

Tecnologías de la Información aplicadas a la simulación probabilística de estabilidad geotécnica mediante Python

Information Technologies applied to probabilistic simulation of geotechnical stability using Python

Recibido: 15/04/2026 - Aceptado: 10/07/2026

Jesus Kliver Anchiraico Alderete

<https://orcid.org/0009-0003-6434-0151>

janchiraico@uncp.edu.pe

Universidad Nacional del Centro del Perú. Huancayo, Perú

Eugenio Emilio Orellana Mendoza

<https://orcid.org/0000-0002-8302-378X>

eeorellana@uncp.edu.pe

Universidad Nacional del Centro del Perú. Huancayo, Perú

Vilma Ayre Balbin

<https://orcid.org/0009-0005-1580-3935>

vayre@uncp.edu.pe

Universidad Nacional del Centro del Perú. Huancayo, Perú

César Roberto Toykin Mucha

<https://orcid.org/0009-0004-7050-907X>

ctoykin@uncp.edu.pe

Universidad Nacional del Centro del Perú. Huancayo, Perú

Resumen

Las Tecnologías de la Información (TI) han transformado la ingeniería geotécnica al permitir el desarrollo de simulaciones computacionales que superan las limitaciones de los métodos determinísticos tradicionales. En este contexto, el presente estudio tuvo como objetivo diseñar una herramienta de simulación probabilística de estabilidad geotécnica implementada en Python, integrando las tecnologías de simulación Monte Carlo (50.000 iteraciones) y estimación puntual de Rosenblueth (32 combinaciones) para cuantificar la incertidumbre del Factor de Seguridad (FS) en excavaciones subterráneas. Metodológicamente, el enfoque es cuantitativo de tipo proyectivo; se emplearon las bibliotecas científicas NumPy, SciPy y Matplotlib, definiendo distribuciones estadísticas truncadas para los parámetros geomecánicos de entrada. Los resultados mostraron que la herramienta digital desarrollada obtiene un FS medio de 3,602 ($\sigma = 0,577$), un índice de confiabilidad $\beta = 4,512$ y una probabilidad de falla $P(FS < 1) \approx 0,00\%$, con plena concordancia entre ambos métodos (discrepancia $< 1,5\%$) y un tiempo de cómputo de apenas 0,12 segundos. La prueba de Kolmogorov-Smirnov validó la distribución lognormal como modelo de ajuste funcional ($KS = 0,0073$). Se concluye que la aplicación de Tecnologías de la Información mediante Python constituye una herramienta digital eficaz y accesible para la gestión de riesgos geotécnicos, que optimiza el diseño del sostenimiento sin comprometer la seguridad.

Palabras clave: simulación probabilística, estabilidad geotécnica, Python.

Abstract

Information Technology (IT) has transformed geotechnical engineering by enabling the development of computational simulations that overcome the limitations of traditional deterministic methods. In this context, the objective of this study was to design a probabilistic geotechnical stability simulation tool implemented in Python, integrating Monte Carlo simulation (50,000 iterations) and Rosenblueth point estimation (32 combinations) to

quantify the uncertainty of the Safety Factor (SF) in underground excavations. Methodologically, the approach is quantitative and projective; the scientific libraries NumPy, SciPy, and Matplotlib were used, defining truncated statistical distributions for the input geomechanical parameters. The results showed that the developed digital tool yields an average SF of 3.602 ($\sigma = 0.577$), a reliability index $\beta = 4.512$, and a failure probability $P(FS < 1) \approx 0.00\%$, with full agreement between the two methods (discrepancy $< 1.5\%$) and a computation time of just 0.12 seconds. The Kolmogorov-Smirnov test validated the log-normal distribution as the functional fit model ($KS = 0.0073$). It is concluded that the application of information technology using Python constitutes an effective and accessible digital tool for geotechnical risk management, which optimizes support design without compromising safety.

Keywords: probabilistic simulation, geotechnical stability, Python.

Introducción

Las Tecnologías de la Información (TI) han irrumpido de manera decisiva en disciplinas de la ingeniería que históricamente dependían de cálculos manuales o de software comercial de alto coste. En el campo de la ingeniería geotécnica, esta transición digital se manifiesta en la adopción de lenguajes de programación de código abierto —especialmente Python— y de bibliotecas científicas especializadas que permiten implementar simulaciones numéricas complejas con una accesibilidad sin precedentes (Harris et al., 2020; Virtanen et al., 2020). La posibilidad de ejecutar decenas de miles de iteraciones en fracciones de segundo transforma la manera en que los ingenieros abordan la incertidumbre inherente a los parámetros del suelo y la roca.

