

Analysis of susceptibility to mass movements of the basin located in the Quebrada Quebradona in Ituango, Antioquia

Análisis de susceptibilidad a movimientos en masa de la cuenca ubicada en la Quebrada Quebradona en Ituango, Antioquia

Jose Manuel Sepulveda Rueda ^a

^aFacultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. josepulvedar@unal.edu.co

Abstract

The basin of the Quebrada Quebradona, located in the north of the department of Antioquia, in the municipality of Ituango, is the object of study to develop a model of susceptibility to mass movements at a detail scale of 1:25,000. This approach is based on a variety of knowledge- and data-driven methods. The main purpose is to understand the factors that trigger mass movements in the area and to predict the area's most prone to such events. In addition, an evaluation of the prediction techniques used will be carried out. This model not only seeks to provide an accurate view of susceptibility in the Quebradona basin.

Keywords: Mass Movement, model, precision, accuracy.

Resumen

La cuenca de la Quebrada Quebradona, situada al norte del departamento de Antioquia, en el municipio de Ituango, es objeto de estudio para desarrollar un modelo de susceptibilidad a movimientos en masa a una escala de detalle de 1:25.000. Este enfoque se basa en diversos métodos basados en conocimiento y datos. El propósito principal es comprender los factores que desencadenan los movimientos en masa en la zona y predecir las áreas con mayor propensión a dichos eventos. Además, se llevará a cabo una evaluación de las técnicas de predicción empleadas. Este modelo no solo busca ofrecer una visión precisa de la susceptibilidad en la cuenca de Quebradona.

Palabras clave: Movimiento en masa, modelo, precisión, exactitud.

1. Introducción

Manuscript must be prepared in letter size paper with margins of 2.2 cm in the upper and lower sides, of 1.69 cm in inner and outer sides and 0.7 cm Binding. The text is typeset in two columns with 0.40 cm of spacing between columns. All texts in the manuscript are typeset using Time New Roman fonts.

Use Time New Roman font with size of 10 points for normal text paragraphs. The first line of each paragraph is indented 0.5 cm.

1.1 Generalidades

La Quebrada Quebradona, ubicada en la porción noroccidental del municipio de Ituango, es una cuenca menor que desemboca en el Río Ituango y contribuye a la cuenca del río Cauca. Con respecto a su geometría, la cuenca abarca una superficie de 76,15 km² y presenta un perímetro de 46,43 km. Su altitud promedio es de 2252 metros sobre el nivel del mar, y el cauce principal se extiende a lo largo de 8,66 km con un

ancho máximo de 11,64 km y una longitud de 11,8 km. La pendiente media de la cuenca es de 30°.

La topografía de la Quebrada Quebradona se caracteriza por extensas zonas boscosas en la dirección norte, mientras que hacia el sur se alternan campos de cultivos y áreas destinadas a la ganadería. Entre sus afluentes más relevantes se encuentran la Quebrada Quindío, la Quebrada Mal Abrigo y la Quebrada La Soledad. Este perfil detallado de la cuenca proporciona una base integral para la comprensión de su dinámica y su papel en el flujo hídrico de la región.

2. Información secundaria

En el proceso de llevar a cabo cualquier tipo de modelación, ya sea para la susceptibilidad de movimientos en masa, resulta crucial recopilar una diversidad de datos. Esta estrategia garantiza la disponibilidad de información y variada que contribuya de manera significativa a la comprensión y perfeccionamiento de los métodos empleados. A continuación, se detalla la información esencial utilizada en la construcción de los modelos.

2.1 Cartografía base

La información cartográfica base se obtuvo de Colombia en Mapas, en particular, se empleó la plancha 104 para la creación de un mapa base específico de la Cuenca.

