

Monte Carlo Methodology Applied to Rockfall Prevention in Underground Mines in Central Peru

Jail Portillo-Salvador ¹; Tania Gavilano-Alvarado ²; Humberto Pehovaz-Alvarez ³
^{1,2,3}Ingeniería de Gestión Minera, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Peru, U20171f301@upc.edu.pe,
U201617970@upc.edu.pe, pcgmhpeh@upc.edu.pe

Abstract– Rockfall is a common problem in the mining industry that affects the safety and health of workers during the execution of their activities. This research proposal seeks to identify the most relevant factors that can influence rockfall accidents in an underground mine. A new random simulation methodology is proposed, based on a probabilistic model that helps us predict different scenarios and offers a more comprehensive view than traditional deterministic approaches. This method is used to evaluate the impact of risk and uncertainty in many real-life scenarios. In this case, an analysis of rockfall accidents in underground mining over the last 5 years in Peru was carried out. From this analysis, the most common factors influencing rockfall and the incidence of accidents associated with each one were identified. With the collected data, 100 simulations were performed using the Monte Carlo method, which allowed us to obtain the different probability percentages of occurrence for the factors considered in this research. It was found that geological factors had an occurrence probability of 34%, the highest among all the factors analyzed.

Keywords– Rockfall, Monte Carlo, Underground Mining, Accident Prevention

Metodología de Monte Carlo Aplicada a la Prevención de Caídas de Rocas en Minas Subterráneas del Centro del Perú

Jail Portillo-Salvador¹; Tania Gavilano-Alvarado²; Humberto Pehovaz-Alvarez³
^{1,2,3}Ingeniería de Gestión Minera, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Peru, U20171f301@upc.edu.pe,
U201617970@upc.edu.pe, pcgmhpeh@upc.edu.pe

Abstract– Las caídas de rocas son un problema común en la industria minera que afecta la seguridad y salud de los trabajadores durante la ejecución de sus actividades. Esta propuesta de investigación busca identificar los factores más relevantes que pueden influir en los accidentes por caída de rocas en una mina subterránea. Se propone una nueva metodología de simulación aleatoria, basada en un modelo probabilístico que ayuda a predecir diferentes escenarios y ofrece una visión más integral que los enfoques deterministas tradicionales. Este método se utiliza para evaluar el impacto del riesgo y la incertidumbre en numerosos escenarios de la vida real. En este caso, se realizó un análisis de los accidentes por caída de rocas en minería subterránea durante los últimos cinco años en el Perú. A partir de este análisis, se identificaron los factores más comunes que influyen en las caídas de rocas y la incidencia de accidentes asociada a cada uno. Con los datos recolectados, se realizaron 100 simulaciones utilizando el método de Monte Carlo, lo que permitió obtener los diferentes porcentajes de probabilidad de ocurrencia para los factores considerados en esta investigación. Se encontró que los factores geológicos presentaron una probabilidad de ocurrencia del 34%, la más alta entre todos los factores analizados.

Palabras clave -- Caída de rocas, Monte Carlo, minería subterránea, prevención de accidentes.

I. INTRODUCCIÓN

La minería subterránea enfrenta desafíos tales como la inestabilidad del macizo rocoso y la posibilidad de ocurrencia de caída de rocas. A medida que avanza el frente de extracción, el macizo rocoso se torna más inestable y propenso a fallas, por lo que es fundamental garantizar la estabilidad de las excavaciones subterráneas. Cabe mencionar que la caída de rocas puede producirse por diferentes factores, en particular por la deformación e inestabilidad del propio macizo rocoso de la mina, así como por las actividades mineras propias del ciclo de minado. La caída de rocas es un defecto imprevisto del macizo rocoso y es considerado como uno de los riesgos más frecuentes, menos comprendido y más temido en la actividad minera, representando una amenaza para la seguridad de los trabajadores y el desarrollo de la operación minera [1].

Los accidentes relacionados con la caída de rocas suceden en minas de todo el mundo, y el Perú no es una excepción, donde las estadísticas evidencian altos índices de accidentes debido a este fenómeno. Según el Ministerio de Energía y Minas (MINEM), en los últimos años se han registrado un total de 1000 accidentes mortales causados por caída de rocas, con una

considerable reiteración dentro de los proyectos de gran y mediana minería subterránea [2]. En base a las estadísticas se infiere que la caída de rocas es un evento imprevisto que puede suceder de forma repentina.

Considerando lo mencionado anteriormente, las empresas mineras han destacado a lo largo de los años la importancia de proporcionar una operación minera segura. Esto ha motivado la búsqueda de soluciones para prevenir los accidentes por caída de rocas en minería subterránea, ya que su ocurrencia puede resultar en pérdidas humanas, económicas y materiales. De esta manera, se han realizado investigaciones que abordan este problema desde un enfoque técnico, humano y organizacional, explorando diversos métodos técnicos como el uso del método de elementos finitos (FE) para evaluar la incertidumbre y registrar las regiones dañadas del macizo rocoso en excavaciones subterráneas [3] [4] y teóricos como las revisiones extensas de metodologías cualitativas y cuantitativas para evaluar las trayectorias de los bloques de roca del macizo rocoso [5] [6].

