

Aplicação da solução do problema de agrupamentos com restrições para determinação da condição de estabilidade de taludes de minas

Application of the solution to the clustering problem with constraints to determine the stability condition of mine slopes

Aplicación de la solución al problema de agrupamiento con restricciones para determinar la condición de estabilidad de taludes de mina

Recebido: 20/12/2022 | Revisado: 30/12/2022 | Aceitado: 04/01/2023 | Publicado: 06/01/2023

Rudinei Martins de Oliveira

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9571-7423>
Universidade do Estado de Minas Gerais, Brasil
E-mail: rudnei.oliveira@uemg.br

Tatiana Barreto dos Santos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5484-6675>
Universidade Federal de Ouro Preto, Brasil
E-mail: tatiana.santos@ufop.edu.br

Ladir Antonio da Silva Júnior

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0193-7060>
Universidade do Estado de Minas Gerais, Brasil
E-mail: ladir.jr@uemg.br

Resumo

Este artigo apresenta uma aplicação do método *Biased Random Key Genetic Algorithm* (BRKGA) ao problema de agrupamentos com restrição. A solução deste problema retorna a separação de um conjunto de dados em agrupamentos, tal que os membros de cada agrupamento sejam similares entre si, respeitando as restrições dos dados. Os dados utilizados são de 88 taludes de minas localizados em diversos países do mundo. Através da solução do problema de agrupamentos com restrições, busca-se determinar a condição de estabilidade de taludes de minas por meio das suas características geomecânicas. Neste contexto, espera-se que o método possa ser utilizado e aplicado em empreendimentos mineiros de pequeno a grande porte.

Palavras-chave: Barragem de rejeitos; BRKGA; Agrupamentos; Taludes de minas.

Abstract

This paper presents an application of the *Biased Random Key Genetic Algorithm* (BRKGA) method to the constrained clustering problem. The solution to this problem returns the separation of a set of data into clusters, such that the members of each cluster are similar to each other, respecting the constraints of the data. The data used are from 88 mine slopes located in different countries around the world. Solving the constrained clustering problem, we seek to determine the stability condition of mine slopes through their geomechanical characteristics. In this context, we hope that the method can be used and applied in small and large mining projects.

Keywords: Tailing dams; BRKGA; Clustering; Mine slopes.

Resumen

Este artículo presenta una aplicación del método del *Biased Random Key Genetic Algorithm* (BRKGA) al problema del agrupamiento restringido. La solución a este problema devuelve la separación de un conjunto de datos en clústeres, de manera que los miembros de cada clúster sean similares entre sí, respetando las restricciones de los datos. Los datos utilizados son de 88 taludes mineros ubicados en diferentes países del mundo. Mediante la solución del problema de agrupamiento con restricciones, se busca determinar la condición de estabilidad de taludes de mina a través de sus características geomecánicas. En este contexto, se espera que el método pueda ser utilizado y aplicado en pequeñas y grandes empresas mineras.

Palabras clave: Diques de residuos mineros; BRKGA; Agrupación; Taludes de minas.

1. Introdução

A mineração a céu aberto é a fonte mais importante de extração mineral. Segundo Franz (2009), a taxa de extração mineral tem aumentado muito nos últimos cem anos e provavelmente irá crescer ainda mais. A tendência é aumentar a

profundidade e largura das escavações, o que por consequência pode aumentar a tensão, deformar os maciços rochosos, ocasionar trincas ou falhas nos taludes (Ferreira Filho et al., 2021; Lawal & Kwon, 2021).

A estabilidade de um talude pode ser afetada por muitos fatores, tais como: ambiente geológico, fluxo de água, tensões de rochas, efeitos contínuos de detonação e métodos de construção (Ferentinou and Fakir, 2018). Graças aos avanços tecnológicos, nos dias de hoje, é possível que os taludes finais de uma mina sejam mais íngremes (Sarfaraz et al., 2020). Ângulos com a inclinação mais acentuada geram mais ganhos; no entanto, aumentam os riscos de rompimento (Zare Naghadehi et al., 2013). Portanto, o monitoramento constante das condições de estabilidade dos taludes se faz necessário.