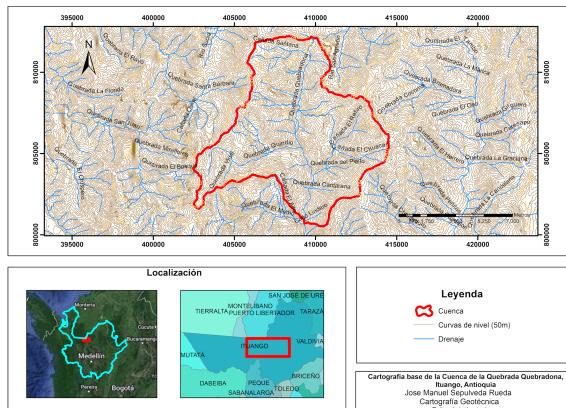


Figura 1. Cartografía base.

Fuente: Propia

2.2 DEM

Se obtuvo el modelo de elevación digital de Alaska Vertex [1], de tamaño 12,5 m x 12,5 m

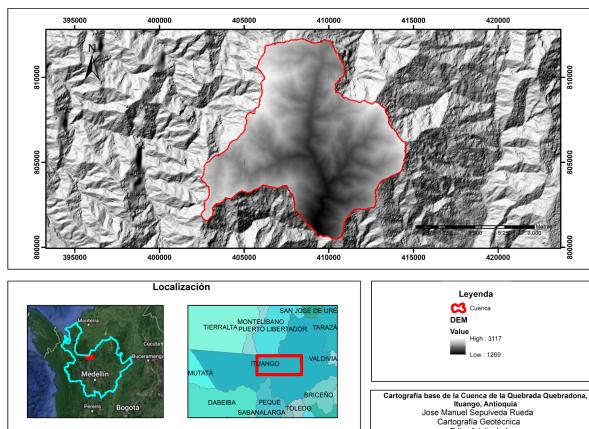


Figura 2. DEM.

Fuente: Propia

2.3 Geología

Se obtuvo de la plancha 104 del Servicio Geológico Colombiano [2].

Tabla 1.
Descripción geológica.

Simbología	Descripción

k2k6-Sm7

Lodolitas; arenitas lodosas y arenitas líticas; cherts; calizas; tobas, y aglomerados. Localmente cataclasitas.

K2-Vm7

Basaltos toleíticos, y doleritas, tobas básicas y brechas volcánicas.

T-Mbg3

Esquistos grafíticos, cuarzomoscovíticos, cloríticos y anfibólicos; filitas; cuarcitas; mármoles, y serpentinitas.

K2-Pi

Granodioritas, tonalitas y cuarzodioritas.

Fuente: Adaptado de [1]

3. Inventario de movimientos en masa

Se llevó a cabo un inventario multitemporal de movimientos en masa en la cuenca de la Quebrada Quebradona, utilizando como recurso principal imágenes satelitales para su obtención. Se obtuvieron las siguientes características.

Tabla 2.
Atributos y fuente del inventario.

Característica	Descripción
Cantidad y tipo	Se obtuvieron 90 movimientos de masa, los cuales son 77 deslizamientos, 12 flujos y 1 caída de rocas.
Actividad	De los 90 movimientos en masa, 78 están activos y 12 inactivos.
Imagenes usadas [3]	<ul style="list-style-type: none"> • Sentinel 2 con fecha de 27-04-2017 a color verdadero • Sentinel 2 con fecha de 08-09-2023 a color verdadero

Fuente: Propia.

Se presenta el mapa obtenido de tipos de MenM.