En la ingeniería de excavaciones subterráneas, el diseño del sostenimiento en macizos rocosos se fundamenta tradicionalmente en enfoques determinísticos basados en valores promedio de parámetros geomecánicos. Sin embargo, estos métodos presentan limitaciones significativas al no considerar la variabilidad inherente de las discontinuidades, lo que puede conducir a estimaciones imprecisas del Factor de Seguridad (FS) y a diseños de sostenimiento sobredimensionados o inseguros. En este contexto, la investigación geotécnica contemporánea evidencia una transición hacia enfoques probabilísticos y confiabilísticos que incorporan la incertidumbre en el análisis y mejoran la precisión del diseño (Qin et al., 2024).

La principal dificultad en los análisis probabilísticos de estabilidad de taludes radica en la incertidumbre inherente de los parámetros del suelo, cuyos valores presentan una variabilidad significativa tanto espacial como estadística (Chuaiwate et al., 2022; Kar & Roy, 2022). Las herramientas TI —en particular los entornos de programación científica— ofrecen una solución a esta limitación al permitir la automatización de miles de escenarios de cálculo, la visualización de distribuciones de probabilidad y la validación estadística de los modelos en un único flujo de trabajo digital.

En este sentido, diversas investigaciones recientes confirman esta evolución metodológica impulsada por las TI. Por ejemplo, Qin et al. (2024) destacan el crecimiento de los modelos basados en datos en el análisis de la confiabilidad de túneles, mientras que Pandit & Sivakumar Babu (2021) demuestran que la variabilidad espacial de los parámetros geomecánicos modifica significativamente la respuesta del sistema túnel-soporte. De manera complementaria, Nguyen et al. (2024) evidencian que la anisotropía del macizo rocoso influye directamente en la probabilidad de falla y Man et al. (2024) proponen metamodelos avanzados que reducen el costo computacional sin comprometer la precisión del análisis.

Un aspecto crítico en la implementación de estos métodos es precisamente la eficiencia computacional que brindan las herramientas TI. Aunque la simulación Monte Carlo es considerada una de las técnicas más confiables para el análisis de confiabilidad geotécnica, requiere un elevado número de simulaciones. El entorno Python, gracias a sus bibliotecas de cómputo vectorizado, permite ejecutar 50.000 simulaciones en décimas de segundo (Rana et al., 2023). En respuesta a la demanda de mayor eficiencia, el método de estimación puntual de Rosenblueth constituye una alternativa implementable digitalmente que permite obtener resultados comparables a Monte Carlo con una fracción del costo computacional (Renaud & Al Heib, 2024).

Ante este contexto, el objetivo del presente estudio se centra en diseñar una herramienta de simulación probabilística de estabilidad geotécnica implementada mediante Tecnologías de la Información —específicamente el lenguaje Python y sus bibliotecas científicas— basada en los métodos Monte Carlo y Rosenblueth. La relevancia de esta herramienta digital radica en su capacidad para responder a la pregunta clave del ingeniero de excavaciones: ¿Cuánto sostenimiento es necesario para garantizar la seguridad sin comprometer el presupuesto, considerando la incertidumbre inherente del terreno? Además, la diferencia entre el comportamiento real del

terreno y el predicho por los modelos numéricos constituye una fuente importante de incertidumbre que las TI ayudan a cuantificar de forma sistemática y reproducible (Low & Boon, 2024; Nguyen & Marciniak, 2024).

Metodología

El estudio se centra en un enfoque cuantitativo y el tipo de investigación es proyectiva, definida por Hurtado (2000) como aquella que consiste en desarrollar una propuesta, plan, programa o modelo como solución a un problema o necesidad, en un área de conocimiento específica. El producto central es una herramienta digital implementada en Python mediante Tecnologías de la Información.

La herramienta se desarrolló con el lenguaje de programación Python, seleccionado por ser una tecnología de información de código abierto, ampliamente adoptada en la comunidad científica. Se utilizaron las siguientes bibliotecas TI especializadas: NumPy (Harris et al., 2020), que proporciona cómputo vectorizado de alto rendimiento para operaciones matriciales y estadísticas; SciPy (Virtanen et al., 2020), que provee algoritmos para estadística, distribuciones de probabilidad y pruebas de bondad de ajuste; y Matplotlib (Hunter, 2007), que permite la visualización gráfica científica de los resultados. La combinación de estas tecnologías constituye un ecosistema digital integrado para el análisis de confiabilidad geotécnica.