Atualmente tem-se utilizado métodos computacionais avançados para analisar riscos de rompimento em taludes de minas a partir de banco de dados com informações conhecidas e atuais sobre as minas (Bui et al., 2020; Hudson, 1992). As informações podem ser físicas, conter a condição de estabilidade, além de atualizações das minas que foram rompidas. Com isso, tenta-se prever o que poderá acontecer com estas minas no futuro e evitar assim possíveis rompimentos.

Este artigo apresenta uma nova proposta para determinar a condição de estabilidade de taludes de minas: a aplicação do método *Biased Random Key Genetic Algorithm* (BRKGA) ao problema de agrupamentos com restrição. O foco é usar os resultados do problema de agrupamentos para separar os taludes em grupos que tenham elementos similares, identificando, assim, taludes com potenciais riscos de rompimentos.

O problema de agrupamentos consiste no processo de separar o conjunto de dados em agrupamentos, tais que os membros de cada agrupamento sejam similares entre si (Oliveira et al., 2014; Berkhin, 2006). O problema de agrupamento com restrições busca agrupar objetos semelhantes em agrupamentos que satisfaçam as restrições (Batagelj and Ferligoj, 1998). Cada restrição está relacionada a dois objetos e é conhecida a priori.

As restrições podem ser *must-link* e *cannot-link*. Restrições *must-link* indicam que, se um objeto está associado a um agrupamento, o outro também deve estar. Restrições *cannot-link* indicam que, se um objeto está associado a um agrupamento, o outro não pode estar. Como é possível constatar em Oliveira et al. (2017), adicionar restrições ao problema de agrupamentos, melhora os resultados.

O método BRKGA (Gonçalves e Resende 2011; Gonçalves e Resende 2004; Gonçalves e Almeida 2002; Ericsson et al. 2002) utilizado neste artigo é uma metaheurística que representa soluções em vetores de chaves aleatórias, os quais são decodificados em soluções reais para um problema específico. Esta característica faz com que o método se torne independente do problema. Assim, o único componente que necessita ser implementado é a função de decodificação.

Para realizar os testes computacionais, foi utilizado um banco de dados com 88 taludes de várias minas ao redor do mundo. Com esses dados, será analisada a susceptibilidade de ocorrência de rupturas de taludes de mina, por meio da determinação da condição de estabilidade dos taludes.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma. Na Seção 2, apresentamos os dados e descrevemos o método BRKGA aplicado a identificar a condição de estabilidade dos taludes. A Seção 3 mostra os resultados dos experimentos computacionais e, por fim, a Seção 4 traz as conclusões finais sobre o trabalho.

2. Procedimentos Metodológicos

2.1 Banco de dados

O banco de dados utilizado neste trabalho é composto por 88 taludes de minas de diferentes regiões do mundo (Santos et al., 2019; Zare Naghadehi et al., 2013). Os taludes de minas são a céu aberto e as minas são de ferro, cobre, chumbo, zinco, diamante, etc e estão localizadas em países como Brasil, África do Sul, Irã, Estados Unidos, Canadá, Austrália, entre outros. Estão relacionadas a seguir na Tabela 1:

Tabela 1 - Minas utilizadas nos experimentos.

Minas	País	Minério	Tipo de rocha	Número de taludes em cada
Aguas Claras	Brasil	Ferro	Dolomito, xisto, filito e quartzito	5
Aitik	Suécia	Cobre	Gnaisse, diorito e xisto	6
Alegria	Brasil	Ferro	Itabirito, xisto e dolomito	4
Angooran	Irã	Chumbo e zinco	Calcário	4
Aznalcollar	Espanha	Chumbo e zinco	Xisto e filito	5
Betze-Post	EUA	Ouro	Calcário e diorito	4
Cadia Hill	Austrália	Ouro e cobre	Diorito	5
Chadormalou	Irã	Ferro	Diorito	5
Choghart	Irã	Ferro	Filito e xisto	5
Chuquicamata	Chile	Cobre	Granodiorito e granito	5
Escondida	Chile	Cobre	Andesito e diorito	7
Esperanza	EUA	Cobre	Andesito	1
Gole-Gohar	Irã	Ferro	Xisto, gnaisse e hematita	4
La Yesa	Espanha	Argilito	Arenito e conglomerado	2
Ok Tedi	Papua Nova Guiné	Ouro e cobre	Siltito	2
Panda	Canadá	Diamante	Granodiorito	1
Sandsloot	África do Sul	Platina	Norito, piroxenito e gabro	6
Sarcheshmeh	Irã	Cobre	Andesito	4
Sungun	Irã	Cobre	Monzonito e diorito	5
Ujina	Chile	Cobre	Riolito e andesito	1
Venetia	África do Sul	Diamante	Xisto, gnaisse e quartzito	7