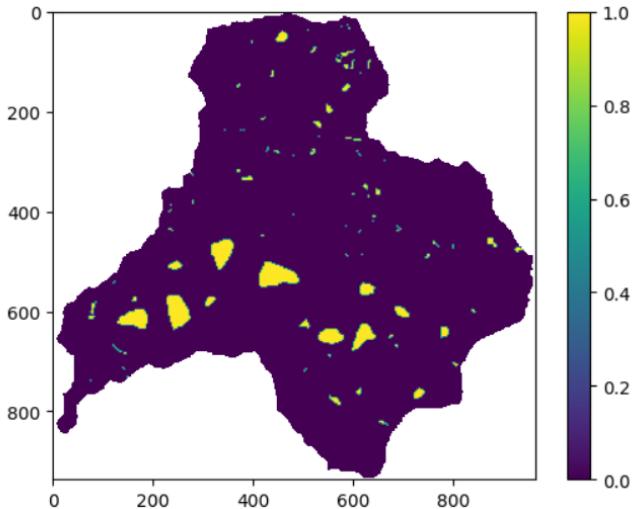


Figura 3. DEM.
Fuente: Propia

3 Variables condicionantes

Se tomaron variables (Pendiente, Elevación, Curvatura, Flujo acumulado, Aspecto) a parte del inventario, de las cuales se les realizó un análisis univariado, multivariado para concluir, si entre las variables se correlacionaron y la calidad de los datos, con ello, poder realizar el modelo.

3.1 Matriz de correlación entre las variables

Para identificar la relación y calidad de las variables se realizó una exploración univariable y posteriormente multivariable, la elección de estas variables se basó en un análisis estadístico diseñado para determinar su significancia en relación con la frecuencia de Movimientos en Masa. Este enfoque analítico exhaustivo no solo nos permitió identificar la importancia individual de cada variable, sino también comprender las relaciones complejas entre ellas, asegurando así la integridad y fiabilidad de los datos empleados en este estudio.

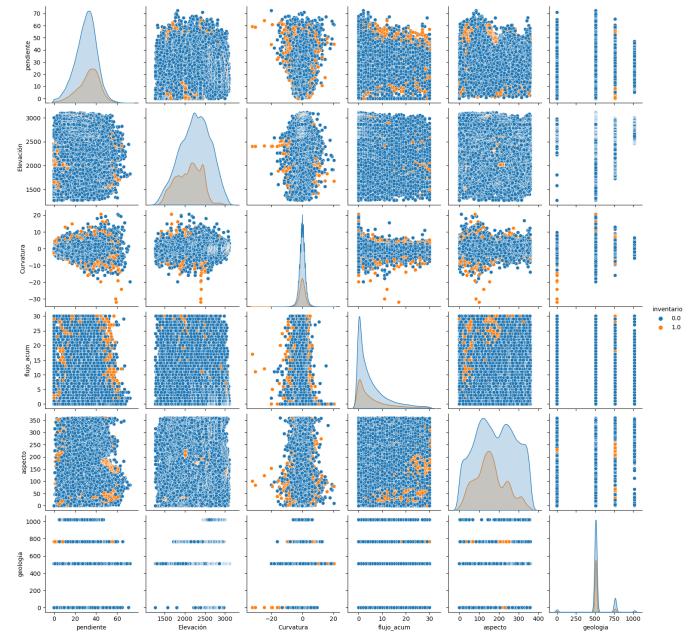


Figura 4. Matriz de correlación.
Fuente: Propia

Además, se realizó una correlación con la variable dependiente, utilizando su media para contextualizar cada variable independiente en relación con la variable dependiente. Un valor menor al 5% indica una diferencia estadísticamente significativa, validando así la eficacia de la variable como un discriminador efectivo entre las celdas con y sin MenM.

Finalmente, para un análisis exhaustivo de todas las variables, se implementó un Análisis de Componentes Principales (PCA), un método de machine learning no supervisado. Este enfoque se emplea para reducir la dimensionalidad de un modelo que presenta numerosas variables. La reducción resultante no sólo simplifica el modelo, sino que también identifica las variables que contribuyen de manera más significativa a la varianza general del conjunto de datos.

