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/COBRAMSEG2026.6/13

QUEDAS DE BLOCOS DE ROCHA EM MATRIZ DE MATERIAL INCONSOLIDADO: COMO CADA VARIÁVEL INFLUENCIA NO PROCESSO SEGUNDO UM VIÉS ESTATÍSTICO

Dr.ª Larissa Regina Costa Silveira
Professora, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, larissaeng07@gmail.com

Maria Luiza Ferreira Soares
Estudante, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, marialuizafs05@gmail.com

Giovana Pires Cardoso Gonçalves
Estudante, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, giovana.pcg1809@gmail.com

Dr.ª Maria Giovana Parisi
Professora, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, mgparizzi18@gmail.com

RESUMO: Quedas e rolamentos de blocos são movimentos com grande potencial de destruição, onde as diversas variáveis envolvidas devem ser compreendidas para evitar desastres e mitigar riscos. Este estudo teve como objetivo analisar o comportamento das principais variáveis associadas à queda de blocos encrustados em solos por meio de estatística multivariada, utilizando Análise Fatorial Exploratória (AFE) e Análise de Componentes Principais (ACP). Foi analisado um banco de dados com 56 taludes do Colorado (EUA), considerando sete variáveis relacionadas ao perigo de queda, com notas entre 1 (condição favorável) a 4 (situação crítica). Na AFE, o KMO foi 0,68 e os MSA das variáveis superaram 0,65, indicando que a amostra é adequada. O Fator 1 reuniu altura do talude, irregularidades da superfície e tamanho dos blocos, representando a energia de queda, enquanto o Fator 2 considerou a precipitação, interpretada como gatilho climático. A ACP apresentou resultados consistentes com a AF: o primeiro componente concentrou as mesmas variáveis do Fator 1 e explicou 28% da variância, e os três primeiros componentes, associados a energia, alcance dos blocos e condições climáticas e ambientais, explicaram conjuntamente 64% do modelo.

PALAVRAS-CHAVE: Quedas de Blocos, Estatística Multivariada, Movimentos de Massa, Perigo, Blocos em Solos

ABSTRACT: Rockfall and block rolling are movements with high destructive potential, in which the various involved variables must be understood to prevent disasters and mitigate risks. This study aimed to analyze the behavior of the main variables associated with the fall of blocks embedded in soils using multivariate statistics, specifically Factor Analysis (FA) and Principal Component Analysis (PCA). A database comprising 56 slopes from Colorado (USA) was examined, considering seven variables related to fall hazard, rated from 1 (favorable condition) to 4 (critical situation). In the FA, slope inclination, block shape, and vegetation were excluded due to MSA values lower than 0.5. After removal, the KMO value was 0.68 and the remaining MSA exceeded 0.65, indicating sampling adequacy. Factor 1 grouped slope height, surface irregularities, and block size, representing fall energy, whereas Factor 2 corresponded to precipitation, interpreted as a climatic trigger. The PCA produced results consistent with the FA: the first component concentrated the same variables as Factor 1 and explained 28% of the variance, while the first three components, associated with energy, block reach, and climatic and environmental conditions, jointly, explained 64% of the model.

KEYWORDS: Rockfall, Multivaraite Statistic, Mass Moviment, Hazard, Blocks in Soils.

1 INTRODUÇÃO

Quedas de blocos são movimentos de massa complexos e dependentes de diversos fatores, a começar pelo tipo de maciço. Os parâmetros que desencadeiam quedas de blocos em maciços rochosos metamórficos ou ígneos são diferentes daqueles envolvidos em maciços sedimentares. Essa diferença se torna ainda maior para os casos em que os blocos de rocha estão envolvidos por camadas de materiais inconsolidados, comum em maciços de solos residuais e coluvionares, como depósito de tálus.