Fonte: Adaptada de Santos et al. (2019); Zare Naghadehi et al. (2013).

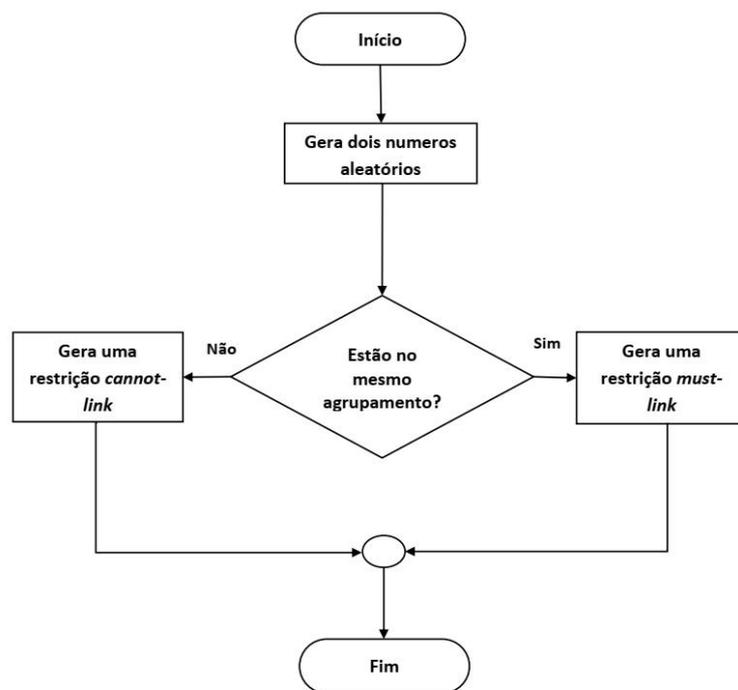
Os parâmetros utilizados contemplam a categoria de fatores que afetam a condição de estabilidade de taludes (Zare Naghadehi et al., 2013). As variáveis consideradas para construção do banco de dados são aquelas associadas às características que apresentam maior potencial de instabilidade nos taludes de minas a céu aberto. São elas:

- P1: Resistência à compressão uniaxial;
- P2: Espaçamento;
- P3: Persistência da descontinuidade principal;
- P4: Abertura da descontinuidade principal;
- P5: Rugosidade da descontinuidade principal;

- P6: Preenchimento da descontinuidade principal;
- P7: Alteração da rocha;
- P8: Condição de percolação de água subterrânea;
- P9: Orientação relativa da descontinuidade principal;
- P10: Método de desmonte empregado na mina;
- P11: Altura do talude global;
- P12: Inclinação do talude global.

Além das variáveis citadas nos itens anteriormente, são conhecidas as condições de estabilidade de cada talude, podendo ser: estável ou instável. Saber sobre a condição de estabilidade dos taludes foi necessário para a criação das restrições *must-link* e *cannot-link*. As restrições foram criadas de acordo com (Babaki et al., 2014). Inicialmente são obtidos dois números de forma aleatória e, em seguida, verifica-se, usando o banco de dados, se eles estão no mesmo agrupamento ou não. Caso positivo, é criada uma restrição *must-link*. Caso negativo, cria-se uma restrição *cannot-link*. Confira o fluxograma da criação de um conjunto de restrições na Figura 1.

Figura 1 - Fluxograma da geração de uma restrição.



Fonte: Autores (2023).