Para enfrentar esta situación, es fundamental identificar y controlar los factores que causan la caída de rocas para prevenir los accidentes relacionados. Según Isleyen et al. [7], la caída de rocas en minería subterránea se debe a condiciones tanto geológicas como operativas. Las condiciones geológicas implican la presencia y orientación de discontinuidades, tensiones, fallas, tipo de roca, entre otros. Además, la importancia de prevenir la caída de rocas ha impulsado a las diferentes áreas de ingeniería a emplear metodologías de simulación para analizar datos y predecir resultados. Por ejemplo, el área de geomecánica, en los últimos años ha logrado un gran avance y representa actualmente la base científica de la ingeniería minera, ya que tiene sus propias particularidades, guiados por la idea de “vida económica”, a la par con el beneficio económico y con márgenes ajustados de seguridad [8].

La importancia de este presente trabajo de investigación radica en la innovación de incorporar un nuevo método como Monte Carlo para la prevención de caída de rocas en minería subterránea. Este método proporciona la probabilidad de ocurrencia de cada factor analizado, destacando su precisión. La simulación Monte Carlo es una técnica matemática que genera variables aleatorias para modelar el riesgo o la incertidumbre de un determinado sistema. Ha sido ampliamente utilizado en la investigación de ingeniería geotécnica y geológica [9].

El objetivo de la investigación es evaluar las variables de riesgo que tengan mayor probabilidad de ocurrencia y que influyen en la caída de rocas para prevenir los accidentes por este motivo. Luego, con estas variables simular posibles eventos inciertos que nos permita garantizar una toma de decisiones de bajo riesgo y mejorar la seguridad en las operaciones mineras.

II. ESTADO DEL ARTE

La recopilación e interpretación de información geológica sobre el área de estudio es importante para determinar los factores que afectan al macizo rocoso causando la caída de rocas. En este sentido, se analizó un método de exploración geológica, organización de datos geológicos y la interpretación de esta información para identificar posibles características que puedan comprometer la estabilidad del macizo rocoso [10]. Además, se propuso un método para identificar y clasificar las discontinuidades del macizo rocoso en base a sus características como la orientación, buzamiento, rugosidad, entre otros, para evitar la caída de rocas por deformación o una falla incontrolada durante el desarrollo de las operaciones mineras [11].

La evaluación del riesgo de caída de rocas en minería subterránea considera una variedad de factores como, el factor geológico, factor ambiental, factor personal, factor equipo, entre otros. Estos factores se analizaron mediante un modelo de evaluación combinada que integra cuatro métodos para mejorar la precisión: método de análisis de pares basado en ponderaciones, modelo difuso integral, modelo de clasificación y modelo de análisis relacional gris. Este enfoque permite predecir con mayor precisión el riesgo de caída de rocas [12].

El método Monte Carlo fue utilizado para analizar distintos problemas como: La deformación del macizo rocoso bajo diversas condiciones mediante el uso de parámetros como la clasificación del macizo rocoso (RMR), resistencia a la compresión uniaxial de la roca intacta (UCS) y profundidad [13]. Asimismo, se analizó la incertidumbre del sistema “Q” mediante la simulación Monte Carlo utilizando el software Risk y en base a histogramas de frecuencia de los parámetros “Q” pudieron caracterizar cuantitativamente la incertidumbre, lo que permitió evaluar la calidad del macizo rocoso antes de la construcción de labores mineras; esto también proporcionó una visión detallada de cómo respondería el terreno y el rendimiento del soporte de estructuras subterráneas [14].

Se evaluaron las probabilidades de daño del macizo rocoso bajo diferentes factores, tales como presencia de agua, altos esfuerzos, mayor temperatura, entre otros; esto se llevó a cabo mediante un enfoque de evaluación probabilística y un modelo tridimensional que tuvo en cuenta la interacción suelo y estructura [15]. Además, se analizó la estabilidad del macizo rocoso a través de tres métodos: análisis de sensibilidad, método determinista y simulación Monte Carlo, junto con los criterios de Hoek Brown y de Mohr Coulomb para poder

calcular los parámetros de resistencia del macizo rocoso, lo que ayudó a identificar el factor importante para una predicción precisa de la estabilidad del macizo rocoso [16].

Agregando a lo anterior, se propuso un método de generación de caída de rocas de forma aleatoria y su respectiva simulación mediante la metodología Monte Carlo, este fue usado para estudiar la influencia de la aleatoriedad de parámetros en la caída de rocas proporcionando así una base confiable para la protección contra la caída de rocas en minería subterránea [17].

Se construyó un método para estimar el tamaño de fractura del macizo rocoso basado en parámetros geométricos tridimensionales como la forma, orientación y posición, en este caso utilizaron MATLAB para simular grupos de fracturas principales considerando la fractura como un plano elíptico; finalmente para validar la simulación utilizaron Monte Carlo, obteniendo como resultado que las fracturas principales son similares a las de la detección in situ [18]. En cambio, Kumar et al. [19] usaron Monte Carlo para estimar la confiabilidad de los pilares y evaluaron las tensiones de trabajo de los pilares de carbón inclinados que varían para calcular su influencia en la confiabilidad del pilar utilizando los tres casos de las funciones de estado límite.

Por otro lado, también se han utilizado otros métodos que permiten evaluar el estado deficiente del macizo rocoso como: El método de Análisis de componentes principales (PCA) que a través del sonido de impacto del techo con una barra de acero se pueda estimar la probabilidad de caída del techo en una mina subterránea. [20]. También, se realizaron un conjunto de cuatro ensayos de desprendimiento de rocas en una escala real con la finalidad de evaluar la fragmentación de los bloques rocosos y mitigar los riesgos, demostrando que estos eventos son impredecibles en términos de magnitud y frecuencia [21].