Tendo essa compreensão, alguns pesquisadores desenvolveram metodologias de análise de perigo e risco de quedas de blocos, respeitando as particularidades dos diferentes maciços e considerando o máximo de variáveis envolvidas no processo, como a metodologia de análise de perigo proposta por Santi et al. (2009), o *Colorado Rockfall Hazard Rating System* (CRHRS) e a metodologia proposta por Silveira et al. (2024), de análise quantitativa de suscetibilidade de queda de blocos em taludes cristalinos em geral, com posterior análise de risco direcionada a taludes de rodovias.

Quando se trata de processos geológicos, como movimentos de massa, o perigo (*hazard*) é compreendido como um evento com potencial de causar perda ou dano, sem necessariamente quantificar essas perdas. Recomenda-se a leitura dos trabalhos de Fell et al. (2008) e Brasil (2007) para melhor entendimento de conceitos como perigo, risco, suscetibilidade, vulnerabilidade, entre outros.

Uma análise de perigo de quedas e rolamentos de blocos, seja em taludes rodoviários, ferroviários, urbanos ou em qualquer outro ambiente, permite hierarquizar as regiões com maior urgência de intervenção e identificar as melhores alternativas de mitigação do perigo. Para isso, é necessário compreender como as variáveis envolvidas no processo atuam e quais são as mais críticas. Diante disso, o objetivo desse trabalho é compreender como as principais variáveis envolvidas em quedas e rolamentos de blocos em matriz de solo se comportam e se interrelacionam, a fim de propor, futuramente, uma metodologia de análise perigo para esse tipo de maciço. Para isso, utilizou-se técnicas de estatística multivariada em um banco de dados referente a queda de blocos em rodovias do Colorado (Estados Unidos).

2 METODOLOGIA

Na Figura 1 está o fluxograma do trabalho desenvolvido.

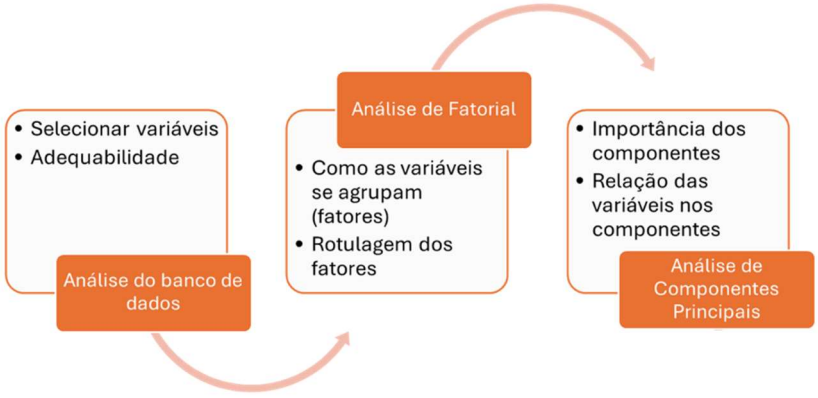


Figura 1. Fluxograma do trabalho.

2.1 Avaliação do banco de dados

O banco de dados analisado nesse trabalho é referente a aplicação do CRHRS em rodovias do Colorado (EUA) e foi utilizado por Santi et al. (2009) em sua proposta de modificação do CRHRS. É composto por 224 taludes em rochas cristalinas, 74 taludes em rochas sedimentares e 56 taludes cujos blocos de rocha estão encrustados em material inconsolidado (solo). Para esse trabalho, apenas os 56 taludes do último caso foram considerados.

Para os 56 taludes inseridos no banco de dados, todas as variáveis já estavam pontuadas com notas entre 3 a 81, sempre em múltiplos de 3, conforme os critérios estabelecidos pelo CRHRS (Santi et al., 2009), sendo

a nota 3 para características favoráveis a segurança e a nota 81, para as mais desfavoráveis. Ressalta-se que, nesse trabalho, as notas 3, 9, 27 e 81 foram modificadas, respectivamente, por 1, 2, 3 e 4.

Primeiramente, foram selecionadas as variáveis, dentre as várias contidas no banco, que seriam de fato utilizadas nesse trabalho. Como o intuito dessa pesquisa é entender como as variáveis se interrelacionam e contribuem para o perigo de queda de blocos, independente do tipo de talude, ou obra e independente da localização geográfica, variáveis relacionadas as características de rodovias, tráfego e neve foram excluídas.