2.2 Biased Random Key Genetic Algorithm (BRKGA)

Esta seção apresenta a metodologia utilizada: a metaheurística BRKGA aplicada ao problema de agrupamentos com restrição. O método proposto BRKGA é uma metaheurística e foi proposto por Gonçalves and Resende (2011) para resolver problemas de otimização combinatória. É uma variação do *Random Key Genetic Algorithms* (RKGA) proposto por Bean (1994).

As soluções do BRKGA são representadas como um vetor de n elementos de números reais, que são valores no intervalo $[0,1]$ criados de forma aleatória, denominados chaves aleatórias. Para o vetor de chaves aleatórias ser considerado uma solução do problema abordado, é preciso decodificá-lo por meio de um decodificador específico, um algoritmo

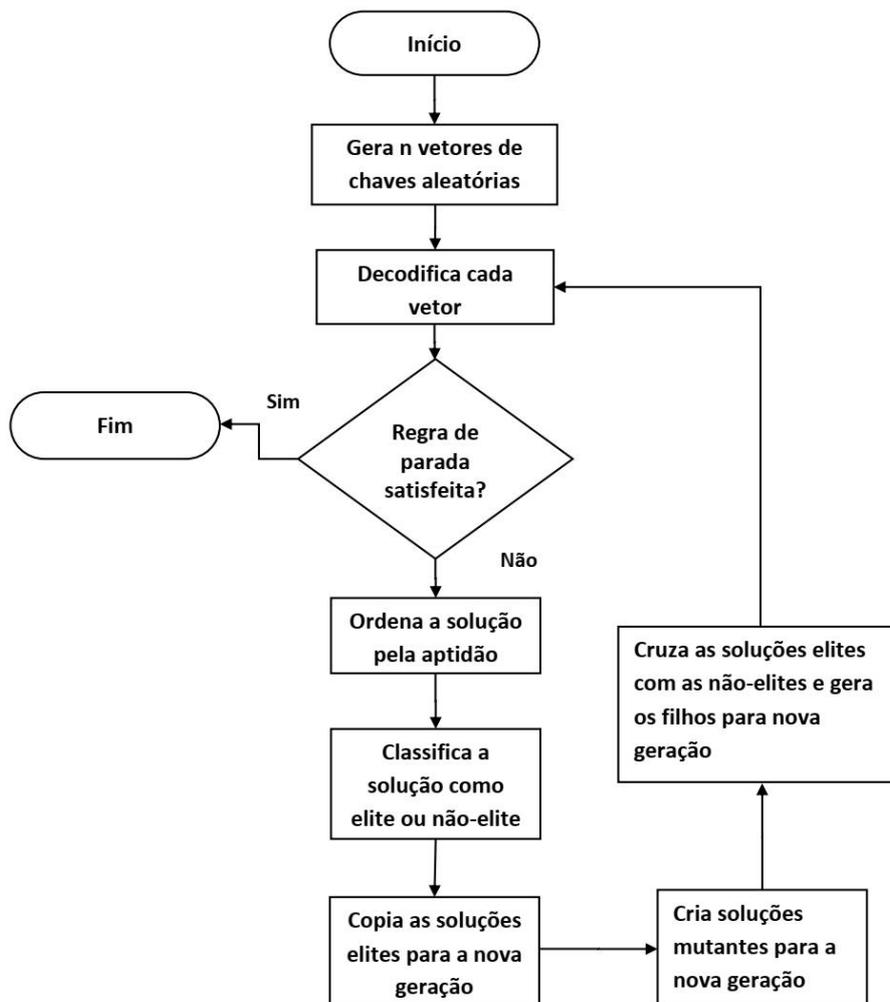
determinístico que converte o vetor de chaves aleatórias em uma solução do problema. O valor da função objetivo também é calculada no decodificador após finalizar o processo de decodificação.

Como já mencionado, o processo de evolução do BRKGA é independente do problema. A população de p vetores de chave aleatórias evolui ao longo das gerações. Em cada geração, a população é ordenada pelo valor da função objetivo. Após, são criados dois grupos: elite (p_e) e não-elite ($p-p_e$). No grupo elite, estão as melhores soluções e, no grupo não-elite, as soluções restantes, tal que $p - p_e > p_e$.

