J. P. S.; Chaves, H. M.; Scheuermann Filho, H. C.; Moreira, E. B.; Lotero, A. Behaviour of Compacted Filtered Iron Ore Tailings–Portland Cement Blends: new brazilian trend for tailings disposal by stacking. Applied Sciences, v. 12, n. 2, p. 836, 2022. Disponível em: http://dx.doi.org/10.3390/app12020836. Acesso em: 10 out. 2024.

Consoli, N. C. et al. Evaluation of Strength Parameters for Application in Cemented Iron Ore Tailings Stacks. Indian Geotechnical Journal, 2023. Disponível em: http://doi.org/10.1007/s40098-023-00712-9. Acesso em: 10 out. 2024.

Global Industry Standard on Tailings Management (GISTM). Global Tailings Review. Londres: ICMM; UNEP; PRI, 2020. Disponível em: https://globaltailingsreview.org. Acesso em: 10 out. 2024.

International Council on Mining and Metals (ICMM). Tailings Management: Good practice guide. 2. ed. Londres: ICMM, 2021. Disponível em: https://www.icmm.com. Acesso em: 10 out. 2024.

International Commission on Large Dams (ICOLD). Tailings Dams: Risk of Dangerous Occurrences – Lessons learnt from practical experiences. Paris: ICOLD, 2001. Disponível em: https://www.icold-cigb.org. Acesso em: 10 out. 2024.

Kluyver, Thomas; Ragan-Kelley, Benjamin; Pérez, Fernando; Granger, Brian; Bussonnier, Matthias; Frederic, Jonathan et al. Jupyter Notebooks – a publishing format for reproducible computational workflows. In: LOIZIDES, Fernando; SCHMIDT, Birgit (Eds.). Positioning and Power in Academic Publishing: Players, Agents and Agendas. Amsterdam: IOS Press, 2016. p. 87-90.

SOUZA, Milena Cristina Rocha De; OLIVEIRA, Allan Kewen Câmara De; BEZERRA, Ana Letícia Ramos; VARELA, Gilson Gabriel Teixeira; MENDES, Lara Pereira Tavares. Disposição de rejeito por empilhamento como alternativa para barragens de montante: uma revisão de literatura. In: 6º Congresso Sul-Americano de Resíduos Sólidos e Sustentabilidade – CONRESOL, 2023, Foz do Iguaçu. Anais... Foz do Iguaçu: CONRESOL, 2023. DOI: http://dx.doi.org/10.55449/conresol.6.23.XII-019.

Van Rossum, Guido; Drake, Fred L. Python 3 Reference Manual. Scotts Valley, CA: CreateSpace, 2009.