A variável Frequência de Queda não foi considerada por ser de difícil obtenção em taludes que não são monitorados. Também foi retirada a variável Condição de Água, pois dos 56 taludes, 55 tinham a nota 3 pelo CRHRS (equivalente a nota 1) nesse parâmetro e apenas um talude tinha nota 9 pelo CRHRS (equivalente a nota 2 nesse trabalho); logo, não há variabilidade. A Tabela 1 mostra as variáveis selecionadas, com as devidas características a serem pontuadas.

Não foram feitas modificações nos critérios de pontuação das variáveis e suas características, ou seja, foi mantido aquilo que já havia sido adotado no CRHRS e por Santi et al. (2009). A variável Escore de inclinação do talude é obtida através do ábaco proposto por Maerz et al. (2005) (Figura 2).

Tabela 1. Variáveis selecionadas para análise (adaptado de Santi et al., 2009).

Nota atribuída	1	2	3	4
1) Altura do Talude (m) - H	7,5 a 15	15 a 23	23 a 30	> 30
2) Escore de inclinação do talude - Inc	0 a 2	2 a 4	4 a 8	> 8
3) Irregularidade na superfície do talude - Irreg	Nenhuma	Menores	Maiores	Extremas
4) Precipitação anual (mm) - Precip	< 250	250 a 500	500 a 900	> 900
5) Tamanho do Bloco (m) - Size	Até 0,3	0,3 a 0,6	0,6 a 1,2	> 1,2
6) Forma do bloco - Forma	Tabular	Maciço/compacto	Compacto angular	Arredondado
7) Vegetação - Veg	Vegetado	Desigual	Plantas isoladas	Nenhuma

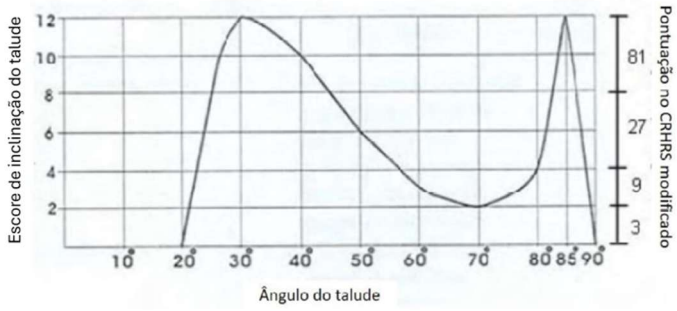


Figura 2. Ábaco de Maerz et al. (2005) para determinar o escore referente à inclinação do talude pelo CRHRS modificado (adaptado de Santi et al., 2009).

Posteriormente, foi avaliado se os requisitos básicos para aplicação das técnicas de estatística multivariada eram atendidos. De acordo com Hair et al. (2009), o banco de dados deve possuir pelo menos 5 vezes mais indivíduos que variáveis. Além do mais, as variáveis devem ser correlacionadas, o que pode ser identificado através do Teste de Esfericidade de Bartlett (Bartlett, 1951), que compara a matriz de correlação das variáveis com a matriz identidade. Se o p-valor do teste for menor que 0,05, pode-se considerar, com 95% de confiança, que a matriz de correlação é diferente da matriz identidade, logo, os dados são correlacionados.

2.2 Análise Fatorial

A análise fatorial exploratória (AFE) é uma técnica de estatística multivariada cujo objetivo é identificar as relações entre as variáveis, agrupando-as em fatores interpretáveis. Em resumo, enquanto a análise de agrupamento (ou análise de *cluster*) agrupa os indivíduos de acordo com medidas de similaridade, a AFE

agrupa as variáveis de acordo com suas relações de covariância, permitindo uma interpretação dos fatores de acordo com as variáveis agrupadas.