A nova geração de soluções é formada pela combinação desses dois grupos. Para isso, um pequeno grupo com as melhores soluções (p_e) é copiado sem modificação para a população da próxima geração. Além disso, um número pequeno de mutantes (p_m) de vetores de chaves aleatórias randomicamente gerados também é introduzido nesta população. O restante da população ($p-p_e-p_m$) é produzido através de cruzamento dos pais dos vetores elites com os não-elites na solução corrente. No método BRKGA, para gerar um filho são necessários dois pais: um deles é sempre escolhido do grupo elite e o outro do grupo não-elite ou de toda a população.

Neste artigo, o BRKGA (Figura 2) foi adaptado para resolver o problema de agrupamentos com restrição e a solução aplicada para separar os taludes em agrupamentos de elementos similares.

Figura 2 - Fluxograma do BRKGA.



Fonte: Adaptada de Gonçalves and Resende, (2011).

Seguindo o fluxograma do BRKGA, o método cria uma população inicial de vetores de chaves aleatórias com n

indivíduos, tal que n é o número de objetos dos dados. Logo após, os vetores passam pelo processo de decodificação em que são criados os k agrupamentos e em seguida a aptidão é calculada através da função objetivo (Babaki et al., 2014). Tal função minimiza a distância (d) entre os elementos do mesmo agrupamento, dividido pelo número de elementos de cada agrupamento ($|C|$), como na Equação 1. Tal que $x_1 \neq x_2$ pertencem ao agrupamento C e $|C|$ é a cardinalidade do agrupamento. Cada par de dois pontos em C é incluído na soma uma vez, sem repetição.

$$Z = \frac{\sum_{x_1, x_2 \in C} d^2(x_1, x_2)}{|C|} \quad (1)$$

Em seguida, verifica-se se a solução satisfaz o conjunto de restrições. Quando falha, uma penalidade é aplicada. A Aptidão (*Fitness*) corresponde à soma da função objetivo (Z) mais uma penalidade, que aumenta proporcionalmente com a quantidade de inviabilidade obtida em cada solução analisada (Equação 2). Tal que μ é um valor grande, n é o número de objetos e a inviabilidade é o número de restrições não satisfeitas.

$$Fitness = z + \frac{\mu \times n \times \text{inviabilidades}}{\text{penalidade}} \quad (2)$$

A métrica utilizada para calcular a similaridade entre as instâncias foi a distância de Kendall.

3. Resultados Computacionais

Neste tópico são apresentados os resultados computacionais obtidos com o método BRKGA. O computador utilizado foi um *PC Intel Core i7, 2.9 GHz*, de 64 bits e 16 GB de memória RAM. Os parâmetros foram os apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Parâmetros do BRKGA utilizados nos experimentos.

Parâmetros	Valor
p	1000
p_e	0,60
p_m	0,20
ρ	0,60

Fonte: Autores (2023).

Os dados são de 88 taludes de minas ao redor do mundo, sendo que os de restrições foram obtidos de forma empírica (mais detalhes na Seção 2.1).

A Tabela 3 apresenta a quantidade de restrições geradas e utilizadas neste artigo, que são: 5, 50, 100, 150, 200 e 300. As restrições foram obtidas dos dados reais e criadas levando em conta dois agrupamentos, denominado G2. Os agrupamentos de G2 são separados em estável e instável. Os taludes instáveis podem ser por ruptura do talude inter-rampa e de bancada ou por ruptura global. A coluna #C indica o número de restrições. As colunas *must-link (ML)* e *cannot-link (CL)* indicam a quantidade de cada uma dessas restrições para G2.

Tabela 3 - Número de restrições *must-link* (ML) e *cannot-link* (CL) em G2.

#C	ML	CL
5	3	2
50	20	30
100	56	45
150	83	69
200	109	99
300	160	149

Fonte: Autores (2023).