Hu et al. [22] utilizaron un elemento finito explícito e implícito multipropósito para evaluar el impacto entre el bloque y la malla de soporte con el fin de tomar medidas de mitigación para los peligros de caída de rocas; ambos tuvieron resultados positivos ya que utilizando los métodos mencionados se pudo mitigar los riesgos de que ocurran accidentes por caída de rocas.

Un parámetro ampliamente utilizado para evaluar la resistencia del macizo rocoso es la resistencia a la compresión uniaxial (UCS), este parámetro puede ser determinado en el laboratorio siguiendo el método sugerido por la Sociedad Internacional de Mecánica de Rocas (ISRM); por ello, el estudio buscó emplear el enfoque de simulación Monte Carlo (MCS) para estimar la UCS y abordar las incertidumbres asociadas al macizo rocoso [23].

Por otro lado, Con el objetivo de prevenir accidentes por caída de rocas se propusieron medidas de protección a través de un modelo empírico que combina el mapeo del proceso minero y las matrices de peligro para medir la exposición de los trabajadores a los peligros de caída de rocas [24]. En cambio, Nasimi et al. [25] para prevenir la caída de rocas propuso un sistema para una inspección automatizada de

posibles desprendimientos de rocas, utilizando un robot para golpear repetidamente la superficie de la roca y los datos acústicos recopilados fueron utilizados para reconocer patrones asociados con rocas de diversas condiciones mediante una clasificación PCA (Análisis de Componentes Principales).

Sin embargo, el método Monte Carlo es utilizado en distintas áreas de la minería; en este estudio se muestra una simulación con Monte Carlo basada en la disponibilidad de equipos y personal utilizando la producción subterránea con mineros continuos (CM) y el transporte de camiones como modelo, demostrando que el método Monte Carlo es igualmente eficaz para simular el éxito, evaluar el riesgo y explorar las oportunidades en los procesos de producción técnica [26].

La disponibilidad de bases de datos sobre caída de rocas es crucial para evaluar este fenómeno. Por esta razón, no solo se han empleado métodos de simulación, sino también tecnologías de detección y medición de la luz (LiDAR) para detectar cambios y agrupaciones, mejorando el monitoreo y el inventario de caída de rocas con mayor precisión; además, se realizó una investigación de la viabilidad de incorporar arquitecturas sofisticadas de aprendizaje profundo para facilitar la clasificación automática de eventos de caída de rocas [27].

III. APORTE

El principal aporte de esta investigación radica en la aplicación de la metodología de simulación Monte Carlo para evaluar la probabilidad de riesgo de factores que influyen en la caída de rocas de una mina subterránea. Esta propuesta tiene como objetivo identificar el factor con mayor probabilidad de ocurrencia para mejorar la seguridad en las operaciones mineras subterráneas.

En la figura 1, se detalla el proceso de aplicación de Monte Carlo, el cuál inicia con la recolección de datos estadísticos de los accidentes ocurridos en minería subterránea en el Perú para luego evaluar cada accidente y determinar qué factores influyeron en la ocurrencia de accidentes. Posterior a ello, se procede a gestionar los datos obtenidos y se definen las variables de entrada y salida que se utilizaron para crear el modelo matemático que nos permitirá aplicar Monte Carlo. Finalmente, se realizarán las simulaciones para obtener la probabilidad de ocurrencia de cada factor que definimos al inicio del estudio.

