

Enfoque multimétodo para la evaluación de la susceptibilidad y la amenaza por deslizamientos en la subcuenca Las Margaritas, Antioquia, Colombia.

Manuel Santiago Lerma Merchan^a

^a Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín, Facultad de Minas, Medellín, mlerma@unal.edu.co

Abstract

This study jointly addresses the evaluation of landslide susceptibility and hazard in the Las Margaritas Basin (Antioquia, Colombia), applying a variety of methodological approaches. For the susceptibility analysis, heuristic methods, class-based analysis (both conventional and using Weight of Evidence – WOE), multivariate analysis, and physical models were used. Additionally, flow simulations were conducted using the Flow-R software, followed by a comparative evaluation of model performance based on AUC–ROC metrics. A probabilistic component was also incorporated to estimate temporal hazard using a Poisson model, based on the historical recurrence of landslide events. This combination of techniques enables a more robust characterization of the spatial and temporal behavior of mass movements, contributing to the development of effective risk management strategies in mountainous environments.

Resumen

Este estudio aborda de forma conjunta la evaluación de la susceptibilidad y la amenaza por movimientos en masa en la cuenca Las Margaritas (Antioquia, Colombia), aplicando una variedad de enfoques metodológicos. Para el análisis de susceptibilidad se emplearon métodos heurísticos, análisis por clases (convencional y mediante Weight of Evidence - WOE), análisis multivariado, modelos físicos. además de estudios de flujos mediante el Software Flow-R y finalmente una evaluación comparativa de modelos (AUC -ROC). Adicionalmente, se incorporó un componente probabilístico para estimar la amenaza temporal mediante un modelo de Poisson, con base en la recurrencia histórica de eventos. Esta combinación de técnicas permite una caracterización más robusta del comportamiento espacial y temporal de los movimientos en masa, contribuyendo al diseño de estrategias efectivas de gestión del riesgo en entornos montañosos.

1. Introducción.

Los movimientos en masa representan una de las principales amenazas geodinámicas en regiones montañosas como en Antioquia, debido a sus impactos recurrentes sobre la infraestructura, los ecosistemas y las comunidades rurales. La complejidad geomorfológica y eventos climáticos extremos, incrementa significativamente la ocurrencia de estos procesos, además de otros procesos que contemplaremos en el presente artículo.

En este contexto, la cuenca Las Margaritas, ubicada en el municipio de Santa Rosa de Osos, Antioquia, constituye un

escenario representativo para el análisis de estos fenómenos. Esta cuenca cuenta con una extensión de 47,403 km² y un perímetro de 38.678 km, además de tener un índice de Gravelius de 1.573 que nos permite clasificar la cuenca como de oval oblonga a rectangular oblonga. Se caracteriza por una topografía escarpada.

Presenta una geología muy homogénea, pues la cuenca se encuentra únicamente en el Batolito Antioqueño, donde predomina la cuarzodioritas y su geomorfología se encuentra predominada por Laderas erosivas, Espolones y flujos de escombros, todo esto de acuerdo a la información de la Plancha 1:100000 del SGC (Plancha 132).

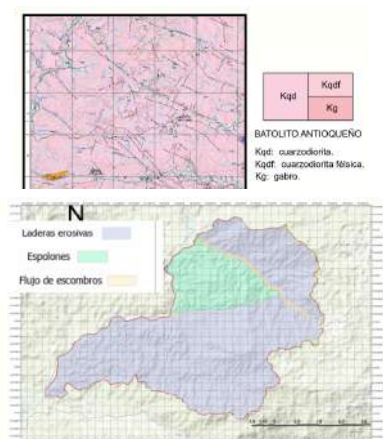


Figura 1. Mapa de unidades geomorfológicas y geológicas a escala 1:100.000 Plancha 132.

El presente estudio tiene como objetivo evaluar de manera conjunta la susceptibilidad y la amenaza por deslizamientos en la cuenca Las Margaritas, mediante un enfoque multimétodo y multiescalar que incluyen: análisis de clases, análisis heurístico, Weight of Evidence (WOE), análisis multivariado, modelos físicos, análisis de flujos (Flow-R) y evaluación comparativa de modelos. Además, se incorporó un componente probabilístico basado en un modelo de Poisson para estimar la probabilidad temporal de ocurrencia de deslizamientos a partir de registros históricos.

Gracias a la combinación de diferentes enfoques, fue posible elaborar mapas de susceptibilidad con mayor nivel de detalle y exactitud espacial, al tiempo que se logró estimar cuantitativamente la frecuencia con la que ocurren estos eventos. Esto resulta especialmente útil para definir estrategias eficaces de gestión del riesgo, identificar zonas prioritarias de intervención e implementar sistemas de alerta temprana. En conjunto, los resultados ofrecen un respaldo técnico confiable para apoyar la toma de decisiones en territorios con condiciones similares, particularmente en áreas montañosas tropicales propensas a movimientos en masa.

2. Datos de Entrada y fuentes de información

Al desarrollar cualquier tipo de modelo, ya sea para delinear la susceptibilidad o el riesgo de deslizamientos, es fundamental recopilar un conjunto completo de datos a escala local y regional. La siguiente sección describe la información más relevante recopilada para este estudio.

Resulta fundamental basar estas simulaciones a partir de un inventario de procesos morfodinámicos multitemporal como insumo fundamental, pues a partir de este es que los diferentes modelos se basan y aprenden, por lo que se requiere una buena elaboración del mismo, porque de este dependerán los resultados que obtendremos. Además de un modelo de elevación (DEM), que será la base para sacar otros mapas de interés como: flujo acumulado, pendiente, curvatura, etc. Estos fueron los modelos empleados:

1) DEM (ALPSRP238510110) - Resolución: 12.5 m - Fecha 07/17/2010

2) Colombia en Mapas (IGAC)

→ Cartografía base hoja 132, que incluye los segmentos 132IIIA1, 132IC3 y 132IC4.

→ Fotografías aéreas del IGAC (09/07/2010, 26/06/2010)
Vuelos (13203009072010 y 13203026062010)
Escala: 1m

3) Inventario de reportes de movimientos en masa de GeoHazard

4) PlanetScope (8/05/2022) Resolución: 3m

5) Google earth (15/06/2009, 06/2010, 1/08/2016, 01/2020, 1/12/2023) Resolución: Landsat 15-30m

Este es el inventario que se realizó: este cuenta con una tabla de atributos donde se clasifican los movimientos por tipos, fechas, insumos donde fueron vistos y demás información de interés.