As tabelas de 4 a 7 apresentam os resultados computacionais para a distância: *Kendall*. A coluna *CRand* (Hubert & Arabie, 1985; Rand, 1971) indica o índice de similaridade entre a solução real e aquela obtida pelo BRKGA, sendo que, quanto mais próxima de 1, mais similar. Se o valor for 1, significa que a solução é idêntica à original. A coluna *FO* mostra os valores da função de Aptidão (Equação 2). A coluna tempo, por sua vez, é o tempo de processamento para obter a solução. Por fim, a coluna *Inv.* apresenta o número de inviabilidades, ou seja, a quantidade de restrições que não foram respeitadas. Ao todo foram feitas 10 execuções do método para cada conjunto de restrições (coluna #C). As melhores soluções foram apresentadas nas tabelas seguintes.

Na Tabela 4, em 2 agrupamentos, observa-se que o método BRKGA conseguiu o valor de 1 para o índice *CRand*, o que significa que o método conseguiu separar as barragens em agrupamentos idênticos aos originais, usando apenas 150 restrições. É importante observar que não há inviabilidades nos resultados (Coluna *Inv.*).

Tabela 4 - Resultados da similaridade para 2 grupos com restrições criadas usando G2.

#C	<i>CRand</i>	<i>FO</i>	<i>Tempo</i>	<i>Inv.</i>
5	0,04	27,75	29,41	0
50	0,43	29,16	21,95	0
100	0,91	29,52	26,60	0
150	1,00	29,67	24,18	0
200	1,00	29,67	31,59	0
300	1,00	26,32	26,32	0

Fonte: Autores (2023).

Na Tabela 5, para 3 agrupamentos, os resultados de *CRand* foram satisfatórios, tendo um valor de 0,98 com 300 restrições. Observa-se 1 inviabilidade para 100 restrições.

Tabela 5 - Resultados da similaridade para 3 grupos com restrições criadas usando G2.

#C	<i>CRand</i>	<i>FO</i>	<i>Tempo</i>	<i>Inv.</i>
5	0,10	24,96	25,18	0
50	0,26	27,09	24,22	0
100	0,72	28,43	31,70	1
150	0,91	28,98	38,14	0
200	0,95	29,06	29,65	0
300	0,98	29,43	29,84	0

Fonte: Autores (2023).

Na Tabela 6, os melhores índices de *CRand* foram 0,98 para as duas distâncias com 300 restrições. Nota-se 1 inviabilidade para 100 restrições.

Tabela 6 - Resultados da similaridade para 4 grupos com restrições criadas usando G2.

#C	<i>CRand</i>	<i>FO</i>	<i>Tempo</i>	<i>Inv.</i>
5	0,14	22,93	26,21	0
50	0,27	27,00	25,26	0
100	0,52	28,26	22,56	1
150	0,88	28,76	28,48	0
200	0,92	28,69	28,65	0
300	0,98	29,43	22,09	0

Fonte: Autores (2023).

Na Tabela 7 o índices de *CRand* foram 0,98 para 300 restrições. As inviabilidades ficaram em torno de 1 para 100 e 200 restrições.

Tabela 7 - Resultados da similaridade para 5 grupos com restrições criadas usando G2.

#C	<i>CRand</i>	<i>FO</i>	<i>Tempo</i>	<i>Inv.</i>
5	0,08	21,59	21,70	0
50	0,22	28,12	21,58	0
100	0,53	28,28	23,52	1
150	0,82	28,10	29,60	0
200	0,91	29,05	33,85	1
300	0,98	29,43	21,22	0

Fonte: Autores (2023).

4. Conclusão

A proposta deste artigo foi aplicar o BRKGA para resolver o problema de agrupamentos com restrições e usar os resultados para separar os taludes de acordo com a sua similaridade. De modo geral, observando os resultados da Seção 3, pode-se afirmar que foram satisfatórios, e além disso, para todas as tabelas, o método conseguiu bons índices de *CRand*. A exceção aconteceu quando se usou 5 restrições, ocasião em que a similaridade entre os agrupamentos foi baixa, apesar da viabilidade de todas as soluções.

Os dados utilizados foram de 88 taludes de minas localizados em diversos países do mundo. Nosso método encontrou boas soluções, acertando 100% dos agrupamentos dos dados reais.