Alguns pré-requisitos devem ser avaliados ao aplicar a AFE. Além de verificar a correlação das variáveis, através do Teste de Esfericidade de Bartlett (Bartlett, 1951), outros índices de adequabilidade do banco de dados devem ser verificados especificamente para a AFE, sendo eles o KMO (*Kaiser-Meyer-Olkin*) e o MSA (*Measure of Sampling Adequacy*). O MSA avalia a adequação das variáveis individualmente, enquanto o KMO é uma medidade de adequação global da amostra. De modo geral, valores de KMO e MSA menores que 0,5 são considerados insuficientes, valores entre 0,5 e 0,6 são ruins; valores entre 0,6 e 0,7 são considerados regulares; valores entre 0,7 e 0,8 são considerados bons; valores maiores que 0,8 e 0,9 são considerados ótimos e excelentes, respectivamente (Kaiser & Rice, 1974).

Nesse trabalho, a AFE foi feita no *freeware* R (R Core Team, 2023), bem como a determinação dos índices mencionados acima. A função utilizada foi a fa() que está no pacote psych (Revelle, 2024). Essa função permite que a extração dos fatores, ou seja, como se dará o agrupamento das variáveis dentro dos fatores, bem como a carga de cada variável dentro dos fatores, seja feita por diversas maneiras, como método das componentes principais (“pa”), método dos resíduos mínimos (“minres”), método dos mínimos quadrados ponderados (“wls”), entre outros. O método de extração selecionado foi o que apresentou os melhores resultados.

A fim de potencializar a AFE e facilitar a interpretação dos fatores, foi utilizada a rotação “varimax”. O número de fatores extraídos foi indicado pelo critério de Kaiser (Kaiser, 1958). Maiores explicações sobre a matemática envolvida na AFE, bem como um detalhamento maior sobre métodos de extração de fatores e de rotação podem ser consultados em Hair et al. (2009) e Mingotti (2013).

2.3 Análise de Componentes Principais

Análise de componentes principais (ACP) é uma técnica de estatística multivariada onde um conjunto de variáveis correlacionadas é transformado em outro conjunto de variáveis não correlacionadas através de combinações lineares, chamadas componentes principais (Mingoti, 2013). O número de componentes principais geradas é igual ao número de variáveis.

A quantidade de informação em relação aos dados originais que cada componente carrega é relacionada com a variância explicada por cada componente e essa variância é dada em ordem decrescente, ou seja, a primeira componente explica melhor o modelo que a segunda e assim sucessivamente. Sendo assim, uma das principais finalidades da ACP é reduzir a dimensionalidade do banco de dados mantendo o máximo possível da informação contida nesse banco.

O objetivo do uso da ACP nesse trabalho é verificar quais as variáveis possuem maior peso nos componentes principais que carregam a maior parte da informação do banco de dados, a fim de compreender, não só quais são as mais relevantes e devem receber maior peso em uma futura metodologia de classificação de perigo de queda de blocos, mas também como elas se distribuem nos componentes, a fim de rotulá-los.

Todas as análise e critérios relacionados a ACP foram feitos através do *freeware* R (R Core Team, 2023). Para determinar quantos componentes devem ser retidos para análise, ou seja, reduzir a dimensão do banco de dados sem que as informações sejam perdidas, foi utilizado o critério de Kaiser (Kaiser, 1958). Apesar dos dados serem categóricos, a ACP foi feita através da matriz de correlação, a fim de evitar qualquer viés em relação a discrepâncias de valores.

Para a ACP, foi utilizada a função pca() que está no pacote FactoMineR (Lê et al., 2008). Essa função permite extrair a matriz de autovetores normalizados da matriz de correlação das variáveis, que são justamente os coeficientes que se multiplicam aos valores padronizados das variáveis, formando as combinações lineares. Além do mais, essa função também permite visualizar qual a contribuição de cada variável em cada componente e extrair a carga dos componentes, que é a correlação entre a cada variável com cada componente.

Sendo assim, para os componentes considerados de acordo com o critério de Kaiser (1958), foram avaliados os autovetores associados às variáveis para esses componentes, bem como a contribuição de cada variável, a fim de determinar quais eram as mais importantes e, de acordo com as variáveis mais importantes em cada componente retido, rotulá-los.