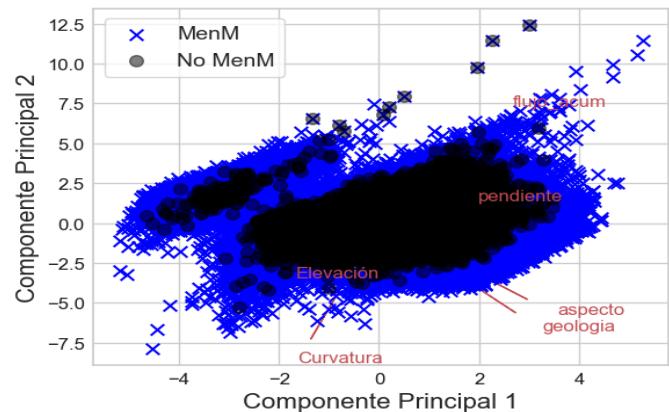


Figura 5. Matriz de correlación.
Fuente: Propia

4. Modelos para la evaluación de susceptibilidad

4.1 Método heurístico

Este método está basado en el conocimiento y experiencia individual y en el uso del razonamiento lógico del experto para determinar las variables y las clases en las que se subdividen, así como asignar los pesos tanto a las clases como a las variables. Este control detallado permite la creación de una ecuación de susceptibilidad adaptada a las características específicas del estudio.

$$S^n = W_1w_c + W_2w_c + W_3w_c + W_nw_c$$

En este caso se realizó se usó el Análisis Jerárquico de Procesos (AHP) [4], este ayuda en la toma de decisiones cuando se enfrenta a situaciones complejas que involucran múltiples criterios y alternativas. Su objetivo principal es proporcionar un marco estructurado para evaluar y comparar diversas opciones, priorizando criterios y subcriterios, de manera que se pueda tomar una decisión más informada y consistente, en este caso se usó para el peso de las variables.

Se presenta la matriz realizada para el análisis jerárquico, se toman las iniciales de las variables (**P**endiente, **C**urvatura, **F**lujo acumulado, **A**specto, **G**eología)

Tabla 3.
Matriz AHP.

	P	C	F	A	G
P	1	3	3	5	5
C	1/3	1	3	3	3
F	1/3	1/3	1	1/3	3
A	1/5	1/3	3	1	3
G	1/5	1/3	1/3	1/3	1

Fuente: Propia

Con esta matriz se sacaron los valores propios normalizados, que son el peso de cada variable. Se obtuvieron los siguientes resultados.

Tabla 4.
Valores propios normalizados en porcentaje.

P	C	F	A	G
44,42	23,24	9,87	14,12	5,54

Fuente: Propia

Por otro lado, para la clasificación individual de las variables se usó el método combinado [4], para este caso se usan valores a las clases en un rango de 0 a 1 (donde 0 significa baja incidencia en la ocurrencia de movimientos en masa y 1 significa muy alta).

Finalmente se aplica la ecuación de IS y se obtiene el mapa

$$\text{IS} = 0.1412 * \text{aspecto_re} + 0.0554 * \text{geología_re} + 0.2324 * \text{curvatura_re} + 0.0986 * \text{flujo_re} + 0.4442 * \text{pendiente_re}$$

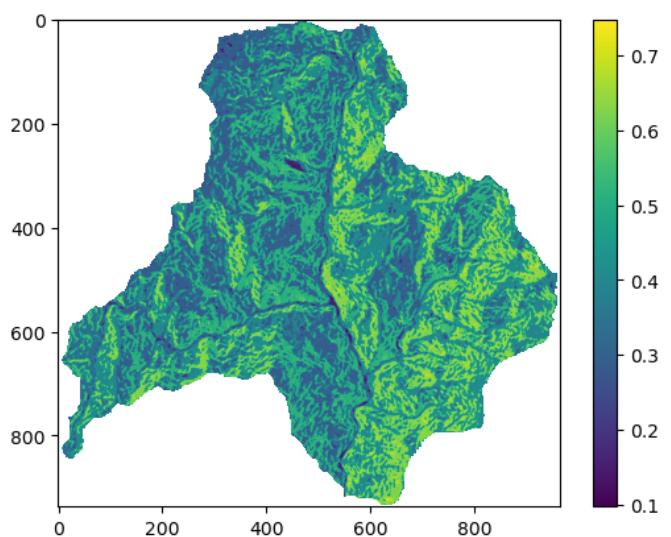


Figura 6. Mapa de susceptibilidad utilizando el método heurístico.
Fuente: Propia

4.2 Métodos basados en datos

4.2.1 Método bivariado

En este método, cada mapa de factor (geología, pendiente, cobertura, etc.) se entrelaza con el inventario de movimientos en masa con el propósito de derivar los pesos asignados a las distintas clases que constituyen las variables [5].