Figura 2 A) Deslizamiento Rotacional, B) Deslizamiento Traslacional, C) Deslizamientos relictos

Este fue el inventario resultante, según tipo de movimiento en masa y su actividad. El inventario de movimientos en masa se encuentra anexo al GitHub.

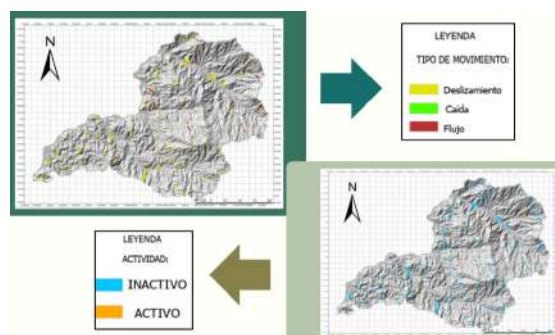


Figura 3. Inventario de movimientos en masa clasificados por Tipos y actividad.

3. Modelo Heurístico

Los modelos heurísticos se basan en el criterio experto y se utilizan para estimar la susceptibilidad de movimiento en masa mediante una valoración cualitativa de los factores que influyen en su ocurrencia. A diferencia de los modelos estadísticos o de aprendizaje automático, estos métodos no requieren un registro histórico de eventos ni una calibración rigurosa del modelo, ya que se apoyan en el conocimiento empírico y la interpretación visual de los datos para seleccionar y ponderar las variables. Su uso es especialmente útil en fases iniciales de estudio o cuando se dispone de información limitada.

En el presente trabajo, el modelo heurístico se construyó a partir de las siguientes variables condicionantes: pendiente, Elevación, Curvatura vertical y horizontal, aspecto, Flujo acumulado, cobertura y Geología. Para analizar su influencia potencial sobre los deslizamientos, se elaboraron histogramas que muestran cómo se distribuye cada variable en el área de estudio.

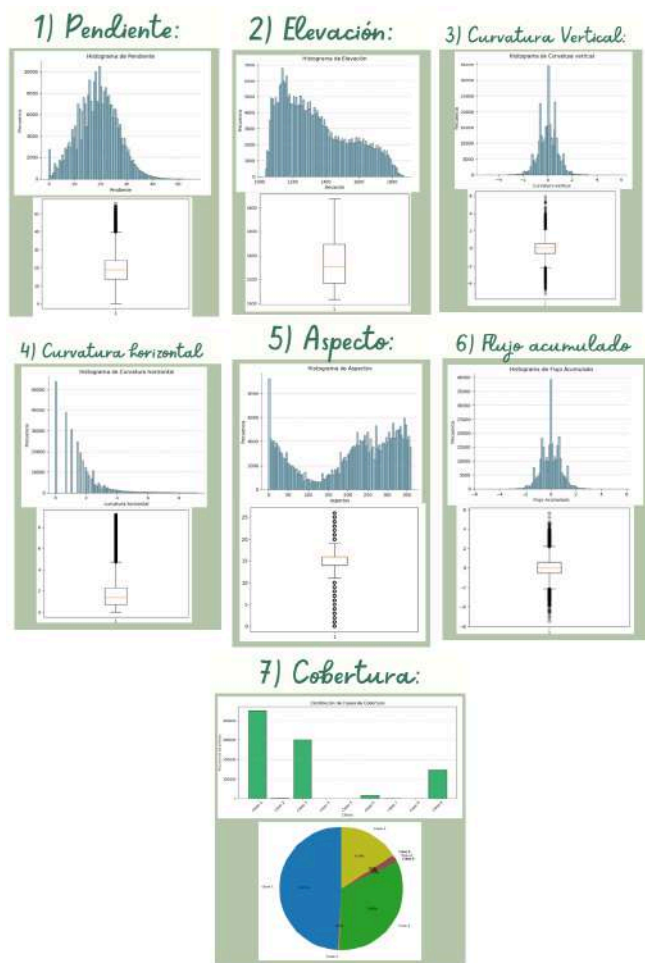


Figura 4: Histogramas y diagrama de caja de las variables.

También se realizaron diagramas comparativos para observar el comportamiento de estas variables en zonas donde se han registrado deslizamientos, frente a aquellas sin evidencia de movimientos en masa (según el inventario elaborado). Este análisis visual permitió identificar qué variables presentan diferencias notorias entre áreas estables e inestables, lo cual ayudó a determinar su relevancia para ser incluidas en el modelo de susceptibilidad.

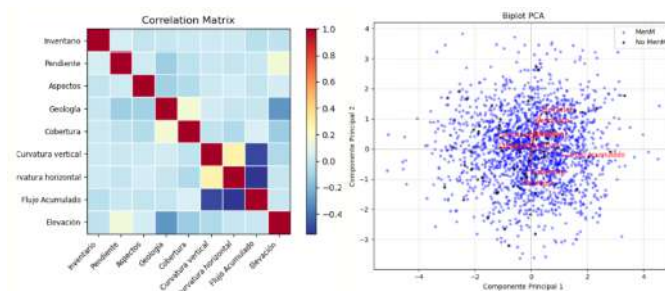


Figura 1: Diagrama matriz de correlación y Biplot PCA.

La matriz presenta los coeficientes de correlación entre pares de variables consideradas en el análisis de susceptibilidad a deslizamientos. Las correlaciones elevadas pueden reflejar redundancia, por lo que se toman en cuenta al momento de seleccionar las variables a incluir en el modelo.

A partir de la revisión de los diagramas comparativos y la matriz de correlación, se identificó que la pendiente, la elevación, Curvatura horizontal y el aspecto son los factores que mayor influencia tienen en la caracterización de zonas susceptibles a deslizamientos dentro del área de estudio. Estas variables evidenciaron diferencias notables entre sectores con presencia de movimientos en masa y aquellos sin registros, lo que respalda su inclusión en el modelo heurístico.

En contraste, la curvatura vertical y horizontal, el aspecto, el flujo acumulado, la cobertura del suelo y la geología (como era de esperarse) no mostraron diferencias claras de comportamiento entre las áreas con y sin movimientos de masa mapeados. Además, los diagramas biplot del PCA y la matriz de correlación sugieren que estas variables resultan ser redundantes. Por estos motivos, se decidió no trabajar con dichas variables.