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1 Adequabilidade do banco de dados

O Teste de Esfericidade de Bartlett (Bartlett, 1951) apontou um p-valor igual a $6{,}05 \times 10^{-5}$, logo, pode-se considerar que as variáveis são correlacionadas e, portanto o banco é adequado para análises de estatística multivariada. Além do mais, como o banco de dados possui 56 taludes, com 7 variáveis, o tamanho da amostra obedece ao mínimo recomendado por Hair et al. (2009).

3.2 Análise Fatorial

Considerando inicialmente todas as variáveis presentes no banco de dados, a AFE foi aplicada conforme explicado na metodologia. O valor do KMO foi de 0,56, enquanto que o MSA das variáveis Forma dos blocos (Forma) e Vegetação (Veg) foi inferior a 0,5; apenas as variáveis Altura (H) e Tamanho dos Blocos (*Size*) apresentaram MSA regular, o que indica que o banco de dados não é plenamente adequado para aplicação da técnica AFE (Figura 3a). Ainda assim a análise prosseguiu a fim de interpretar o comportamento das variáveis.

O Critério de Kaiser indicou que deveria ser retido um número k de fatores igual a 3 (Figura 3a). Diversos métodos de extração e rotação foram testados, sendo o método de extração dos resíduos mínimos, com rotação varimax selecionados. A Figura 3b mostra os três fatores (MR1, MR2 e MR3) com as devidas cargas de cada variável. Em MR1, as variáveis com maior carga e, portanto, mais signifivativas são Irregularidades na superfície (Irreg), Precipitação (Precip) e Tamanho dos blocos (*Size*). Em MR 2, a variável mais significativa foi Vegetação (Veg). Em MR3, Altura (H), Inclinação (Inc) e Forma dos blocos (Forma).

MR1 pode ser interpretado como um fator de energia e dinâmica de movimento dos blocos, cuja queda pode estar condicionada à precipitação. MR2 é composta apenas por vegetação, sendo esse o próprio rótulo do fator. MR3 pode ser rotulado como um fator geométrico, onde tanto a geometria do talude, quanto dos blocos contribuem para um maior ou menor alcance dos mesmos.

a)

```
> KMO(R)
Kaiser-Meyer-Olkin factor adequacy
Call: KMO(r = R)
Overall MSA =  0.56
MSA for each item =
     H    Inc  Irreg Precip   Size  Forma    Veg
  0.62   0.50   0.56   0.58   0.63   0.46   0.43
> k = sum(eigen(R)$values>=1)
> k
[1] 3
```

b)

	MR1	MR3	MR2
H	0.47616842	0.67866651	-0.02005792
Inc	0.03421336	0.44861342	-0.05676617
Irreg	0.75429329	0.06833508	-0.01660038
Precip	-0.31822666	0.07361755	0.16635696
Size	0.57751935	0.10961512	0.16476923
Forma	0.11082844	-0.65888439	-0.12576326
Veg	0.01550135	-0.01754393	0.99739920

Figura 3. a) KMO e MSA das variáveis. b) Cargas fatoriais de cada variável nos 3 fatores.

Embora tenha sido possível rotular os fatores mesmo com KMO ruim e MSA insuficiente para algumas variáveis, alguns problemas puderam ser identificados nas cargas de algumas variáveis. Nota-se que a variável Precip. apresentou uma carga próxima a 0,32 em MR1, sendo que o valor mínimo considerado para interpretar a estrutura de fatores é 0,30. Além do mais, H apresenta carga significativa tanto para MR1, quanto para MR3, visto que o valor da carga atribuída a ela em ambos fatores é alta (carga cruzada). Sendo assim, optou-se por excuir as variáveis problemáticas Inc, Forma e Veg, cujo MSA era menor ou igual a 0,5 e refazer a AFE a fim de comparar os resultados. Ressalta-se que embora essas variáveis não seja estatisticamente significativas nessa AFE, elas são de grande relevância em análise de perigo de queda de blocos.