A abordagem semi-supervisionada adotada neste trabalho é nova para identificar riscos na estabilidade dos taludes de minas e pode ser aplicada a quaisquer tipos de dados, independentemente de suas distribuições estatísticas e de serem quantitativos ou qualitativos.

Com isso, espera-se que através das soluções do problema de agrupamentos com restrições, o método BRKGA possa, num futuro próximo, ser usado para identificar taludes que apresentem riscos de estabilidade.

Agradecimentos

Rudinei Martins de Oliveira - bolsa PQ/UEMG, edital 01/2021 da Universidade do Estado de Minas Gerais (UEMG).

Tatiana Barreto dos Santos - Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP). Ladir Antônio da Silva Júnior - bolsa PAPq/UEMG, edital 01/2022 da Universidade do Estado de Minas Gerais (UEMG).

Referências

- Babaki, B., T. & Guns, S. N. (2014). Constrained clustering using column generation. 8451, 438–454.
- Batagelj, V. & A. Ferligoj (1998). Constrained clustering problems (01).
- Bean, J. C. (1994). Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA Journal on Computing* 6 (2), 154–160.
- Berkhin, P. (2006). A survey of clustering data mining techniques. *Grouping Multidimensional Data*, 25–71.
- Bui, X., H. nguyen, Y. choi, T. nguyen thoi, J. Zhou7, & J. Dou (2020). Prediction of slope failure in open-pit mines using a novel hybrid artificial intelligence model based on decision tree and evolution algorithm. *Scientific Reports* 10, 9939.
- Ericsson, M., Resende, M.G.C. & Pardalos, P.M. (2002). A genetic algorithm for the weight setting problem in OSPF routing. *J. Comb. Optim.* 6, 299–333.
- Ferentinou, M. e M. Fakir (2018). Integrating rock engineering systems device and artificial neural networks to predict stability conditions in an open pit. *Engineering Geology* 246, 293–309.
- Ferreira Filho, F. A., R. & Gomes, T. C. (2021). Gamah-r: a new mining rock slope classification system. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* 80.
- Franz, J. (2009). An investigation of combined failure mechanisms in large scale open pit slopes. University of New South Wales, Australia.
- Gonçalves, J.F., Almeida, J. (2002). A hybrid genetic algorithm for assembly line balancing. *J. Heuristics* 8, 629-642.
- Gonçalves, J.F., Resende, M.G.C. (2004). An evolutionary algorithm for manufacturing cell formation. *Comput. Ind. Eng.* 47, 247–273.
- Gonçalves, J. F. & M. G. Resende (2011). Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization. *Journal of Heuristics* 17 (5), 487–525.
- Hubert, L., & Arabie, P. (1985). Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2(1), 495 193–218.
- Hudson, J. (1992). *Rock Engineering Systems: Theory and Practice*. Ellis Horwood series in civil engineering: Geotechnics. Ellis Horwood.
- Lawal, A. I. & S. Kwon (2021). Application of artificial intelligence to rock mechanics: An overview. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 13 (1), 248–266.
- Oliveira, R. M., A. A. Chaves, L. A. N. Lorena & G. R. Mauri (2014). Hybrid heuristics based on column generation with path-relinking for clustering problems. *Expert Systems with Applications* 41 (11), 5277-5284.
- Oliveira, R. M., A. A. Chaves, & L. A. N. Lorena (2017). A comparison of two hybrid methods for constrained clustering problems. *Applied Soft Computing* 54, 256–266.
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66(336), 846–850.
- Santos, T. B., M. S. Lana, T. M. Pereira, & I. Canbulat (2019). Quantitative hazard assessment system (has-q) for open pit mine slopes. *International Journal of Mining Science and Technology* 29 (3), 419–427.
- Sarfaraz, H., M. H. Khosravi, T. Pipatpongsa, & H. Bakhshandeh Amnieh (2020, 07). Application of artificial neural network for stability analysis of undercut slopes. *International Journal of Mining and Geo-Engineering* 55.
- Zare Naghadehi, M., R. Jimenez, R. KhaloKakaie, & S.-M. E. Jalali (2013). A new open pit mine slope instability index defined using the improved rock engineering systems approach. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 61, 1–14.