Asimismo, se dispone de una amplia variedad de métodos estadísticos bivariados, los cuales pueden clasificarse fundamentalmente en dos categorías: aquellos basados en la densidad del número de movimientos en masa en cada clase y los métodos fundamentados en el teorema de Bayes.

Para este caso se usó el método de Peso de la Evidencia, consiste en aplicar la teoría de la probabilidad Bayesiana, este estudio examina la conexión entre las áreas impactadas por movimientos en masa y la distribución espacial de los factores que condicionan el terreno.

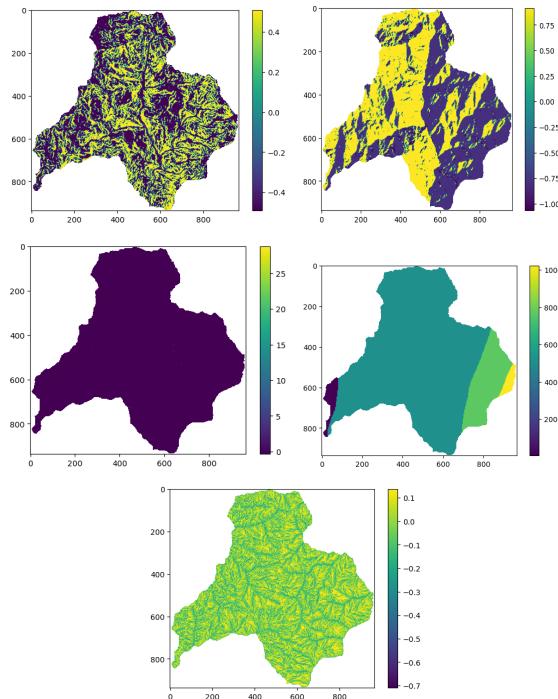


Figura 7. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

Para finalizar, se realizó el mapa de susceptibilidad de movimiento en masa, con las variables normalizadas y además se usó los pesos AHP, del método heurístico.

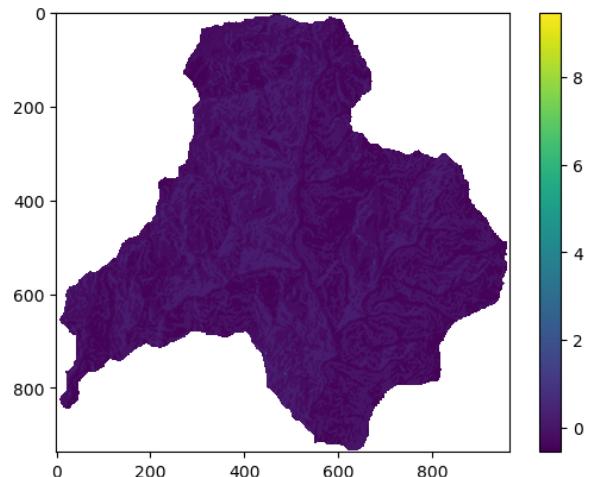


Figura 8. Mapa de susceptibilidad utilizando el método bivariado.
Fuente: Propia

4.2.1 Método multivariado

Los métodos estadísticos multivariados se encargan de analizar de manera conjunta la relación entre la variable dependiente (la ocurrencia de movimientos en masa) y todas las variables independientes (predictoras). En lugar de examinar estas relaciones de forma individual, estos métodos permiten una evaluación simultánea, ofreciendo una comprensión más completa de la interacción entre las diversas variables involucradas [5]. Este método se fundamenta en la incorporación de cinco variables: pendiente, aspecto, curvatura, flujo acumulado, elevación y geología, del cual se tiene el siguiente resumen.