A continuación, se presentan las variables que sí mostraron diferencias claras de comportamiento entre las áreas con y sin movimientos de masa mapeados y que, por ende, fueron seleccionadas:

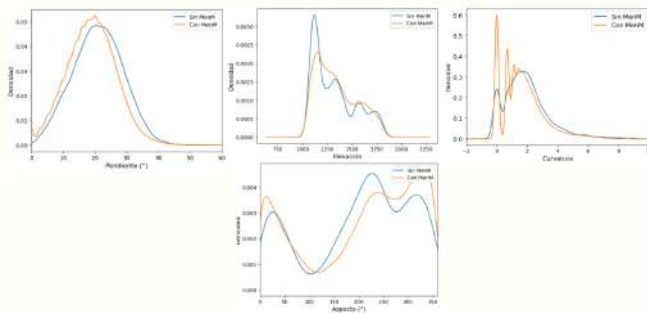


Figura 5: Comparativa comportamiento variables con las áreas que presenta y no movimientos en masa.

Una vez identificadas las variables más relevantes, se procedió a determinar su peso relativo dentro del modelo heurístico. Para ello, se utilizaron los valores de los vectores propios obtenidos a partir de la Matriz de Comparación mediante el método AHP (Tabla 1), el cual se basa en asignar valores a la matriz según el criterio del analista. Para verificar la validez de la matriz, se calculó el índice de consistencia, el cual arrojó un valor de 0.022, indicando que el modelo heurístico es consistente y adecuado.

Tabla 1. Matriz comparación mediante el método AHP

	Elevación	Curvatura horizontal	Aspecto	Pendiente
Elevación	1			
Curvatura Horizontal	1/3	1		
Aspecto	1/3	2	1	
Pendiente	1/3	2	1	1
Índice de consistencia (CR)				0.022

Posteriormente, se aplicó el método de Peso de la Evidencia (WoE) para asignar un valor específico a cada clase dentro de cada variable. Este proceso se llevó a cabo en dos etapas: primero, se ponderaron las clases mediante la matriz de Saaty; y luego, se asignaron pesos a las subclases utilizando WoE. Estas subclases se definieron con base en los histogramas de la Figura 5, dividiéndolas en intervalos que mostraban comportamientos diferenciados. El resultado de este procedimiento es el modelo heurístico de susceptibilidad que se presenta a continuación:

Tabla 2. Matriz ponderación de Clases (Método heurístico) y Subclases (WoE)

Criterio	Peso (%)			Wi+	Wi-
Aspecto	48.93 %	Elevación	Bajo	1.78	2.11
			Intermedio	-0.22	4.12
			Alto	0.22	0.5
Curvatura Horizontal	23.45 %	Curvatura Horizontal	Bajo	-0.3	0.06
			Intermedio	0.01	-0.01
			Alto	0.2	-0.06
Elevación	13.81 %	Aspecto	Bajo	-0.11	0.04
			Intermedio	0.3	-0.17
			Alto	-0.22	0.13
Pendiente	13.81 %	Pendiente	Bajo	-0.76	0.12
			Intermedio	-0.24	2.36
			Alto	0.03	3.88
			Muy alto	0.59	0.76

Este fué el modelo de susceptibilidad resultante:

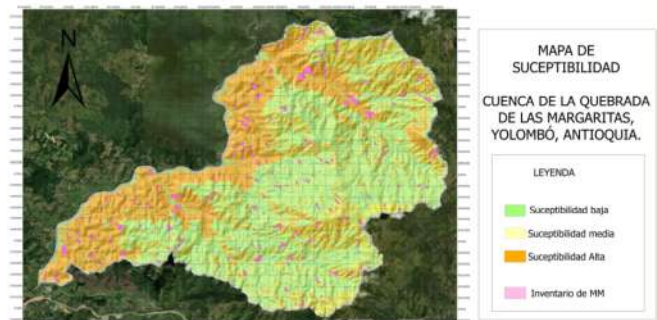


Figura 6: Modelo de Susceptibilidad (Modelo Heurístico)

En este modelo, se evidenció que los valores finales fueron clasificados en tres niveles de susceptibilidad: baja, media y alta. Sobre este mapa se superpuso, en color rosado, el inventario de procesos morfodinámicos para realizar la comparación. Esta representación ofrece una forma clara e interpretable de identificar áreas potencialmente expuestas a movimientos en masa.

4. Modelos Multivariados.

4.1. Modelos paramétricos (Regresión Logística)

La regresión logística es un modelo paramétrico que se utiliza para predecir la probabilidad de que ocurra un evento binario (movimiento en masa o. no movimiento en masa) en función de una o más variables independientes ya propuestas.

En lugar de predecir valores continuos como en la regresión lineal, la regresión logística estima la probabilidad de pertenecer a una clase (entre 0 y 1), utilizando una función logística (sigmoidea).

Se probaron una serie de combinaciones de estas variables para determinar el mejor modelo de regresión logística posible de obtener a partir de estas variables, las combinaciones fueron:

- 1) Aspecto, Elevación, Pendiente y Curvatura horizontal
- 2) Aspecto, Elevación, Pendiente
- 3) Elevación, Pendiente y Curvatura horizontal
- 4) Aspecto, Pendiente y Curvatura horizontal
- 5) Aspecto, Elevación y Curvatura horizontal

Esta modelación se llevó a cabo mediante un código en Python que generó valores estadísticos de interés. De estos, se tomaron dos como criterios principales para determinar cuál de las cinco combinaciones representaba un mejor modelo: el Pseudo R^2 , que mide qué tan bien el modelo explica los datos, y el Log-Likelihood, que indica qué tan probable es que el modelo haya generado los datos observados. Con base en estos indicadores, los siguientes fueron los modelos con mejor desempeño:

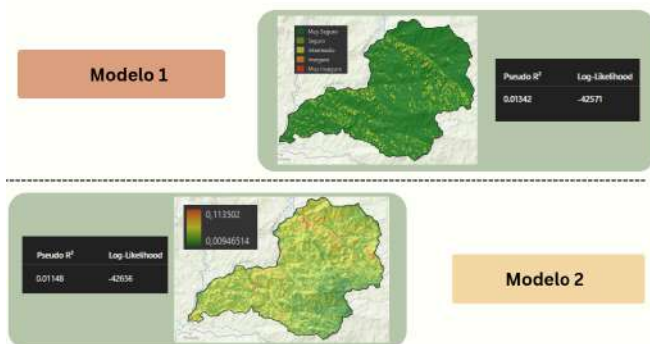


Figura 7: Mejores modelos por regresión logística.