O Teste de Esfericidade de Bartlett (Bartlett, 1951) para o banco de dados reorganizado apontou um p-valor igual a 0,00013. O número de fatores k sugerido pelo critério de Kaiser foi 1. No entanto, optou-se por extrair 2 fatores. O método de extração utilizado foi dos mínimos quadrados ponderados, com rotação varimax. O KMO foi de 0,69, com MSA superior a 0,60 para todas as variáveis, mostrando uma melhor adequação do banco de dados para AFE (Figura 4a). Na Figura 4b estão os dois fatores, WLS1 e WLS2, com as devidas cargas de cada variável. Uma observação, é que na primeira AFE, os fatores foram chamados de MR, devido ao método de extração ser pelos resíduos mínimos (*Minimun Residuals*). Na segunda AFE, a sigla dos fatores foi WLS devido ao método de extração dos mínimos quadrados ponderados (*Weighted Least Squares*).

a)

```
> KMO(R)
Kaiser-Meyer-Olkin factor adequacy
Call: KMO(r = R)
Overall MSA =  0.69
MSA for each item =
     H  Irreg Precip   Size
  0.70   0.66   0.74   0.69
```

b)

```
> unclass(L1)
                WLS1        WLS2
H         0.5692746 -0.03966155
Irreg     0.6701711 -0.15347088
Precip   -0.1373426  0.96007168
Size      0.6365450 -0.06757575
```

Figura 4. a) KMO e MSA das variáveis. b) Cargas fatoriais de cada variável nos 3 fatores.

Observando a Figura 4b, percebe-se que os problemas de carga cruzada e de variáveis com cargas baixas em todos os fatores foram resolvidos. Em WLS1, as variáveis mais influentes foram H, Irreg e *Size*, podendo então, rotula-lo como um fator de energia potencial dos blocos. Quanto maior a altura e o tamanho, maior a energia potencial que o bloco atinge, logo, maior seu poder destrutivo. Isso, aliado a irregularidades na superfície do talude, pode fazer com que a trajetória do bloco seja alterada e ele se comporte como um projétil, alcançando grandes distâncias. WLS2 é um fator climático, sendo a precipitação um importante gatilho para movimentos de massa.

3.3 Análise de Componentes Principais

Como o banco de dados possui 7 variáveis, 7 componentes principais (CP) foram gerados. O Critério de Kaiser (1958) foi aplicado e retornou que, dentre as 7, podem ser retidas 3 componentes principais a fim de reduzir a dimensão do banco de dados e, portanto, facilitar as análises sem perda significativa das informações que o banco de dados original fornece. A Tabela 2 mostra a porporção da variância explicada por cada componente (Var), bem como a proporção cumulativa (VCum), onde se nota que os 3 primeiros componentes preservam quase 65% da informação, sendo que 27,58% está na CP1.

Tabela 2. Variâncias explicadas por cada componente e variância cumulativa

	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7
Var (%)	27,58	19,43	17,45	12,82	9,85	7,53	5,34
VCum	27,58	47,01	64,46	77,28	87,12	94,65	100

Os 3 componentes principais retidos estão representados pelas Equações 1 a 3, que são as combinações lineares formadas pelos autovetores da matriz de correlação multiplicados pelas notas padronizadas de cada variável (ver Tabela 1).

$$CP1 = 0{,}554Z1 + 0{,}002Z2 + 0{,}531Z3 - 0{,}270Z4 + 0{,}537Z5 - 0{,}212Z6 + 0{,}058Z7 \quad (1)$$

$$CP2 = -0271Z1 + 0{,}424Z2 + 0{,}363Z3 - 0{,}284Z4 + 0{,}073Z5 + 0{,}685Z6 - 0{,}244Z7 \quad (2)$$

$$CP3 = -0{,}086Z1 + 0{,}502Z2 + 0{,}095Z3 + 0{,}527Z4 + 0{,}201Z5 + 0{,}030Z6 + 642Z7 \quad (3)$$

Onde:
CPx = componente principapal x, para x = 1,2,3,...,7;
Zx = nota padronizada da variável x, para x = 1,2,3,...,7.