Fórmula central de la simulación

La ecuación principal de la herramienta representa el Factor de Seguridad (FS) frente a deslizamiento planar basado en el criterio de resistencia de Mohr-Coulomb (Hoek & Bray, 1981):

$$FS = [c \cdot A + (W \cdot \cos \psi - U) \cdot \tan \phi] / [W \cdot \sin \psi]$$

Donde: c = cohesión del plano de falla (kPa); A = área del plano de falla (m^2); W = peso del bloque de roca (kN); ψ = ángulo de buzamiento del plano de falla ($^\circ$); U = fuerza de presión del agua (kN); ϕ = ángulo de fricción interna ($^\circ$).

Fases de desarrollo de la herramienta TI

La implementación digital se estructuró en las siguientes fases.

- **Fase 1 – Inicialización y carga de parámetros:** el algoritmo define las propiedades geotécnicas de entrada (cohesión, ángulo de fricción, buzamiento, peso del bloque y presión de agua) con sus respectivas medias y desviaciones estándar, junto con el área fija de la superficie de falla ($A = 25 m^2$).
- **Fase 2 – Configuración del muestreo:** se establece $N = 50.000$ simulaciones para la rama Monte Carlo.
- **Fase 3 – Procesamiento bifurcado:** la herramienta ejecuta en paralelo dos ramas algorítmicas. En la Rama Monte Carlo, la herramienta TI genera 50.000 valores aleatorios para cada variable mediante distribuciones estadísticas truncadas, garantizando límites físicos realistas (sin valores negativos de cohesión o fricción). Luego evalúa vectorialmente el FS sobre los 50.000 escenarios y extrae indicadores clave: FS medio, desviación estándar (σ), Coeficiente de Variación (COV), índice de confiabilidad (β) y probabilidad de falla (P_f). En la Rama Rosenblueth, la herramienta optimiza el cómputo generando exactamente $2^5 = 32$ combinaciones fijas ($\mu \pm \sigma$) para las cinco variables de entrada, evaluando el FS en esos 32 puntos y calculando analíticamente los momentos probabilísticos con un factor de peso $p = 1/32$.
- **Fase 4 – Ajuste estadístico y validación:** la herramienta ajusta una distribución lognormal a los resultados de Monte Carlo y valida el ajuste mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS). Fase 5 – Renderizado gráfico: la herramienta genera y exporta automáticamente en formato PNG (300 dpi) un gráfico que superpone el histograma empírico de Monte Carlo con la curva lognormal teórica, marcando visualmente el umbral $FS = 1$ y la media del FS.

Una vez concluidas las cinco fases de procesamiento, la herramienta TI consolida automáticamente los indicadores de confiabilidad geotécnica —FS medio, desviación estándar, coeficiente de variación, índice β y probabilidad de falla— junto con el gráfico de validación estadística exportado en formato PNG. Este flujo digital

integrado, que articula el cálculo probabilístico con la visualización y el diagnóstico de bondad de ajuste, constituye la base sobre la cual se sustentan los hallazgos que se exponen a continuación en la sección de resultados.

Resultados

En este apartado se presentan los hallazgos derivados de la ejecución de la herramienta digital, organizados en dos componentes complementarios: en primer lugar, los indicadores estadísticos de confiabilidad geotécnica obtenidos mediante los métodos Monte Carlo y Rosenblueth; en segundo lugar, la representación gráfica del flujo de procesamiento y de la distribución probabilística del Factor de Seguridad. Cada resultado se acompaña de su respectiva interpretación técnica.

La herramienta TI desarrollada en Python produjo los siguientes resultados de ejecución, tal como se muestra en la Tabla 1:

Tabla 1

Resultados de la simulación probabilística mediante la herramienta digital Python

Indicador	Monte Carlo	Rosenblueth
FS medio	3,602	3,598
Desviación estándar (σ)	0,577	0,567
Coefficiente de Variación (COV)	0,160	—
Índice de confiabilidad (β)	4,512	4,582
Probabilidad de falla $P(FS < 1)$	0,00%	—
Tiempo de cómputo	0,1202 s	< 0,001 s
KS / p-valor	0,0073 / 0,0094	—