Dep. Variable:	inventario	No. Observations:	484040			
Model:	Logit	Df Residuals:	484030			
Method:	MLE	Df Model:	9			
Date:	Wed, 06 Dec 2023	Pseudo R-squ.:	0.03839			
Time:	03:47:05	Log-Likelihood:	-72323.			
converged:	False	LL-Null:	-75210.			
Covariance Type:	nonrobust	LL p-value:	0.000			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
C(geología)[0.0]	-12.8219	97.262	-0.132	0.895	-203.452	177.888
C(geología)[1.0]	-1.6836	0.100	-16.783	0.000	-1.880	-1.487
C(geología)[510.0]	-1.1362	0.056	-20.465	0.000	-1.245	-1.027
C(geología)[765.0]	-1.6742	0.068	-24.632	0.000	-1.807	-1.541
C(geología)[1020.0]	-32.1554	5.04e+05	-6.38e-05	1.000	-9.88e+05	9.88e+05
pendiente	0.0203	0.001	26.910	0.000	0.019	0.022
dem	-0.0011	2.14e-05	-49.595	0.000	-0.001	-0.001
Curvatura	0.0059	0.004	1.646	0.100	-0.001	0.013
flujo_acum	0.0063	0.001	5.367	0.000	0.004	0.009
aspecto	-0.0026	8.32e-05	-31.399	0.000	-0.003	-0.002

Figura 9. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

Entre los resultados obtenidos, se resaltan diversos indicadores cruciales para la evaluación del modelo, incluyendo el estimador para los coeficientes mediante la máxima verosimilitud (MLE), el logaritmo del estimador MLE (Log-likelihood), y el coeficiente de ajuste (Pseudo R-squ.). En relación con los coeficientes, se proporciona el valor de la prueba de hipótesis nula, que establece que el valor del coeficiente es igual a cero (z), junto con el valor del

coeficiente dividido por el error estándar (std err) y el p-value ($P>|z|$). Es relevante destacar que este último debe ser menor al 5% (0.05). Como punto final, se presenta el rango del 95% del dominio del valor del coeficiente, proporcionando un marco integral para la interpretación y validez de los resultados.

Después de haber entrenado el modelo y se obtiene el mapa de susceptibilidad

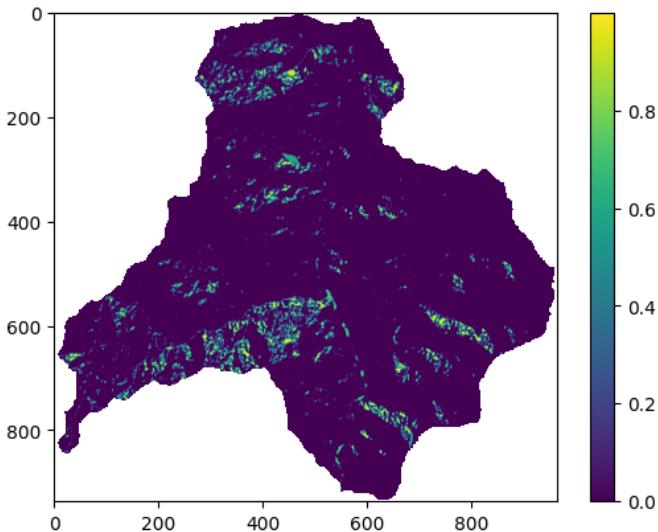


Figura 10. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

5 Evaluación del modelo

La evaluación del modelo debe llevarse a cabo en dos aspectos fundamentales: el rendimiento y la capacidad predictiva. La evaluación más desafiante recae en la capacidad predictiva, dado que solo la ocurrencia de eventos futuros puede determinar verdaderamente la efectividad del modelo en este sentido. Sin embargo, es crucial realizar evaluaciones tanto del rendimiento como de la capacidad predictiva durante la construcción del modelo [6].