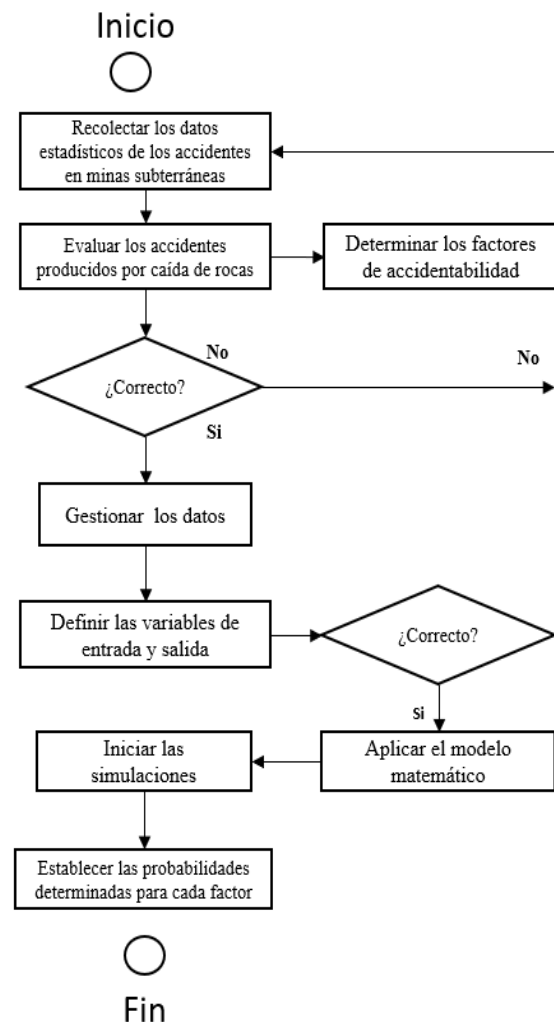


Fig. 1 Metodología implementada en la investigación

Metodología Monte Carlo

La metodología Monte Carlo es una técnica matemática que busca predecir posibles resultados de cualquier evento que se considere incierto. Existen diferentes softwares que son de ayuda para utilizar este método, que mediante una base de datos predicen resultados futuros o posibles soluciones. Este método también es conocido como un modelo probabilístico que se alimenta de la incertidumbre y aleatoriedad de los datos para obtener resultados. Este se aplica mediante simulaciones con datos de entrada y salida con los cuales se obtienen distintos resultados y se busca la unificación de estos luego de varios intentos. De igual manera, el método Monte Carlo es particularmente apropiado cuando no es posible obtener una solución analítica ni datos, y se utiliza principalmente en el caso de problemas de naturaleza compleja con una gran cantidad de variables básicas donde no son aplicables otros métodos. A pesar de que la formulación matemática de Monte Carlo es relativamente simple y el método tiene la capacidad de manejar prácticamente todos los casos posibles independientemente de su complejidad. Cabe resaltar que la

técnica Monte Carlo es utilizada en diferentes áreas de la industria minera, pero, donde es más influyente es en el área de gestión de proyectos. A continuación, se puede visualizar un diagrama básico de la representación de la técnica Monte Carlo.

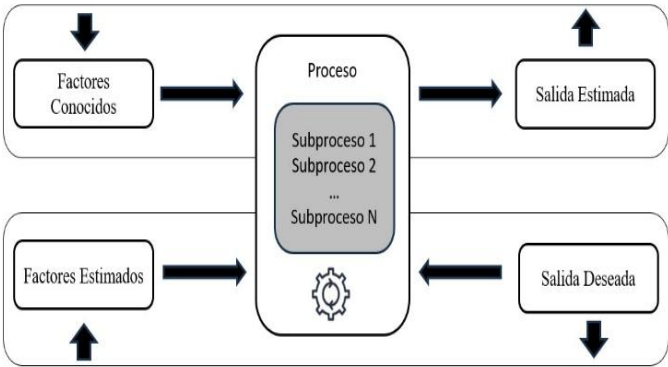


Fig. 2 Grafica representativa de la técnica

De igual manera, la aplicación de esta técnica será utilizada para un escenario de minería subterránea y enfocada en el problema de los accidentes por caída de rocas el cual es una problemática que siempre se busca contrarrestar en estas operaciones. Por ello, en este caso de estudio se reconocieron seis factores de riesgos que son influyentes para ocurran los accidentes por caída de rocas, los cuales son: factores geológicos, factores ambientales, diseño incorrecto de sostenimiento, método de explotación, perforación deficiente y error humano. Con estos factores determinados se procedió a utilizar la base de datos del MINEM para identificar todos aquellos accidentes por caída de rocas en los últimos cinco años. Teniendo en cuenta esta base de datos se modelará el modelo matemático para determinar los rangos de probabilidad para cada factor donde luego se realizarán cien pruebas de simulación.

Para aplicación de la metodología Monte Carlo es posible utilizar diferentes softwares con los cuales modelar esta técnica. Como pueden ser:

PyMC3: Un software de programación probabilística que utiliza algoritmos de cadena de Monte Carlo.

Stan: Un lenguaje de programación probabilística para inferencia bayesiana que utiliza algoritmos de Monte Carlo.

Crystal Ball: Este software contiene herramientas de simulación y optimización para el análisis de riesgos y la toma de decisiones con la técnica de simulación Monte Carlo.

RISK: Un software de simulación Monte Carlo que se integra en Excel para proporcionar variedad de funciones como análisis de sensibilidad, análisis de escenarios y optimización.

Excel: Se pueden realizar las simulaciones Monte Carlo con los distintos comandos de aleatoriedad.

Independientemente del software que se utilice, la metodología Monte Carlo implica tres pasos básicos:

Primero, se configura el modelo predictivo, luego se identifica la variable incierta que se debe predecir y los parámetros que permitirán la predicción mediante las simulaciones. Segundo, se especifican las distribuciones de probabilidad de la variable que es incierta. Se utiliza una base de datos y/o el juicio subjetivo del analista para delimitar un rango de valores probables y diferenciar las probabilidades de obtención de cada uno. Finalmente, se realizan las simulaciones repetidamente para generar valores aleatorios según los parámetros establecidos. Esto se aplica hasta que se hayan reunido suficientes resultados para crear una muestra considerable del número infinito de posibilidades.

En este caso de estudio se aplicará Monte Carlo con el software Excel y sus comandos de aleatoriedad, con el fin de obtener los porcentajes de probabilidad de ocurrencia de los factores conocidos.

IV. VALIDACIÓN

Como se mencionó anteriormente en esta investigación se utilizó la metodología Monte Carlo para realizar simulaciones aleatorias de los diferentes factores de riesgo que tienden a influir en los accidentes por caída de rocas. Para ello, se recolectaron los datos de todos los casos de accidentes mortales ocurridos en la minería de los últimos 5 años que se encuentran registrados en el MINEM.

Recolección de Datos

Los datos se recolectaron de los registros oficiales del MINEM en la sección de accidentes mortales que se albergaron desde 2019 - 2023, luego se filtraron todos los accidentes que fueron provocados por caída de rocas en minas subterráneas en el cual se identificaron 31 casos.