Observando os coeficientes associados a cada variável Zx no CP1, pode-se perceber que os maiores são os multiplicados por Z1, Z3 e Z5, que representam, respectivamente, altura do talude (H), irregularidades no talude (Irreg.) e tamanho do bloco (*Size*). Logo, pode-se considerar que, de acordo com a ACP, essas variáveis podem ser bastante relevantes para explicar o perigo de queda de blocos, afinal, CP1 é o componente que possui a maior variância explicada, seguido de CP2 e CP3. Seguindo o mesmo raciocínio para CP2, as variáveis mais importantes são inclinação do talude (Inc.), Irreg. e a forma dos blocos (Forma). Para CP3, as variáveis são Inc., Precipitação (Precip.) e Vegetação (Veg.).

Observando as variáveis mais relevantes em cada um dos 3 componentes, é possível também rotulá-los. Quanto maiores as notas (3 ou 4) atribuídas às variáveis H, Irreg. e *Size,* maior o valor de CP1, logo, esse

componente pode ser rotulado como um índice de energia dos blocos em queda. Quanto maior a altura e o tamanho do bloco, maior a energia potencial. Se a superfície do talude é irregular, esses grandes blocos podem ricochetear e se comportar como projéteis. Essa interpretação é a mesma do fator 1 (WLS1) da segunda AFE.

A CP2 pode ser considerada como um índice de alcance dos blocos, visto que quanto maiores as notas para inclinação do talude (Z2), irregularidades em sua superfície (Z3) e forma dos blocos (Z6), maior é seu valor. A inclinação do talude nesse trabalho foi considerada por um viés de alcance dos blocos, conforme mostrado na Tabela 1 e Figura 2, com maiores detalhes em Santi *et al*. (2009). Então, as maiores notas para Inc. são para os casos em que blocos em queda tendem a atingir grandes distâncias. Em relação a forma dos blocos, quanto mais arredondado, maior sua tendência em rolar e também atingir grandes distâncias. Esse resultado se aproxima do fator 3 (MR3) da primeira AFE.

Já o CP3 é um componente climático e ambiental, que na verdade funciona como um gatilho para quedas de blocos encrustados em solos. Quanto menos vegetado (Z7) é um talude, maior a tendência em sofrer processos erosivos e escorregamentos, sobretudo quando a precipitação (Z4) é elevada. Essas duas variáveis são as mais relevantes no CP3 (Equação 3). Na Figura 5 estão os gráficos gerados no R de contribuição de cada variável nos 3 componentes, para reforçar ainda mais essas discussões.

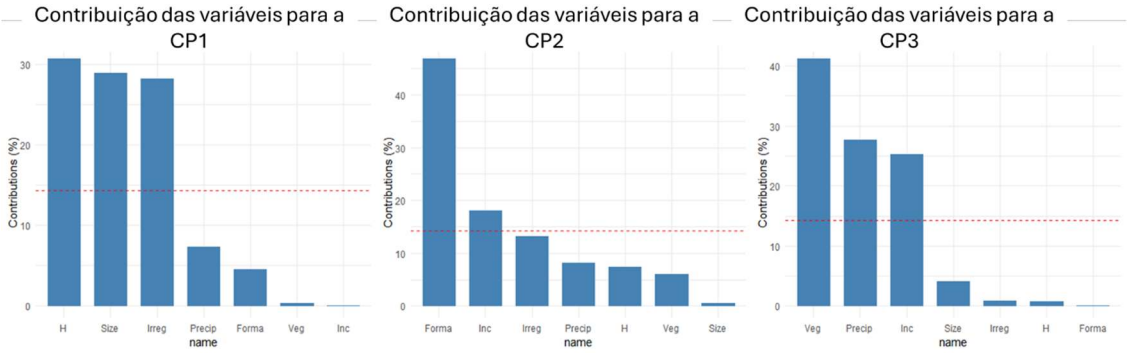


Figura 5. Contribuição de cada variável com cada componente.