La evaluación del modelo de regresión logística se llevó a cabo mediante la construcción de curvas ROC para analizar su rendimiento y capacidad predictiva. La evaluación se realiza específicamente utilizando el método del Área Bajo la Curva ROC (AUROC). Esta curva se genera al graficar las tasas de datos correctamente identificados como eventos (Sensibilidad) frente a la tasa de datos identificados incorrectamente (Especificidad) al evaluar las predicciones en diferentes umbrales propuestos para las probabilidades de fallo. En esencia, este enfoque convierte el modelo en un evaluador binario, y el área bajo la curva refleja la eficacia con la que el modelo logra predecir los eventos en cuestión.

La fig. 1, muestra cómo el modelo tiene el mejor desempeño de entrenamiento teórico posible, es decir igual a

1, que al ser evaluado con los mismos datos que se entrenó se espera que presente un acierto de MenM.

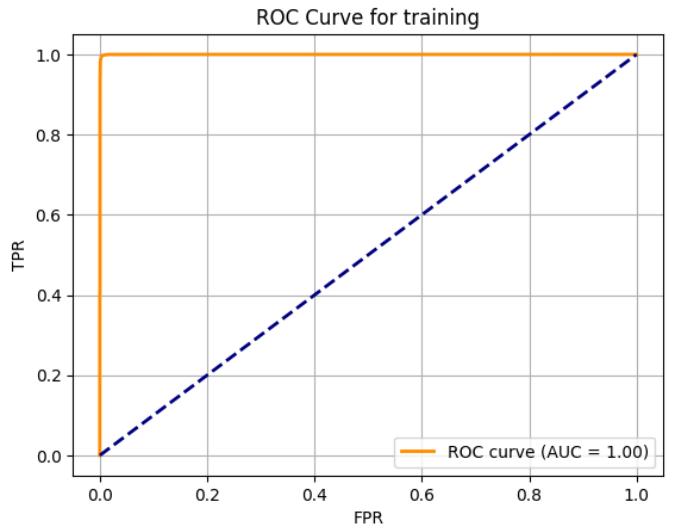


Figura 11. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

Por otro lado, el modelo tuvo una capacidad de acierto o predicción, es decir predecir MenM con otros eventos, donde se espera que el área bajo la curva sea mayor del 50%, para que el modelo tenga cierta certeza efectiva.

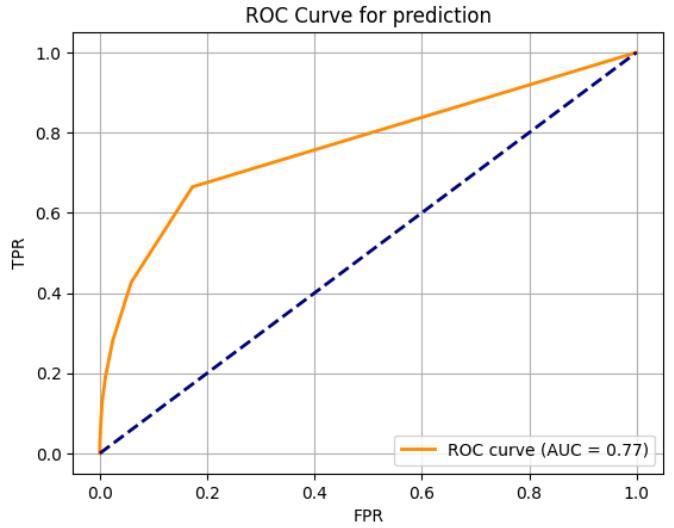


Figura 12. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

Para identificar el umbral del modelo que maximiza la clasificación correcta (ubicado en la esquina superior izquierda del gráfico ROC), que se traduce en la mejor matriz de confusión posible, se realizan las siguientes gráficas.