Tabla 1
Número de accidentes por caída de rocas por año

AÑO	Nº DE ACCIDENTES	Nº DE VICTIMAS
2019	5	6
2020	6	6
2021	4	4
2022	8	11
2023	8	10

Cuyos datos se representarían gráficamente de la siguiente manera:

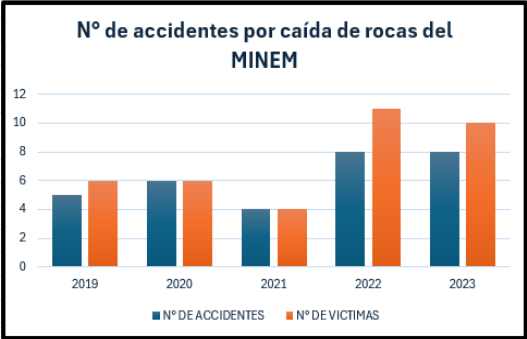


Fig. 3 Gráfico de barras del número de accidentes por caída de rocas por año

De acuerdo con los casos que se recolectaron se establecieron seis factores de riesgos conocidos como son los geológicos, ambientales, método de explotación, diseño incorrecto de sostenimiento, perforación deficiente y el error humano.

Con estos datos se inicia la aplicación de la metodología Monte Carlo, donde se tomó en cuenta el número de accidentes que han sido provocados por cada uno de los factores conocidos.

Tabla 2
Número de accidentes por factor conocido

Nº	Factores conocidos	Nº de accidentes
Nº1	Factores geológicos	11
Nº2	Factores ambientales	5
Nº3	Metodo de explotación	6
Nº4	Diseño incorrecto de sostenimiento	4
Nº5	Perforación deficiente	2
Nº6	Error humano	3

Aplicación de la Metodología Monte Carlo

La simulación Monte Carlo es una técnica matemática que genera variables aleatorias para modelar el riesgo o la incertidumbre de un determinado sistema [9]. En el cual para poder aplicarlo es necesario una base de datos y un modelo matemático que nos ayude a modelar las simulaciones aleatorias.

Modelo Matemático

En este estudio para poder aplicar la metodología Monte Carlo, tomaremos como base el modelo matemático referenciado a la frecuencia relativa porcentual para poder obtener los porcentajes de cada caso de accidente por factor conocido sobre el total de todos los casos en la fecha especificada. Para ello, es necesario establecer la frecuencia absoluta y sumatorio total de los datos recolectados. De esta manera la formula aplicada será:

$$hi = \frac{fi}{N} \times 100\%$$

hi (%) = Frecuencia relativa porcentual

fi = Frecuencia absoluta

N = Sumatoria total de frecuencias absolutas

Tabla 3
Definición de la frecuencia relativa por cada factor conocido

Factores Conocidos	fi
Nº1 Factores geológicos	11
Nº2 Factores ambientales	5
Nº3 Metodo de explotación	6
Nº4 Diseño incorrecto de sostenimiento	4
Nº5 Perforación deficiente	2
Nº6 Error humano	3
TOTAL	31

Con estos datos se procede a realizar las siguientes operaciones:

$$h_1 = 11/31 \times 100\% = 35\%$$

$$h_2 = 5/31 \times 100\% = 16\%$$

$$h_3 = 6/31 \times 100\% = 19\%$$

$$h_4 = 4/31 \times 100\% = 13\%$$

$$h_5 = 2/31 \times 100\% = 6\%$$

$$h_6 = 3/31 \times 100\% = 10\%$$

Se obtienen los siguientes resultados luego de la operación

Tabla 4
Obtención de la frecuencia absoluta porcentual

Factores Conocidos	fi	hi%
Nº1 Factores geológicos	11	35%
Nº2 Factores ambientales	5	16%
Nº3 Metodo de explotación	6	19%
Nº4 Diseño incorrecto de sostenimiento	4	13%
Nº5 Perforación deficiente	2	6%
Nº6 Error humano	3	10%
TOTAL	31	100%

Desde este punto se comienza a determinar los rangos de probabilidad para cada factor conocido tomando como referencia al número de accidentes.

Tabla 5
Rangos de probabilidad para cada factor conocido

Lm	Ls	Nº de Accidentes
0%	35%	11
35%	51%	5
51%	70%	6
70%	83%	4
83%	89%	2
89%	100%	3

Con los rangos establecidos se procede a iniciar las simulaciones aleatorias, teniendo en cuenta el comando aleatorio y buscar.

El comando aleatorio en Excel se representa de la siguiente manera:

= Aleatorio ()

De esta manera podemos obtenemos un infinito número de posibilidades aleatorias las cuales serán necesarias a la hora de aplicar las simulaciones.

De igual manera, el comando que se utilizara para identificar el factor conocido por cada porcentaje de probabilidad se representa de la siguiente manera:

= Buscar ()

Para la aplicación de este comando es necesario que se especifiquen los rangos de probabilidad, el número de

accidentes por cada factor conocido y el valor aleatorio que se ha obtenido en la tabla.

Tabla 6
Cien pruebas de simulación

N° de pruebas de accidentibilidad	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo conocidos
1	86%	2
2	59%	6
3	70%	4
4	67%	6
5	47%	5
6	30%	11
7	34%	11
8	71%	4
9	19%	11
10	7%	11
95	36%	5
96	9%	11
97	89%	3
98	22%	11
99	88%	2
100	4%	11

Luego se procede a filtrar todos los datos por cada factor de riesgo conocido para obtener el porcentaje de probabilidad de las 100 pruebas de simulación.

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 6 casos de ocurrencia por el factor que corresponde a la perforación deficiente.

Tabla 7
Número de accidentes por perforación deficiente

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
33	86%	2
34	85%	2
44	87%	2
49	87%	2
56	85%	2
69	87%	2

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 11 casos de ocurrencia por el factor que corresponde al error humano.