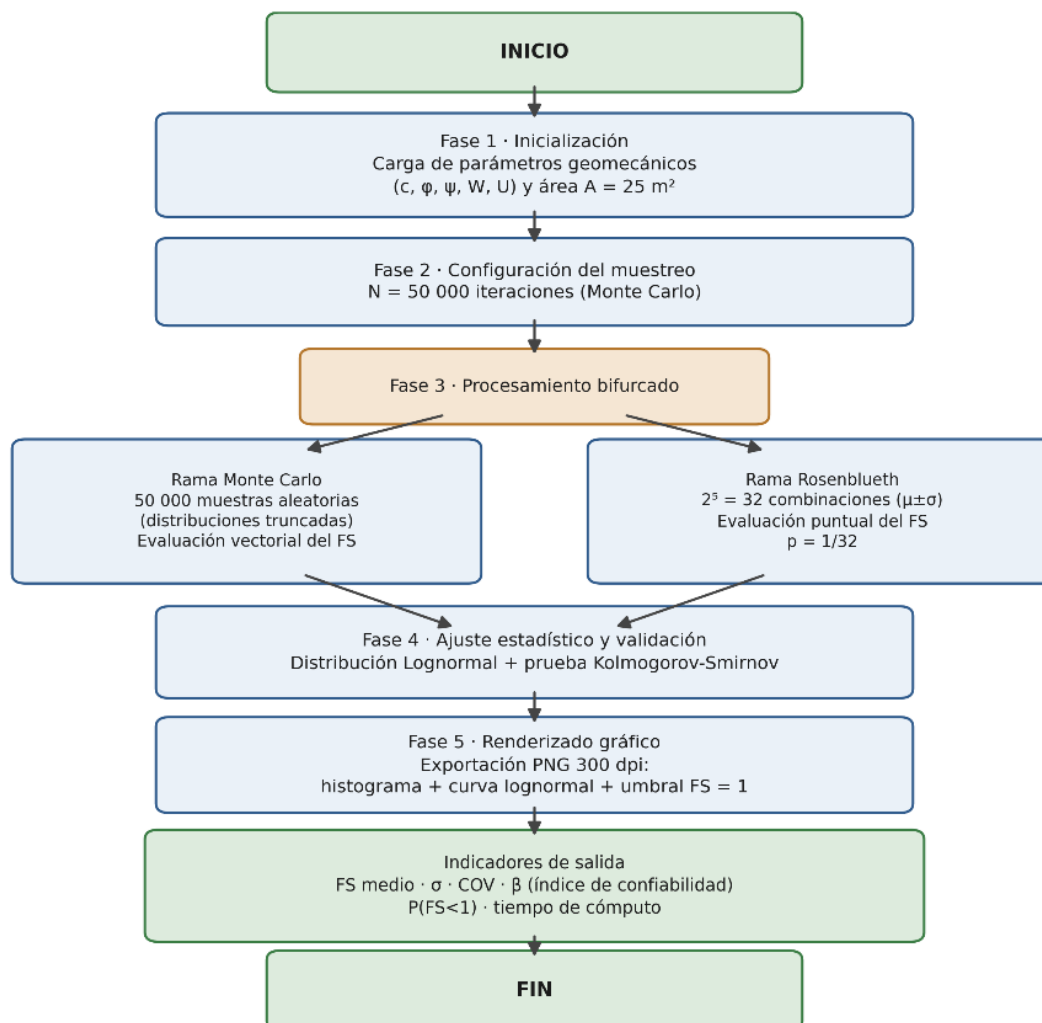
Nota. Elaboración propia mediante la herramienta digital Python

Los resultados de la Tabla 1 evidencian una alta concordancia entre ambos métodos probabilísticos: la discrepancia relativa entre los índices de confiabilidad β obtenidos por Monte Carlo (4,512) y Rosenblueth (4,582) es inferior al 1,5%, lo que confirma la robustez interna de la herramienta TI y la equivalencia funcional de ambas rutas de cálculo. En términos prácticos, el FS medio superior a 3,5 y la probabilidad de falla prácticamente nula (0,00%) indican que el diseño de sostenimiento analizado posee un margen de seguridad considerablemente amplio frente al umbral crítico ($FS = 1$). Asimismo, la diferencia de más de tres órdenes de magnitud en el tiempo de cómputo (0,1202 s frente a menos de 0,001 s) pone de manifiesto la ventaja computacional del método Rosenblueth cuando se requieren evaluaciones rápidas o iterativas del diseño.

Por su parte, la Figura 1 muestra el diagrama de flujo de la herramienta TI desarrollada, el cual sintetiza las cinco fases del proceso computacional, desde la inicialización de parámetros hasta el renderizado gráfico de los resultados.