4.2. Modelos Semiparamétricos

Por otra parte se estudiaron también los modelos semiparamétricos estos resultan útiles porque combinan la flexibilidad de los modelos no paramétricos con la estructura de los paramétricos. Permiten capturar relaciones complejas entre variables sin asumir una forma fija del modelo. Son ideales cuando se quiere mayor precisión sin perder interpretabilidad.

A continuación las representaciones del modelo semiparamétrico para cada una de las variables seleccionadas:

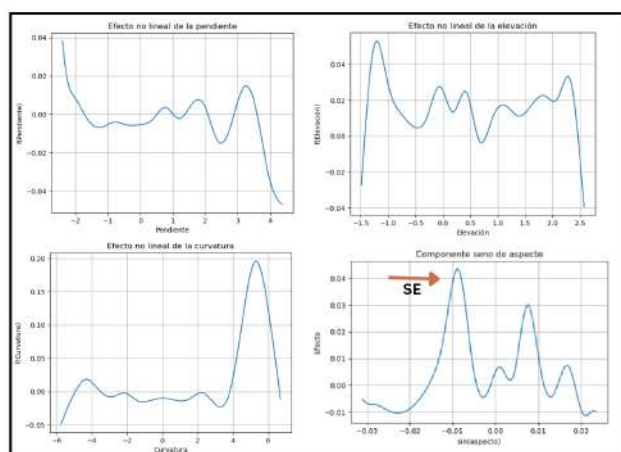


Figura 8: Modelos Semiparamétricos Variables.

En el análisis realizado, la pendiente mostró un comportamiento variable, con un efecto moderado que no sigue una relación lineal clara. La elevación, aunque no tuvo un impacto fuerte por sí sola, podría estar influyendo en combinación con otras variables. La curvatura resultó ser especialmente importante en zonas convexas, donde su efecto fue más evidente. En cuanto al aspecto, su influencia fue más bien baja, pero ayudó a identificar orientaciones del terreno que pueden estar asociadas a mayor inestabilidad como en el SE.

4.3. Modelos No paramétrico

Los modelos no paramétricos no asumen una forma fija para la relación entre variables. Se adaptan directamente a los datos, lo que los hace útiles cuando no se conoce bien la estructura del problema o cuando esta es muy compleja. Existen varios tipos de modelos no paramétricos, pero en este estudio se eligió trabajar con Random Forest y redes neuronales, ya que son de los enfoques más utilizados y efectivos. Para su implementación se utilizó Jupyter Notebook y código en Python, con las librerías necesarias para entrenar y ejecutar ambos modelos.

→ Random Forest:

También se utilizó un modelo de Random Forest con las mismas variables condicionantes. Este tipo de modelo, que pertenece a los métodos no paramétricos basados en árboles de decisión, funciona creando varios árboles durante el proceso de entrenamiento y luego promedia sus resultados. Esta técnica ayuda a mejorar la precisión del modelo y a evitar el sobreajuste. Gracias a su capacidad para captar relaciones no lineales y combinaciones complejas entre variables, resulta especialmente útil para estudiar la susceptibilidad. Estos fueron los resultados obtenidos a partir de 100 y 200 estimadores:

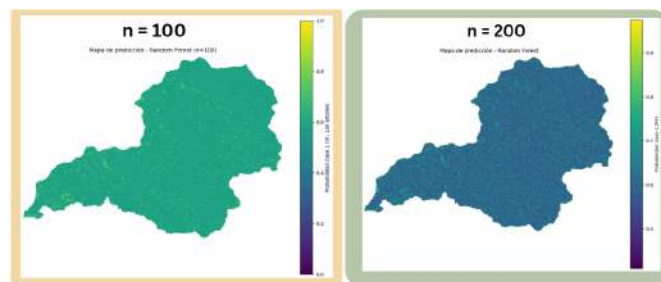


Figura 9: Modelos resultantes Random Forest.

→ Red Neuronal:

También se implementó un modelo de red neuronal para evaluar la susceptibilidad a deslizamientos. Este modelo se estructuró con dos capas ocultas, la primera con 20 neuronas y la segunda con 10, permitiendo capturar relaciones complejas entre las variables de entrada.

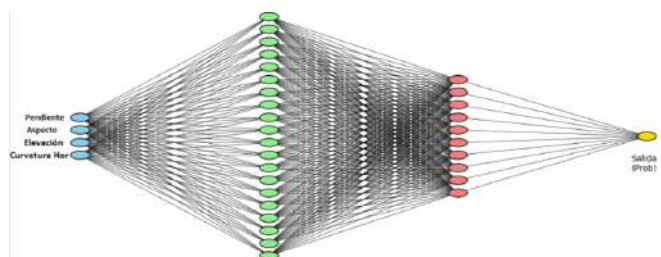


Figura 10: Arquitectura Red Neuronal.

Se definió un máximo de 1000 iteraciones para el entrenamiento, utilizando la función de activación ReLU, el

optimizador Adam y la función de pérdida log-loss, comúnmente usada en clasificación binaria. La salida del modelo fue Sí o No, es decir, predicción de presencia o ausencia de deslizamiento.

Estos parámetros fueron seleccionados con el objetivo de lograr un buen equilibrio entre rendimiento y eficiencia, y se configuraron utilizando código en Python dentro de un entorno Jupyter Notebook. Este fue el resultado:

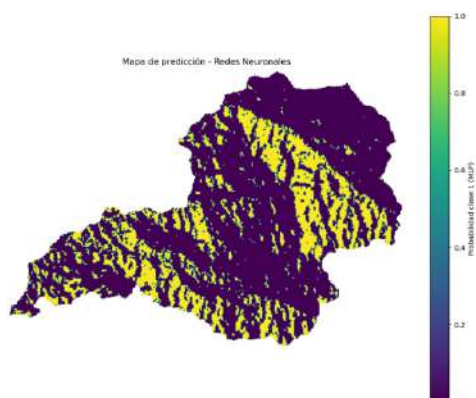


Figura 11: Modelos resultantes Red Neuronal.

5. Modelos Multivariados.

En la parte de evaluación de los modelos multivariados, se utilizó la curva ROC como herramienta para analizar el desempeño de los clasificadores. Esta curva permite observar cómo se comporta el modelo al diferenciar entre zonas con y sin deslizamientos, mostrando la relación entre la tasa de verdaderos positivos y la de falsos positivos.