Tabla 8
Número de accidentes por error humano

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
12	99%	3
15	94%	3
22	90%	3
30	94%	3
31	93%	3
36	90%	3
64	93%	3
65	90%	3
82	92%	3
85	99%	3
93	97%	3

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 11 casos de ocurrencia por el factor que corresponde al diseño incorrecto de sostenimiento.

Tabla 9
Número de accidentes por diseño incorrecto de sostenimiento

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
2	74%	4
6	82%	4
8	76%	4
19	78%	4
20	82%	4
21	78%	4
40	78%	4
55	70%	4
63	75%	4
78	75%	4
100	83%	4

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 21 casos de ocurrencia por el factor que corresponde a los factores ambientales.

Tabla 10
Número de accidentes por factores ambientales

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
5	48%	5
10	45%	5
13	41%	5
17	43%	5
26	47%	5
41	43%	5
45	41%	5
46	44%	5
47	46%	5
57	39%	5
58	42%	5
62	44%	5
68	44%	5
70	38%	5
71	39%	5
72	51%	5
79	50%	5
81	45%	5
86	50%	5
89	50%	5
90	42%	5

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 17 casos de ocurrencia por el factor que corresponde al método de explotación.

Tabla 11
Número de accidentes por método de explotación

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
1	62%	6
3	66%	6
23	64%	6
25	66%	6
27	60%	6
28	67%	6
29	54%	6
35	62%	6
43	61%	6
48	61%	6
59	64%	6
60	67%	6
66	65%	6
88	57%	6
94	62%	6
96	61%	6
99	56%	6

Con respecto a las 100 pruebas de simulación se obtuvieron 34 casos de ocurrencia por el factor que corresponde a los factores geológicos.

Tabla 12
Número de accidentes por factores geológicos

N° de ocasiones	Aleatorio	N° Accidentes/factor de riesgo
4	27%	11
7	22%	11
9	33%	11
11	6%	11
14	13%	11
16	2%	11
18	32%	11
24	32%	11
32	24%	11
37	30%	11
38	2%	11
39	16%	11
42	13%	11
50	4%	11
51	27%	11
52	4%	11
53	1%	11
54	5%	11
61	31%	11
67	1%	11
73	5%	11
74	1%	11
75	33%	11
76	34%	11
77	12%	11
80	8%	11
83	1%	11
84	12%	11
87	14%	11
91	35%	11
92	2%	11
95	18%	11
97	7%	11
98	2%	11

Nota. Cabe resaltar que los factores conocidos se ven representados por el número de accidentes que se identificaron anteriormente.

Por último, se procede a ordenar los resultados obtenidos por la simulación y determinar el porcentaje de probabilidad de ocurrencia por cada uno de los factores conocidos.

Tabla 13
Porcentaje de probabilidad de ocurrencia por cada factor conocido

Nº	Factores conocidos	Nº Accidentes en 100	Nº Accidentes en 100 (%)
Nº1	Factores geológicos	34	34%
Nº2	Factores ambientales	21	21%
Nº3	Metodo de explotación	17	17%
Nº4	Diseño incorrecto de sostenimiento	11	11%
Nº5	Perforación deficiente	6	6%
Nº6	Error humano	11	11%

Cuyos datos se representarían gráficamente de la siguiente manera:

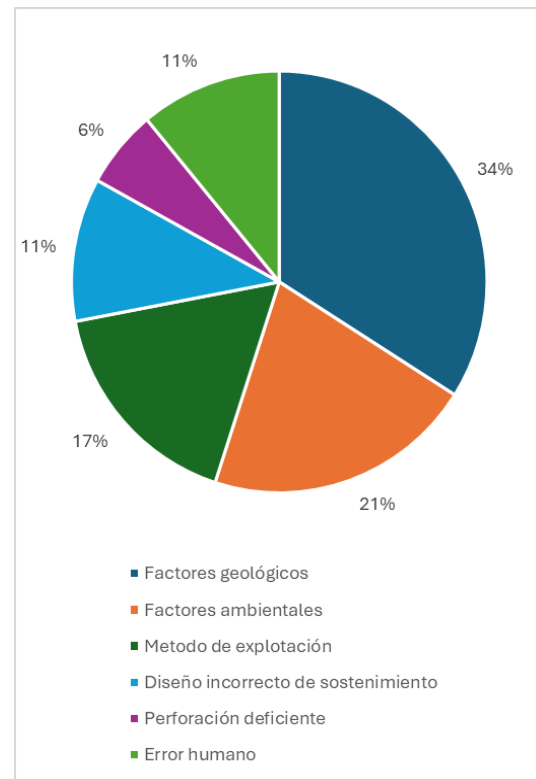


Fig. 4 Gráfica pastel del porcentaje de probabilidad de ocurrencia de cada factor

V. DISCUSIÓN

En el presente estudio, se procedió a realizar 100 pruebas de simulación de accidentabilidad por los diferentes factores

conocidos con el objetivo de determinar los rangos de probabilidad de los casos de accidentes por caída de rocas.