Figura 1

Diagrama de flujo de la herramienta TI para simulación probabilística de estabilidad geotécnica en Python.



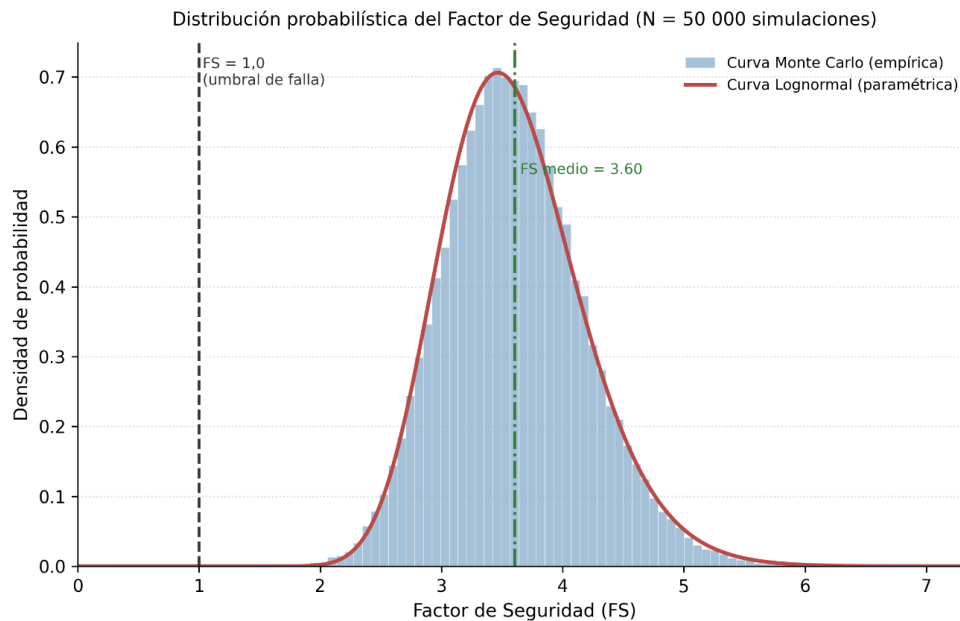
Fuente: Elaboración propia

Como se aprecia en la Figura 1, el flujo se bifurca en dos rutas de cálculo paralelas —Monte Carlo y Rosenblueth— que convergen nuevamente en la fase de ajuste estadístico, lo que evidencia el diseño modular de la herramienta digital, cada rama puede ejecutarse de forma independiente según el nivel de precisión o de eficiencia computacional que requiera el usuario, y ambas alimentan un único proceso de validación y renderizado gráfico. Esta arquitectura bifurcada constituye, en sí misma, un aporte metodológico relevante para la automatización de análisis probabilísticos en ingeniería geotécnica.

En cuanto a la Figura 2, ésta presenta el gráfico generado automáticamente por el algoritmo, que superpone el histograma empírico de Monte Carlo con la curva de distribución lognormal ajustada.

Figura 2

Análisis probabilístico de deslizamiento planar generado por la herramienta digital.



Fuente: Elaboración propia

El eje X representa el Factor de Seguridad (FS) como variable aleatoria de salida; el eje Y, la densidad de probabilidad. La Curva Monte Carlo (empírica) corresponde al histograma suavizado obtenido tras las 50.000 simulaciones digitales; la curva lognormal (paramétrica) representa el ajuste teórico, físicamente consistente dado que el FS es un cociente de variables positivas que presenta asimetría positiva. La Línea Vertical $FS = 1,0$ marca el umbral de falla (el área a su izquierda equivale a P_f); la Línea $FS \text{ medio} = 3,60$ indica el valor central de la distribución. En conjunto, ambas curvas exhiben una superposición prácticamente completa, lo que respalda visualmente la calidad del ajuste lognormal pese a las discrepancias marginales detectadas por la prueba de Kolmogorov-Smirnov.

Discusión

Los resultados obtenidos mediante la herramienta TI, desarrollada en Python, demuestran que las Tecnologías de la Información constituyen un medio eficaz para superar las limitaciones de los métodos determinísticos en el análisis geotécnico. Más allá de la descripción cuantitativa de los hallazgos, en los siguientes apartados se interpretan críticamente sus implicaciones, se contrastan con la literatura previa —evaluando coincidencias y discrepancias— y se ponderan las limitaciones metodológicas que condicionan su alcance.