Además, se calculó el valor AUC (Área Bajo la Curva), que resume en un solo número la capacidad del modelo para distinguir correctamente entre ambas clases. Cuanto más alto es el AUC (cercano a 1), mejor es el rendimiento del modelo. Esta fueron los parámetros para comparar la efectividad de los distintos modelos multivariados que nos ayudaron a seleccionar los mejores modelos de predicción de la susceptibilidad.

5.1. Evaluación Regresión Logística

Se llevó a cabo la elaboración de la curva ROC y el cálculo de los valores AUC para los modelos 1, 2 y 3, con el fin de comparar su desempeño y evaluar su efectividad en la predicción. A continuación, se presentan los resultados:

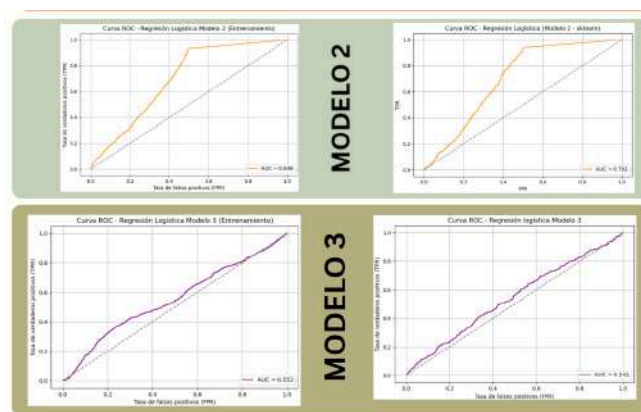
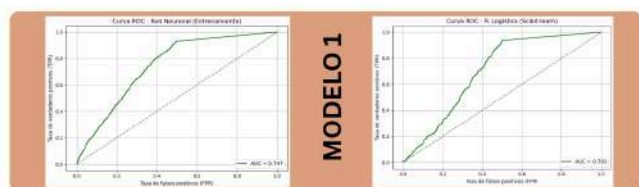


Figura 12: Curva ROC de modelos de regresión logística.

Con base en las curvas ROC presentadas, se considera que los modelos 1 y 2 vuelven a destacarse como las opciones más sólidas, ya que alcanzaron valores de AUC iguales o superiores a 0.7. Este resultado indica un buen nivel de capacidad predictiva, lo que significa que ambos modelos logran diferenciar con una precisión aceptable entre zonas con y sin presencia de deslizamientos.

En contraste, el modelo 3 mostró valores cercanos a 0.5, lo cual está muy próximo al resultado que se obtendría por simple azar. Esto sugiere que no tiene una capacidad real para discriminar entre clases, por lo que se considera poco útil para el análisis de susceptibilidad.

5.2. Evaluación Random Forest y Red Neuronal

En la evaluación de los modelos de Random Forest y Red Neuronal, inicialmente se trabajó con las cuatro variables seleccionadas. Sin embargo, los resultados no fueron los esperados: el rendimiento fue bajo, con valores de AUC apenas por encima de 0.6, siendo el más alto de 0.67. Esto indicaba que los modelos no estaban teniendo un buen comportamiento predictivo, y su capacidad para diferenciar entre zonas con y sin deslizamientos era limitada.

Al hacer pruebas eliminando la variable de curvatura, los resultados mejoraron notablemente, superando un AUC de 0.7. Esto llevó a concluir que tanto el modelo de Random Forest como la Red Neuronal no estaban interpretando bien esa variable, lo que terminaba afectando el proceso de aprendizaje. En este caso, se observó que la curvatura horizontal generaba mayor interferencia en la precisión del modelo. Por esta razón, se recomienda evitar su uso cuando se apliquen estas dos modelaciones.

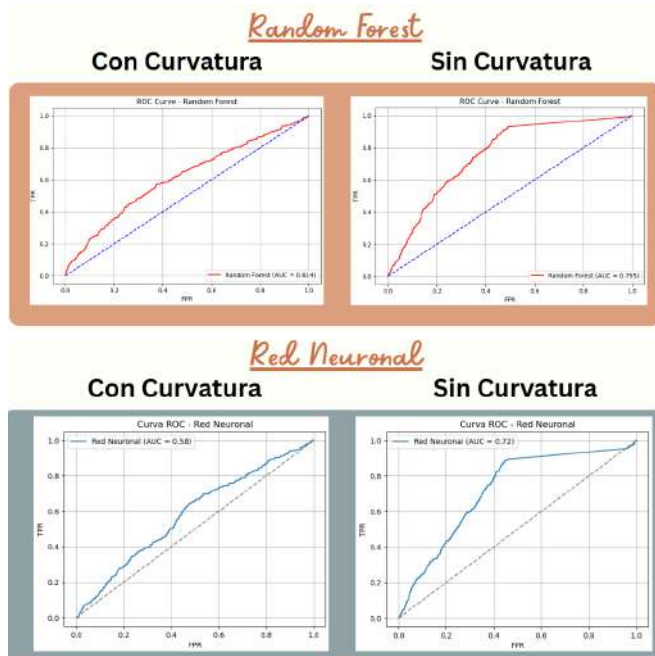


Figura 13: Curva ROC de random forest y red neuronal con y sin curvatura.

6. Modelos Físicos.

6.1. Unidades geológicas para la ingeniería (UGI)

Como se mencionó en la introducción, la cuenca cuenta con una geología muy homogénea, correspondiente al Batolito Antioqueño, lo que resulta ser un problema al momento de evaluar modelos físicos, pues es necesario tener una aproximación a variables geotécnicas como ángulo de fricción, cohesión, peso específico, espesor, etc. Aquí evaluaremos y tomaremos valores a partir de bibliografía, datos aproximados y suposiciones, ya que no se tiene la posibilidad de determinar valores reales sin estudios específicos en el sector, por lo que se hará una aproximación a partir de la elaboración de un mapa de Unidades Geológicas para la Ingeniería (UGI), que nos permitirá mapear superficialmente las variaciones en la calidad de la roca en nuestra cuenca.

El objetivo del mapa UGI es clasificar la cuenca en diferentes áreas según la calidad de la roca presente, con el fin de tener un acercamiento más preciso y justificado a las variables geotécnicas que influyen en los procesos de inestabilidad del terreno. Esta clasificación permite mejorar la interpretación de condiciones superficiales de la cuenca.