4 CONCLUSÕES

Os estudos estatísticos realizados nesse trabalho mostram que a geometria do talude, principalmente a altura e irregularidades na superfície e o tamanho dos blocos são variáveis fundamentais para classificar um talude com blocos encrustados em solos quanto ao perigo de queda, além da precipitação.

Quanto maior é um bloco que cai de um talude alto, maior sua energia potencial e cinética, o que aumenta o seu poder destrutivo. Se a superfície do talude for irregular, o bloco pode tomar trajetórias complexas e atingir maiores distâncias, sendo mais difícil prever até onde vai uma possível zona exposta ao perigo. Maiores precipitações, além de serem gatilhos que desencadeiam movimentos de massa, contribuem para acelerar processos erosivos, que expões e descalçam blocos de rocha.

Apesar de esses estudos serem preliminares, já indicam quais as variáveis que devem receber maior peso em uma futura metodologia quantitativa de determinação do perigo de quedas de blocos em taludes como os tratados nesse trabalho.

Para trabalhos futuros, sugere-se que sejam avaliadas as características e faixas de pontuações propostas para cada variável no CRHRS e que foram utilizadas também aqui, com o objetivo de verificar se essas faixas são também adequadas para taludes brasileiros, sobretudo no que diz respeito à condições climáticas, como precipitação.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), sobretudo à Pro-Reitoria de Pesquisa e ao Centro de Pesquisa Professor Manoel Teixeira da Costa (CPMTC) do Instituto de Geociências da UFMG.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bartlett, M. S. 1951. The Effect Of Standardization On A Chi Square Approximation In Factor Analysis. *Biometrika*; 38:337 44.

BRASIL. Ministério das Cidades; IPT – INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS. (2007) *Mapeamento de riscos em encostas e margem de rios.* Brasília: MCidades; IPT, 2007. Disponível em: https://www.gov.br/cidades/pt-br/assuntos/ publicacoes/publicacoes-periferias. Acesso em 10 fev. 2026.

Fell R.; Corominas J.; Bonnard C.; Cascini L.; Leroi E.; Savage W.Z. 2008. Guidelines For Landslide Susceptibility, Hazard And Risk Zoning For Land Use Planning. *Engineering Geology* 102 (2008) 85 98. www.elsevier.com/locate/enggeo.

Hair, J.F.; Black, W. C.; Babin, B. J.; Anderson, R. E.; Tatham, R. L. 2009. *Análise Multivariada De Dados*. Porto Alegre: Bookman, 688 P.

Kaiser, H.F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika* 23, 187–200. https://doi.org/10.1007/BF02289233.

Kaiser, H. F., & Rice, J. (1974). Little Jiffy, Mark IV. *Educational and Psychological Measurement*, 34(1), 111–117. https://doi.org/10.1177/001316447403400115.

Lê, S.; Josse, J.; Husson, F. (2008). FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software*, 25(1), 1–18. https://doi.org/10.18637/jss.v025.i01

Maerz, N.H.; Youssef A., Fennessey, T.W. (2005) New Risk-Consequence Rockfall Hazard Rating System For Missouri Highways Using Digital Image Analysis. *Environmental And Engineering Geoscience* 11, 229 249 2005.

Mingoti, S. A. *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada*. 2ª reimpressão. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2013. 295 p.

R Core Team (2023). R: *A Language And Environment For Statistical Computing*. R Foundation For Statistical Computing, Vienna, Austria. URL https://www.r project.org/.

Revelle, W. (2024). _psych: *Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research_*. Northwestern University, Evanston, Illinois. R package version 2.4.1, <https://CRAN.R-project.org/package=psych>.

Santi, P. M.; Russel, C. P.; Higgins, J. D.; Spriet, J. I. 2009. Modification and Statistical Analysis of The Colorado Rockfall Hazard Rating System. Engineering Geology 104 (2009) 55 65.

Silveira, L.R.C.; Lana, M.S. & dos Santos, T.B. (2024) A Quantitative Rockfall Risk Analysis System for Highway Rock Slopes. *Geotech Geol Eng* **42**, 1131–1152. https://doi.org/10.1007/s10706-023-02609-z