Validez del modelo digital y dispersión estadística

El FS medio de 3,602 (Monte Carlo) y el coeficiente de variación (COV) del 16% son estadísticamente coherentes con los rangos típicos reportados en la literatura para parámetros geotécnicos (la cohesión suele presentar un COV de 0,20–0,30 y el ángulo de fricción interna, de 0,10–0,15). Para efectos de claridad, el COV expresa la razón entre la desviación estándar y la media de una variable, de modo que valores más altos reflejan mayor dispersión relativa y, por tanto, mayor incertidumbre asociada al parámetro analizado. En este caso, un COV moderado indica que, si bien existe variabilidad inherente en los parámetros geomecánicos de entrada, esta se mantiene dentro de márgenes razonables y no compromete la estabilidad numérica del modelo, lo que sugiere que la herramienta TI está correctamente parametrizada y reproduce de manera realista el comportamiento estocástico

esperado para macizos rocosos fracturados (Chuaiwate et al., 2022; Kar & Roy, 2022). No obstante, esta coherencia depende directamente de la calidad de los datos de entrada: en escenarios con información geotécnica escasa o poco representativa del sitio específico, el modelo heredaría dicha incertidumbre sin capacidad de corregirla internamente, lo que constituye una limitación a considerar en su aplicación práctica.

Probabilidad de falla y gestión digital del riesgo

Un índice de confiabilidad $\beta = 4,512$ corresponde, en la distribución normal estándar, a una probabilidad de falla de $3,2 \times 10^{-6}$ (0,00032%), que al redondearse a dos decimales se reporta como 0,00%. En términos sencillos, el índice β cuantifica cuántas desviaciones estándar separan el valor esperado del Factor de Seguridad respecto del umbral crítico ($FS = 1$); cuanto mayor es β , menor es la probabilidad de que el sistema falle. Desde el punto de vista normativo (Eurocódigo 7, AASHTO LRFD), se exige habitualmente un β objetivo entre 3,0 y 4,0 para fallas de tipo dúctil; el valor de 4,5 obtenido en este estudio indica que el diseño de sostenimiento evaluado está sobredimensionado respecto al mínimo normativo exigible. Esta lectura crítica es relevante porque evidencia que la herramienta TI no solo confirma la seguridad del diseño, sino que además permite identificar un margen técnico y económico susceptible de optimización sin comprometer los niveles mínimos de confiabilidad estructural. Esta capacidad de traducir resultados probabilísticos en decisiones concretas de ingeniería —reducir sostenimiento, redistribuir recursos, priorizar sectores críticos— es, en definitiva, el valor agregado que las TI aportan al proceso de toma de decisiones (Rusdy et al., 2024). Cabe advertir, sin embargo, que esta conclusión asume que los parámetros geomecánicos de entrada representan fielmente las condiciones reales del macizo rocoso; una caracterización geotécnica insuficiente podría subestimar la variabilidad real y, en consecuencia, sobrestimar la confiabilidad calculada.

Prueba de Kolmogorov-Smirnov y limitaciones del ajuste

El valor $p = 0,0094$, al ser menor que el nivel de significancia convencional de 0,05, implica que, en sentido estadístico estricto, la distribución lognormal no constituye un ajuste perfecto para los datos simulados. Para un lector no familiarizado con las pruebas de bondad de ajuste, conviene precisar que la prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS) mide la distancia máxima entre la función de distribución empírica de los datos y la función de distribución teórica propuesta; valores de p bajos señalan que dicha distancia es estadísticamente significativa. Sin embargo, este resultado debe interpretarse con cautela, pues constituye un efecto esperado en muestras masivas: con $N = 50.000$ observaciones, la prueba KS adquiere una potencia estadística muy elevada, capaz de detectar diferencias mínimas —incluso en las colas de la distribución— que carecen de relevancia práctica y que no son perceptibles visualmente en el histograma. Desde una perspectiva de ingeniería, resulta más relevante evaluar la coincidencia entre los momentos estadísticos (media y varianza) y el área bajo la cola izquierda de la distribución, que es precisamente la que determina la probabilidad de falla (P_f). En este sentido, la discrepancia de apenas 1,5% en el índice β entre ambos métodos respalda la robustez funcional de la herramienta digital, incluso cuando el ajuste distribucional no es matemáticamente exacto (Low & Boon, 2024). Esta distinción entre significancia estadística y relevancia práctica constituye una limitación conceptual que debe considerarse al interpretar pruebas de bondad de ajuste en estudios con tamaños muestrales elevados.