Para su elaboración, se tomó como referencia la metodología aplicada en el municipio de Marmato, la cual consistió en reclasificar las unidades litológicas, considerando como roca aquellas con pendientes superiores al 40 %. Para apoyar este análisis, se utilizaron herramientas

como hillshade, curvas de nivel y perfiles topográficos, que permitieron identificar zonas aluviales y coluviales dentro del área de estudio.

Además, se utilizaron fotografías de campo e información sobre fallas geológicas para ayudar a determinar la calidad del macizo rocoso. También se recurrió a imágenes de Google Street View, que facilitaron la observación remota del tipo y estado de las rocas en distintos sectores de la cuenca.

Finalmente, la información sobre la mineralogía y textura de las unidades fue tomada de la Plancha 132 (escala 1:100.000) y del material disponible por el Servicio Geológico Colombiano. Todos estos elementos fueron insumos clave para la construcción e interpretación del mapa UGI.

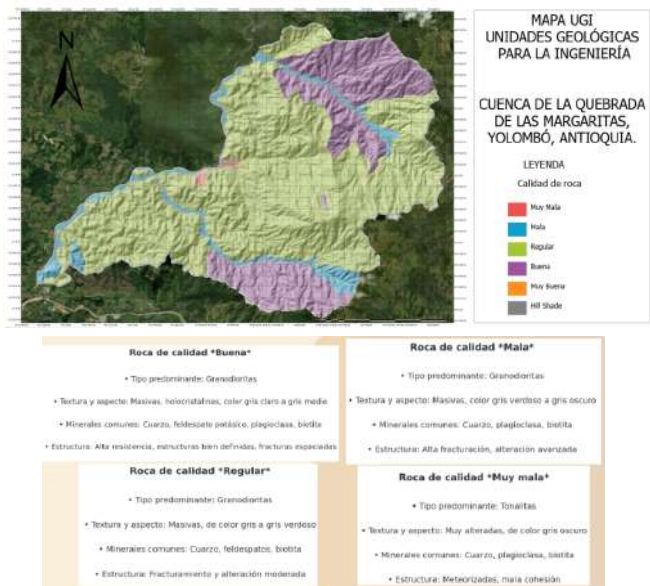


Figura 14: Mapa UGI y característica de las calidades de rocas presentes en la cuenca.

6.2. Variables raster para modelo SHALSTAB

Estas son las siguientes variables raster necesarias para llevarlas a cabo el modelo SHALSTAB:

a) Pendiente y Flujo acumulado:

Estas variables fueron tomadas a partir del Dem y se tomaron como raster, estas fueron ajustadas al mismo tamaño de celtas que el mapa UGI para que los raster se pudieran operar entre sí.

b) Ángulo de fricción, Cohesión y Conductividad Hidráulica:

Los valores asignados de cohesión y ángulo de fricción para cada categoría de calidad de roca se tomaron con base en la clasificación propuesta por Hoek & Bray (1981) en Rock

Slope Engineering. Esta referencia es comúnmente usada cuando no se cuenta con ensayos de laboratorio o de campo.

Según la calidad del material —desde muy mala hasta buena— se definieron rangos típicos: materiales blandos o coluviales tienen baja cohesión (5–10 kPa) y fricción (20°), mientras que en macizos rocosos sanos se asignaron valores más altos (hasta 100 kPa y 38°). Adicionalmente, a cada categoría se le asignaron rangos de conductividad hidráulica (Ksat) con base en bibliografía técnica: los suelos sueltos pueden alcanzar valores de 5–50 cm/h, mientras que en rocas sanas o poco fracturadas esta puede disminuir hasta 0.0001–0.1 cm/h.

Esta aproximación permite representar de forma razonable el comportamiento del terreno en los modelos físicos aplicados, especialmente en contextos donde no se cuenta con datos medidos directamente.

- Muy mala calidad
 - Cohesión: 5–10 kPa
 - Ángulo de fricción: 20°
 - Ksat: 5–50 cm/h (suelos sueltos o coluviales)
- Mala calidad
 - Cohesión: 10–25 kPa
 - Ángulo de fricción: 27°
 - Ksat: 1–10 cm/h (suelos residuales finos)
- Regular
 - Cohesión: 25–50 kPa
 - Ángulo de fricción: 32°
 - Ksat: 0.01–1 cm/h (roca fracturada meteorizada)
- Buena calidad
 - Cohesión: 50–100 kPa
 - Ángulo de fricción: 38°
 - Ksat: 0.0001–0.1 cm/h (roca sana o poco fracturada)

c) Peso específico:

Según datos del INVIAS, las rocas presentes en la cuenca del Batolito Antioqueño presentan una densidad intacta que varía entre 2.60 y 2.75 g/cm³ (es decir, entre 2600 y 2750 kg/m³), valores típicos para rocas ígneas como las que predominan en esta región.

A partir de esta densidad y aplicando la fórmula para calcular el peso específico ($\gamma = \rho \cdot g$), se estimaron los valores correspondientes para cada categoría de calidad de roca. Este cálculo se complementó con la clasificación propuesta por Hoek & Brown, lo cual permitió asignar un valor representativo del peso específico para cada una de las cuatro categorías definidas en el mapa UGI.

De esta forma, se estimaron los siguientes rangos:

- Muy mala calidad: 18.5 kN/m³ (roca altamente meteorizada o suelos desestructurados)
- Mala calidad: 20.5 kN/m³ (roca residual o fuertemente meteorizada)
- Regular: 23.0 kN/m³ (roca moderadamente meteorizada)
- Buena calidad: 26.5 kN/m³ (roca sana o poco meteorizada del batolito)

d) Espesor

Para estimar el espesor del suelo según la pendiente del terreno, se utilizó una fórmula lineal empírica. En áreas con pendientes suaves (<15°) se asigna un espesor constante de 15 m, mientras que en pendientes fuertes (≥40°) el espesor se reduce a 1.5 m.

Para las pendientes comprendidas entre 15° y 40°, el espesor se calcula aplicando la siguiente ecuación:

$$\text{Espesor} = -0.43 \cdot \text{pendiente} + 21.43$$

Se observa que a mayor pendiente, menor es el espesor del suelo, mientras que en pendientes bajas se acumula mayor cantidad de material.

e) Condición de precipitación

De acuerdo al IDEAM se reportan intensidades de precipitación para la zona de la cuenca, donde se identifican eventos moderados con 20 mm/h, eventos fuertes con 40 mm/h y eventos extremos alcanzando los 60 mm/h. Estos valores sirven como referencia para entender el comportamiento de las lluvias en el área. Para el modelo trabajamos con los eventos extremos alcanzados.