De esta manera se logró determinar los diferentes porcentajes de probabilidad de los casos de accidentes por caída de rocas, obteniendo que el mayor porcentaje de accidentabilidad pertenece a los factores geológicos con un 34 % de probabilidad de ocurrencia mediante Monte Carlo. Mientras que, Hu y Wang [28], aplicaron el Método Monte Carlo – Bayesiana que proporciona una mejora en un 20% aproximadamente la capacidad de generalización de los modelos predictivos al realizar mejoras en los datos de imágenes, en el cual es común es encontrar variables aleatorias discretas y continuas simultáneamente que les permite abordar una gama más amplia de problemas prácticos. De igual manera, Liu et al. [17] estudiaron la influencia de la aleatoriedad de parámetros en los desprendimientos de rocas proporcionando así una base confiable para la protección contra la caída de rocas en minería subterránea su respectiva simulación mediante la metodología Monte Carlo, el número de características incluidas en la clasificación tiene un fuerte efecto en la precisión de la clasificación y ha mejorado el rendimiento de detección de áreas propensas a caída de rocas en un 30 %. No obstante, Zhao et al. [29] evaluaron la probabilidad de daño del macizo rocoso basado en Monte Carlo, debido a la incertidumbre de los daños ocasionados en las excavaciones subterráneas, desarrollaron un nuevo modelo tridimensional híbrido y para evaluar la probabilidad usaron Monte Carlo, obteniendo como resultado que la probabilidad de daño es del 25%. Por otro lado, Adeyemi, Kayode y Toochukwu [30], aplicaron Monte Carlo para determinar la resistencia a la compresión uniaxial de la roca con el objetivo de comprobar la fiabilidad de este método comparado con una prueba de laboratorio, en este caso el resultado fue de un 90% de efectividad en un total de 10000 muestras simuladas. De otra forma, se utiliza Monte Carlo para determinar la cantidad de veces que ocurre un desprendimiento de roca de los taludes que impidan el paso en el camino, donde obtuvieron que la mayor probabilidad que ocurra este tipo de accidente es de un 93% en 3 casos de estudio [31].

De esta manera, demostramos que el uso de Monte Carlo nos brinda una mejor tasa de confiabilidad para evaluar eventos inciertos y poder tener una mejor toma de decisiones.

VI. CONCLUSIONES

Se concluye que, al realizar las simulaciones con Monte Carlo, el factor con mayor influencia en la caída de rocas es el factor geológico con un porcentaje de 34% de probabilidad de riesgo.

También, se determinó que los factores ambientales y el método de explotación tienen una influencia en la caída de rocas con una probabilidad de ocurrencia del 21% y 17% respectivamente. En términos de importancia, las categorías se clasifican de la siguiente manera: Factores geológicos,

factores ambientales y método de explotación, siendo estas las de mayor probabilidad de ocurrencia.

El método de simulación Monte Carlo puede simular con precisión el proceso de simulación aleatorio de la caída de rocas, debido a que, a mayor cantidad de datos, los resultados de la simulación serán más precisos, lo que nos permitirá mejorar la toma de decisiones.

Asimismo, los resultados de la investigación se pueden utilizar para proporcionar apoyo técnico en la evaluación del riesgo de caída de rocas en minería subterránea, e incluso podría ser útil en minería a tajo abierto. Cabe señalar que, debido a la naturaleza del problema, la ecuación o modelo propuesto en este estudio puede aplicarse en otros sitios o condiciones similares para fines de estimación y simulación.

REFERENCIAS

- [1] [1] J. Deng y D. Gu, «Buckling mechanism of pillar rockbursts in underground hard rock mining,» *Geomechanics and Geoengineering*, vol. 13(3), pp. 168-183, 2018.
- [2] [2] Osinergmin, «Boletín Estadístico de la Gerencia de Supervisión Minera Accidentes Mortales,» Osinergmin, Lima, 2019.
- [3] [3] W. Liu, X. Wu, L. Zhang y Y. Wang, «Probabilistic analysis of tunneling-induced building safety assessment using a hybrid FE-copula model,» *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 14, n° 8, pp. 1065-1081, 2018.
- [4] [4] N. W. Xu, F. Dai, Z. Liang, Z. Zhou, C. Sha y C. Tang, «The Dynamic Evaluation of Rock Slope Stability Considering the Effects of Microseismic Damage,» *Rock Mechanics and Rock Engineering*, vol. 47, n° 2, pp. 621-642, 2014.
- [5] [5] L. Li y H. Lan, «Probabilistic modeling of rockfall trajectories: a review,» *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, vol. 74, n° 4, pp. 1163-1176, 2015.
- [6] [6] G. Matas, J. C. N. Lantada, J. Gili, R. R. Carulla y A. Prades, «RockGis: a GIS-based model for the analysis of fragmentation in rockfalls,» *Landslides*, vol. 14, n° 5, pp. 1565-1578.
- [7] [7] E. Isleyen, S. Duzgun y R. M. Carter, «Interpretable deep learning for roof fall hazard detection in underground mines,» *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, vol. 13, n° 6, pp. 1246-1255, 2021.
- [8] [8] E. Orellana, «Influencia de la calidad del macizo rocoso en accidentes por caída de rocas en minas subterráneas,» Universidad del Centro del Perú, Huancaayo, 2016.
- [9] [9] L. Wang, T. Xiao, S. Liu, W. Zhang, B. Yang y L. Chen, «Quantification of model uncertainty and variability for landslide displacement prediction based on Monte Carlo simulation,» *Gondwana Research*, vol. 123, n° 1, pp. 27-40, 2023.
- [10] [10] M. V. Dyke, T. Klemetti y J. Wickline, «Geologic data collection and assessment techniques in coal mining for ground control,» *International Journal of Mining Science and Technology*, vol. 30, n° 1, pp. 131-139, 2020.
- [11] [11] Q. Hou, S. Wang, R. Yong, Z. Xiu, W. Han y Z. Zhang, «A method for clustering rock discontinuities with multiple properties based on an improved netting algorithm,» *Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources*, vol. 9, n° 1, p. 8, 2023.
- [12] [12] G. Feng, L. Cen, M. Lin, G. Yan, X. Li, J. Ma y G. Liu, «Evaluating the Risk of Roof Fall in Phosphate Mines: Case Study of the Shanshuya Phosphate Mine in China,» *Lithosphere*, vol. 11, n° 1, p. 11, 2022.
- [13] [13] H. Fattahi, Z. Varmazyari y N. Babanouri, «Feasibility of Monte Carlo simulation for predicting deformation modulus of rock mass,» *Tunnelling and Underground Space*, vol. 10, n° 1, p. 116, 2019.
- [14] [14] H. Lu, E. Kim y M. Gutierrez, «Monte Carlo simulation (MCS)-based uncertainty analysis of rock mass quality Q in underground