Eficiencia computacional de la herramienta TI

La herramienta basada en el método de Rosenblueth, al requerir solamente 32 evaluaciones frente a las 50.000 necesarias para Monte Carlo, demuestra que las Tecnologías de la Información pueden diseñarse en múltiples niveles de eficiencia según la complejidad computacional del problema abordado. Esta diferencia resulta especialmente relevante en escenarios donde cada evaluación individual del modelo geotécnico es costosa en tiempo de cómputo, como ocurre en los modelos de elementos finitos tridimensionales, en los que una sola corrida puede tardar horas; en tales casos, ejecutar 50.000 iteraciones de Monte Carlo sería computacionalmente inviable, mientras que las 32 evaluaciones que exige Rosenblueth constituyen una alternativa práctica y accesible. Esta capacidad de escalar la eficiencia computacional según el contexto del problema representa una ventaja estratégica de las herramientas TI en la ingeniería contemporánea (Man et al., 2024; Pandit & Sivakumar Babu, 2021). No obstante, es importante reconocer que dicha eficiencia conlleva un costo conceptual: el método de Rosenblueth se basa en una aproximación de momentos estadísticos de segundo orden, por lo que su precisión puede degradarse en distribuciones con alta asimetría o ante correlaciones complejas entre variables, limitación que no afecta de la misma manera al método Monte Carlo.

Síntesis crítica y limitaciones del estudio

En conjunto, los hallazgos discutidos evidencian que la herramienta TI desarrollada no solo reproduce de manera fiable los resultados de dos métodos probabilísticos ampliamente validados en la literatura, sino que además permite traducir dicha información estadística en criterios prácticos de diseño y gestión de riesgo. No obstante, el alcance de estas conclusiones está condicionado por limitaciones metodológicas propias del estudio. En primer lugar, el análisis se circunscribe a un mecanismo de falla planar con área de discontinuidad fija ($A = 25 \text{ m}^2$), por lo que su extrapolación a geometrías de falla más complejas —cuñas, superficies circulares o taludes estratificados— requeriría desarrollos adicionales. En segundo lugar, los parámetros de entrada se definieron a partir de distribuciones estadísticas truncadas sin contraste directo con datos de campo de un macizo rocoso específico, lo que limita la validación empírica de los resultados frente a condiciones reales de sitio. Futuras investigaciones deberían orientarse a validar la herramienta digital con casos históricos documentados y a incorporar la variabilidad espacial de los parámetros geomecánicos, ampliando así su aplicabilidad a escenarios geotécnicos más diversos.

Conclusiones

La puesta en marcha de este estudio permitió diseñar e implementar una herramienta digital de simulación probabilística de estabilidad geotécnica mediante Tecnologías de la Información, utilizando Python y sus bibliotecas científicas (NumPy, SciPy y Matplotlib). Dicha herramienta demostró ser funcional, eficiente y accesible para incorporar la incertidumbre de los parámetros geomecánicos en la estimación del Factor de Seguridad.

Vale acotar que, la herramienta TI desarrollada alcanzó un Factor de Seguridad medio de 3,602 (Monte Carlo) y un índice de confiabilidad $\beta = 4,512$, con probabilidad de falla prácticamente nula ($P(FS < 1) \approx 0,00\%$). Este nivel de sobreseguridad, cuantificado digitalmente con precisión, sugiere un margen significativo para optimizar el sostenimiento económicamente sin comprometer la seguridad mínima exigible, lo que se traduce en un ahorro directo en proyectos de excavación.

Además, la comparación entre los dos métodos implementados en la herramienta digital arrojó una discrepancia mínima del 1,5% en el índice β , validando que el método Rosenblueth —con solo 32 evaluaciones— replica los resultados de Monte Carlo de forma casi instantánea. Esto demuestra que las TI permiten diseñar herramientas escalables, eficientes para problemas simples y estratégicamente superiores cuando el costo computacional de Monte Carlo sería prohibitivo (modelos 3D de elementos finitos).

Si bien la prueba Kolmogorov-Smirnov rechazó el ajuste exacto a la distribución lognormal ($KS = 0,0073$; $p = 0,0094$) por la alta sensibilidad muestral, el ajuste es funcionalmente excelente para estimar la media, la varianza y la probabilidad de falla. Esto demuestra que en el contexto de las herramientas TI para ingeniería, la precisión en los momentos estadísticos es más relevante para la toma de decisiones que el ajuste perfecto de la distribución teórica.