6.3. Modelo SHALSTAB

El modelo SHALSTAB (Shallow Landslide Stability Model) permite identificar zonas susceptibles a movimientos en masa tipo deslizamientos superficiales, combinando criterios hidrológicos y geotécnicos en terrenos con pendiente. La fórmula utilizada en este estudio corresponde a la presentada en el Libro Guía del curso de Cartografía Geotécnica (Aristizábal, Edier, 2022), la cual es una variación del modelo SHALSTAB original.

$$FS = \frac{\left(\frac{1000 \cdot 0.01 \cdot K_s \cdot e \cdot \cos(\theta) \cdot \sin(\theta)}{\left(\frac{dx}{q} \right)} \right)}{\left[\left(\frac{\gamma}{\gamma_w} \right) \cdot \left(1 - \frac{\tan(\theta)}{\tan(\phi)} \right) + \frac{c}{\gamma_w \cdot e \cdot \cos^2(\theta) \cdot \tan(\phi)} \right]}$$

K_s = Conductividad hidráulica
 e = Espesor del suelo
 θ = Pendiente del terreno (en radianes)
 dx = Tamaño del píxel (resolución espacial)
 q = Intensidad de lluvia (en mm/h)
 γ = Peso específico del suelo (kN/m³)
 γ_w = Peso unitario del agua (= 9.81 kN/m³)
 ϕ = Ángulo de fricción interna (Radianes)
 c = Cohesión del suelo (kPa)

Figura 15: Fórmula de factor de seguridad (modelo SHALSTAB)

Ya con las variables ráster preparadas para aplicar la fórmula del modelo, se procedió a calcular el mapa de clasificación de susceptibilidad, basado en el parámetro geotécnico del factor de seguridad. Los resultados obtenidos se agruparon en cuatro categorías según su grado de estabilidad:

Las zonas muy estables corresponden a valores entre 3.001 y 5.0, mientras que las áreas clasificadas como estables se encuentran en el rango de 2.001 a 3.0. Por su parte, los valores entre 1.001 y 2.0 fueron definidos como moderadamente estables. Finalmente, las zonas con valores iguales o menores a 1.0 se consideran inestables, lo que refleja una mayor susceptibilidad a la ocurrencia de movimientos en masa.

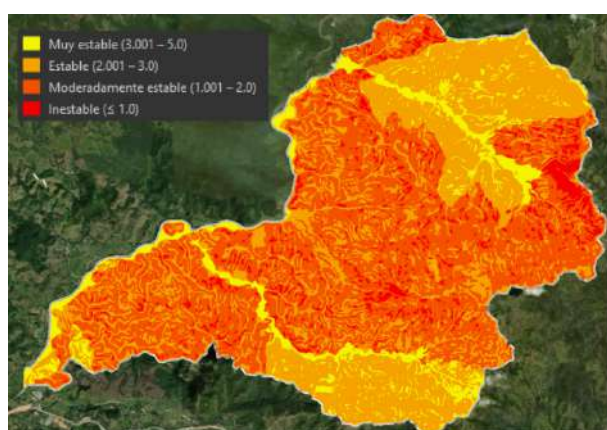


Figura 16: Mapa modelo de susceptibilidad a partir de los factores de seguridad (modelo SHALSTAB).

7. Evaluación del riesgo acumulativo de deslizamientos (modelo de Poisson).

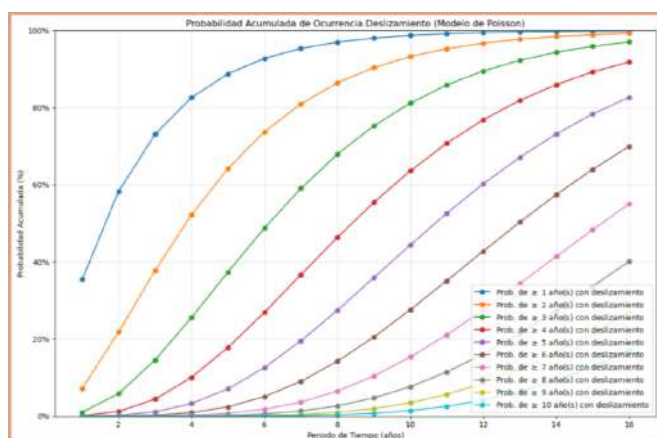


Figura 17: Evaluación del riesgo acumulativo de deslizamientos (modelo de Poisson).

La figura muestra cómo varía la probabilidad acumulada de que ocurran al menos N años con deslizamientos, en función del número de años analizados. Cada curva representa un valor distinto de N, que va desde 1 hasta 10 años con

eventos de deslizamiento. Para obtener estos resultados se aplicó un modelo de Poisson, el cual permite estimar este tipo de probabilidades acumuladas a partir de la frecuencia histórica de ocurrencia. Este cálculo se realizó con base en la información recolectada en el Inventario de procesos morfodinámicos, el cual incluye las fechas en las que fueron registrados los movimientos en masa.

Esta herramienta es útil para la planificación y prevención del riesgo, ya que permite proyectar escenarios a futuro. Por ejemplo, el gráfico muestra que en un período de 10 años, la probabilidad de que ocurran entre 2 y 3 años con deslizamientos supera el 80 %.

8. Movimientos en masa tipo Flujo (Flow-R).

Para el estudio de movimientos en masa tipo flujo se utilizó el software Flow R, su versión Flow-R 2.1.0, permite una evaluación rápida del área de propagación basándose en varios modelos empíricos de run-out publicados a escala local y regional. Permite estudiar Flujos de detritos, desprendimientos de rocas, avalanchas de rocas, deslizamientos de tierra superficiales y avalanchas de nieve.

En nuestro caso trabajamos con los siguientes valores de entrada seleccionados fueron:

- DEM: Recorte topográfico en formato .tif
- Zonas fuente: Raster binario con inventario de flujos previos
- Algoritmo de dirección: Holmgren modified
- dh: 0.5 | x: 2 (valores típicos)
- Ángulo de fricción: 12° (dentro de los valores típicos para flujos de detritos)
- Velocidad máxima: 30 m/s (dentro de los valores típicos para flujos de detritos)
- Salidas: Susceptibilidad máxima y velocidad

Este programa genera varios rásteres de interés, entre ellos: susceptibilidad máxima, velocidad, extensión total, número de propagaciones y energía. De todos, nos enfocamos en tres principales.