- construction,» *Tunnelling and Underground Space Technology*, vol. 94, n° 10, pp. 8-103, 2019.
- [15][15] J. Zhao y M. DeJong, «Three-dimensional probabilistic assessment of tunneling induced structural damage using Monte-Carlo method and hybrid finite element model,» *Computers and Geotechnics*, vol. 154, n° 1, pp. 105-122, 2023.
- [16][16] C. Li, J. Zhou, D. Armaghani y X. Li, «Stability analysis of underground mine hard rock pillars via combination of finite difference methods, neural networks, and Monte Carlo simulation techniques.,» *Underground Space*, vol. 6, n° 4, pp. 379-395, 2021.
- [17][17] M. Liu, J. Chen, Y. Xiao y W. Ly, «Migration law for random parameters rockfall in steeply dipping coal seams,» *Frontiers in Earth Science*, vol. 11, n° 1, p. 15, 2023.
- [18][18] C. Ye, D. Zhang, X. Zhou, X. Wang y H. Yang, «Reconstruction and Sampling Analysis of Parent Fracture Group in Underground Mining,» *Rock Mechanics and Rock Engineering*, vol. 16, n° 10, pp. 6155-6172, 2021.
- [19][19] P. Kumar, A. Lurka y L. Szula, «Ground Motion Prediction of High-Energy Mining Seismic Events: A Bootstrap Approach,» *Energies*, vol. 16, n° 10, pp. 150 - 165, 2023.
- [20][20] T. Wiens y M. Islam, «Using acoustic impacts and machine learning for safety classification of mine roofs,» *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, vol. 147, n° 1, pp. 104-152.
- [21][21] J. Gili, R. R. Carulla, G. Matas, J. Moya, A. Prades, J. Corominas, N. Lantada, M. N. Andres, F. Buill, C. Puig, J. M. Bofill, L. Salo y O. Mayrouli, «Rockfalls: analysis of the block fragmentation through field experiments,» *Landslides*, vol. 19, n° 5, pp. 1009-1029, 2022.
- [22][22] B. Hu, Y. Wu, H. Wang, Y. Tang y C. Wang, «Risk mitigation for rockfall hazards in steeply dipping coal seam: a case study in Xinjiang, northwestern China,» *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, vol. 12, n° 1, pp. 988-1014, 2021.
- [23][23] A. E. Aladejare, K. Idowu y T. Ozoji, «Reliability of Monte Carlo simulation approach for estimating uniaxial compressive strength of intact rock,» *Earth Science Informatics*, vol. 45, n° 1, p. 110, 2024.
- [24][24] H. Agrawal, S. Durucan, W. Cao, A. Korre y J. Shi, «Rockburst and Gas Outburst Forecasting using a Probabilistic Risk Assessment Framework in Longwall Top Coal Caving Faces,» *Rock Mechanics and Rock Engineering*, vol. 56, n° 10, pp. 6929-6958, 2023.
- [25][25] R. Nasimi, F. Moreu y J. Stormont, «Crack detection using tap-testing and machine learning techniques to prevent potential rockfall incidents,» *Engineering Research Express*, vol. 3, n° 4, pp. 45-50, 2021.
- [26][26] M. Mathey, «Simulation of production processes and associated costs in mining using the Monte Carlo method,» *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, vol. 122, n° 12, pp. 697-704, 2023.
- [27][27] I. Farmakis, P. DiFrancesco, D. Hutchinson y N. Vlachopoulos, «Rockfall detection using LiDAR and deep learning,» *Engineering Geology*, vol. 309, n° 1, pp. 1020-1050, 2022.
- [28][28] J. Hu y J. Wang, «A data extension framework of seismic-induced gravelly soil liquefaction based on semi-supervised methods,» *Elsevier*, vol. 59, n° 1, p. 17, 2024.
- [29][29] X. Zhao, A. Curtis y X. Zhang, «Bayesian seismic tomography using normalizing flows,» *Geophysical Journal International*, vol. 228, n° 1, pp. 213-239, 2022.
- [30][30] A. Adeyemi, K. O. I. y O. Too-chukwu, «Reliability of Monte Carlo simulation approach for estimating uniaxial,» *Earth Science Informatics*, vol. 17, n° 1, pp. 2043-2053, 2024.
- [31] E. Rúa, A. Nuñez, P. Arias y J. Martinez, «Automatic detection to inventory road slopes using open LiDAR,» *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, vol. 118, n° 1, p. 11, 2023.