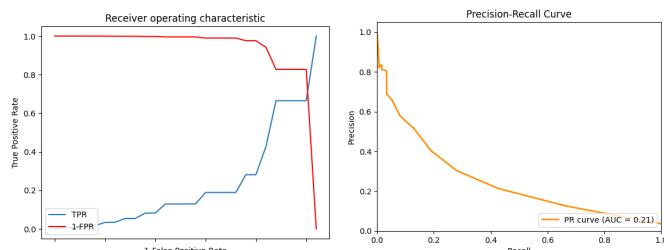


Figura 13. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

6 Zonificación de susceptibilidad

Se realiza la zonificación de la susceptibilidad realizada con el método de regresión logística, donde se clasifica la probabilidad espacial de la ocurrencia de MenM,

En general se observa, en la fig .14, que la zona tiene una susceptibilidad baja, sin embargo tiene ciertas zonas donde se concentran.

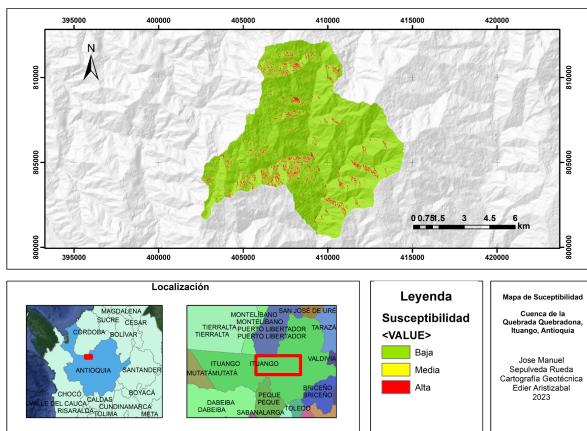


Figura 14. Reclasificación de las variables
Fuente: Propia

7 Conclusión

En conclusión, se destaca la diversidad de métodos disponibles para modelar y predecir los movimientos en masa, cada uno con sus propias fortalezas y susceptibilidades a los datos. El método de regresión logística sobresale al lograr generar el mapa de susceptibilidad. A pesar de estos resultados, es crucial señalar que la evaluación del modelo se vio limitada por diversas razones, incluido el bajo volumen de datos en el inventario. Una revisión más detallada podría mejorar significativamente estos resultados, ya que influyen en la precisión de los parámetros a modelar y en la confiabilidad de los resultados.

En cuanto a las variables utilizadas, la inclusión de otras, como el tipo de cobertura, la precipitación media y parámetros específicos del suelo, podría enriquecer el modelo.

Además, consiguiendo un modelo de elevación digital más detallado, generaría más detalle en las variables que se extraen de este.

Aunque es decir si se cumple con el objetivo, se destaca los análisis de susceptibilidad y otros enfoques señalan áreas clave para comprender la dinámica de la cuenca en relación con los movimientos en masa. Este conocimiento es esencial para identificar rutas claras destinadas a comprender la exposición de la población y la infraestructura actual y futura en la zona. A pesar de las limitaciones del estudio, los esfuerzos continuos en esta dirección son fundamentales para avanzar en la comprensión y mitigación de los riesgos asociados con los movimientos en masa en la cuenca de la Quebrada Quebradona.

8 Referencias

- [1] ASF data search. (s. f.-b). <https://search.asf.alaska.edu/#/>
- [2] Geológica, L. (2008). PLANCHA 104 - Ituango. Gov.co. https://recordcenter.sgc.gov.co/B4/13010010024235/mapa/pdf/01012423_5130001.pdf
- [3] Codazzi-IGAC, I. G. A. (s/f). Colombia en mapas. Gov.co. Recuperado el 6 de diciembre de 2023, de <https://www.colombiaenmapas.gov.co/>
- [4] Métodos basados en el conocimiento — Cartografía geotécnica. (s. f.). https://edieraristizabal.github.io/Libro_cartoGeotecnia/08_heuristico.htm
- [5] Métodos basados en datos — cartografía geotécnica. (s. f.). https://edieraristizabal.github.io/Libro_cartoGeotecnia/09_estadistico.htm
- [6] Evaluación del modelo — Cartografía geotécnica. (s. f.). https://edieraristizabal.github.io/Libro_cartoGeotecnia/11_evaluacion.html