El primero es el de susceptibilidad máxima, con valores entre 0 y 1. Un valor cercano a 0 indica que esa celda no fue alcanzada por ningún flujo en ninguna de las simulaciones, mientras que un valor de 1 significa que la celda fue impactada por todos los flujos posibles.

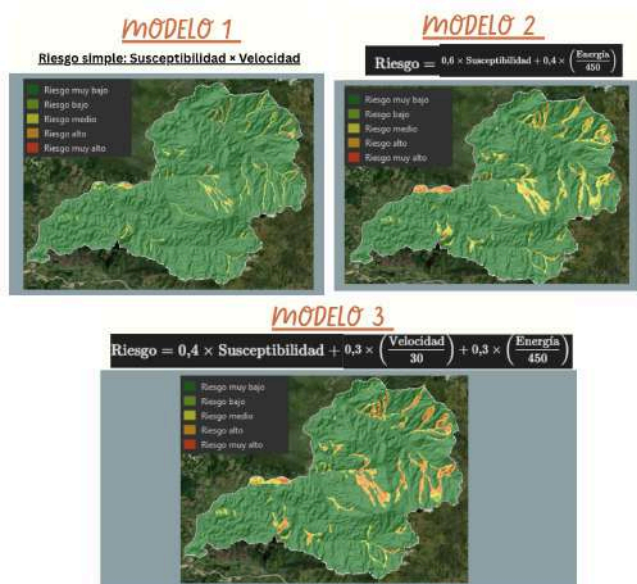
Otro ráster importante es el de velocidad, que muestra la rapidez con la que se desplaza el flujo por el terreno. En este

caso, se limitó la velocidad máxima a 30 m/s en el archivo de entrada.

Por último, está el ráster de energía, que representa la energía cinética máxima acumulada en cada celda por los flujos que pasaron por allí. Aunque la unidad es relativa, da una idea clara: a mayor energía, mayor es el potencial destructivo o erosivo del flujo en esa zona.

8.1. Modelos de susceptibilidad de flujos.

Ya con estos rásteres generados por Flow-R, es posible construir modelos a partir de ellos. Se proponen tres modelos, los cuales se presentan a continuación. Cada uno se pondera según el criterio del evaluador, y todos los rásteres utilizados se normalizan previamente para que trabajen con valores en un rango de 0 a 1.



9. Análisis y discusión.

Usar los diferentes métodos de modelados nos dio un panorama más amplio sobre la susceptibilidad a deslizamientos en la cuenca de Las Margaritas. Por un lado, el modelo heurístico representó una aproximación. Su simplicidad y metodología respaldada, hace de este un importante insumo, mostró coincidencias claras con zonas donde ya se habían reportado deslizamientos, aunque no tanto con los flujos.

Cuando empleamos modelos más complejos, como los no paramétricos, surgieron diferencias importantes. En particular, se evidenció que la variable curvatura horizontal afecta negativamente el rendimiento del modelo. Al excluirse, el desempeño mejoró, lo que demuestra lo importante que es revisar combinaciones y eliminar aquellas

variables que generan ruido en el aprendizaje del modelo. Este ajuste se realizó en los modelos de Random Forest y la Red Neurona.

Además, al integrar los modelos físicos como SHALSTAB y las simulaciones de propagación con Flow-R, se logró entender cómo podrían evolucionar los procesos y cómo podrían desencadenarse e iniciar.

El estudio probabilístico que empleamos con el modelo de Poisson igualmente nos entregó una perspectiva temporal muy útil, evidenciando que, mirando hacia el futuro, es bastante probable que tengamos periodos de varios años marcados por deslizamientos. Esta perspectiva refuerza la idea de tomar medidas preventivas.

10. Conclusiones.

La combinación de distintos métodos de modelación permitió obtener una evaluación robusta del riesgo por movimientos en masa en la cuenca. Dentro de los modelos multivariados, los modelos no paramétricos presentaban un mayor poder predictivo (AUC mayor a 0,7), donde el mejor modelo corresponde al Random Forest, seguido por la red neuronal. Seguidamente, algunos de los modelos de regresión logística mostraron un rendimiento considerable, no muy lejanos a los modelos paramétricos, como el modelo 1 y 2, que se pueden contemplar como modelos de interés; sin embargo, hay otros que estaban cerca del azar y no representaban mucho.

Resulta fundamental revisar con cuidado las variables incluidas en los modelos, pues una variable puede afectar el rendimiento drásticamente. Por lo tanto, debemos escoger con criterio cada variable y probar diferentes combinaciones posibles para obtener mejores resultados.

Los modelos físicos, probabilísticos y de flujos ampliaron el panorama, incluyendo otras variables que no fueron empleadas en los métodos multivariados. Esto permite ver un panorama más amplio y desarrollar una mejor comprensión de su comportamiento en el tiempo y bajo diferentes condiciones.

En conclusión, el conjunto de los resultados es una herramienta útil para la gestión del riesgo en la cuenca y sienta una buena base para futuros estudios con más información o mayor detalle técnico.

11. Referencias.

- Aristizábal, E. (s.f.). Cartografía geotécnica. Recuperado en 2025.
- GeoHazard International. (s.f.). Inventario de reportes de movimientos en masa [Base de datos geotécnica].

Google. (2009–2023). Imágenes históricas de Google Earth [15/06/2009, 06/2010, 01/08/2016, 01/2020, 01/12/2023]. Resolución: Landsat 15–30 m.

Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). (s.f.). Colombia en Mapas [Cartografía base hoja 132, segmentos 132IIIA1, 132IC3 y 132IC4].

Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC). (2010, junio 26 y septiembre 7). Fotografías aéreas (Vuelos 13203009072010 y 13203026062010) [Imágenes aéreas a escala 1:10.000].

Japan Aerospace Exploration Agency. (2010, julio 17). DEM ALPSRP238510110 [Modelo Digital de Elevación]. Resolución: 12.5 m.

Planet Labs Inc. (2022, mayo 8). Imagen satelital PlanetScope [Imagen satelital]. Resolución: 3 m.

INVIAS. (2012). Normas y especificaciones: Densidad relativa, relaciones de humedad – peso unitario seco [PDF]. Instituto Nacional de Vías.

Hoek, E., & Bray, J. W. (1981). Rock Slope Engineering (3ª ed.). London: Institution of Mining and Metallurgy.

IDEAM. (s.f.). Curvas IDF – Intensidad, duración y frecuencia de lluvias en Colombia. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. Recuperado de <https://archivo.ideam.gov.co/curvas-idf>