En síntesis, la aplicación de Tecnologías de la Información mediante Python constituye una herramienta digital de gestión de riesgos geotécnicos, accesible, reproducible y de código abierto, que permite al ingeniero cuantificar la incertidumbre, optimizar el diseño y justificar técnicamente las decisiones de proyecto, avanzando hacia un enfoque más racional y eficiente que los métodos determinísticos tradicionales. Se recomienda ampliar la aplicación de esta herramienta a otros tipos de falla geotécnica y explorar su integración con plataformas de información geoespacial.

Referencias

- Chuaiwate, P., Jaritngam, S., Panedpojaman, P., & Konkong, N. (2022). Probabilistic analysis of slope against uncertain soil parameters. *Sustainability*, 14(21), 14530. <https://doi.org/10.3390/su142114530>
- Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., ... Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357–362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>
- Hoek, E., & Bray, J. W. (1981). *Rock slope engineering* (3ra ed.). Institution of Mining and Metallurgy.
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- Hurtado, J. (2000). *Metodología de la investigación holística*. SYPAL.

- Kar, S. S., & Roy, L. B. (2022). Probabilistic based reliability slope stability analysis using FOSM, FORM, and MCS. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 12(2), 8236–8240. <https://doi.org/10.48084/etasr.4689>
- Low, B. K., & Boon, C. W. (2024). Probability-based design of reinforced rock slopes using coupled FORM and Monte Carlo methods. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 57, 1195–1217. <https://doi.org/10.1007/s00603-023-03607-6>
- Man, J., Zhang, T., Huang, H., & Dias, D. (2024). Probabilistic analysis of tunnel face seismic stability in layered rock masses using polynomial chaos Kriging metamodel. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 16(7), 2678–2693. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.09.020>
- Nguyen, P. M. V., & Marciniak, M. (2024). Stochastic rock slope stability analysis: Open pit case study with adjacent block caving. *Geotechnical and Geological Engineering*, 42, 5827–5845. <https://doi.org/10.1007/s10706-024-02862-w>
- Nguyen, T. S., Tanapalungkorn, W., & Likitlersuang, S. (2024). Probabilistic analysis of dual circular tunnels in rock masses considering rotated anisotropic random fields. *Computers and Geotechnics*, 170, 106319. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2024.106319>
- Pandit, B., & Sivakumar Babu, G. L. (2021). Probabilistic stability assessment of tunnel-support system considering spatial variability in weak rock mass. *Computers and Geotechnics*, 137, 104242. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2021.104242>
- Qin, W., Chen, E. J., Wang, F., Liu, W., & Zhou, C. (2024). Data-driven models in reliability analysis for tunnel structure: A systematic review. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 152, 105928. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2024.105928>
- Rana, H., Pandit, B., & Sivakumar Babu, G. L. (2023). Estimation of uncertainties in soil using MCMC simulation and effect of model uncertainty. *Geotechnical and Geological Engineering*, 41, 6249–6266. <https://doi.org/10.1007/s10706-023-02523-4>
- Renaud, V., & Al Heib, M. (2024). Probabilistic slope stability analysis: A novel distribution for soils exhibiting highly variable spatial properties. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 76, 103586. <https://doi.org/10.1016/j.probengmech.2024.103586>
- Rusydy, I., Canbulat, I., Zhang, C., Wei, C., & McQuillan, A. (2024). The development and implementation of design flowchart for probabilistic rock slope stability assessments: A review. *Geoenvironmental Disasters*, 11(28), 1–28. <https://doi.org/10.1186/s40677-024-00290-9>
- Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D., ... van der Walt, S. J. (2020). SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature Methods*, 17(3), 261–272. <https://doi.org/10.1038/s41592-019-0686-2>

CONTRIBUCIONES DE AUTORÍA

Jesus Kliver Anchiraico Alderete: Conceptualización, metodología, software, investigación, redacción – documento original.

Eugenio Emilio Orellana Mendoza: Supervisión, validación, redacción – revisión y edición.

Vilma Ayre Balbin: Curación de datos, visualización, análisis formal.

César Roberto Toykin Mucha: Investigación, recursos, administración del proyecto.

DECLARACIÓN SOBRE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)

Se declara que la generación del contenido de este artículo no fue asistida por un modelo de inteligencia artificial. Asimismo, el algoritmo desarrollado en Python es producto del diseño intelectual de los autores y constituye el objeto de estudio de la investigación.