



Cartografía Geotécnica, Semestre 2022-II

**Zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa en el municipio de
Filadelfia, Caldas a escala 1:25 000**

Autor: David Alejandro Higinio Jiménez

Docente: Edier Aristizábal

Medellín, diciembre de 2022

Contenido

Introducción	3
Zona de estudio	4
1. Localización	4
2. Selección de variables predictoras	5
Modelo heurístico	6
3. Superposición ponderada en análisis multicriterio	6
Modelo bivariado	8
4. Frequency Ratio Model (Likelihood)	8
Modelo multivariado	9
5. Regresión Logística	9
Modelo con base física	10
6. Modelo SHALSTAB	10
Evaluación del modelo	12
7. Desempeño y predicción	12
Conclusiones	13
Bibliografía	14

Introducción

Este trabajo se realiza con el fin de evaluar los diferentes modelos utilizados en la zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa. La zonificación se realizó con base en la guía metodológica del Servicio Geológico Colombiano (SGC (2021)), en la cual se definen los parámetros técnicos mínimos requeridos para la elaboración de los mapas de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa.

La escala de trabajo se encuentra definida por los términos de referencia (SGC (2021)) y por la guía metodológica para la zonificación de amenaza y susceptibilidad por movimientos en masa escala 1:25 000, la cual propone un área mínima cartografiable de 10 000 m² (1 ha), lo que equivale en el mapa a un área de 4 mm x 4 mm para la temática de geología.

De acuerdo con la guía del SGC, la etapa de recopilación y análisis de la información requiere insumos básicos e información temática, secundaria o primaria, que ayuden a definir el marco geológico y geomorfológico regional. Para ello se realizó una revisión, recopilación y análisis de bases de datos, información cartográfica, información temática e imágenes de sensores remotos. Para realizar la caracterización geoambiental, se interpretaron fotografías aéreas mediante el uso de anaglifos e imágenes satelitales.

Zona de estudio

1. Localización

El municipio de Filadelfia está localizado en las coordenadas geográficas 05° 17' 49" de latitud norte y 75° 33' 37" de longitud oeste, en el noroccidente del departamento de Caldas. Este municipio limita al norte con Riosucio, Supía y La Merced (Caldas), al este con Aranzazu (Caldas), al sur con Aranzazu y Neira (Caldas) y al oeste con Riosucio (Caldas) y Quinchía (Risaralda) (Figura 1) y se ubica entre los 1000 y 2000 m s.n.m., con una temperatura promedio de 19,8 °C. El área municipal es de 192,56 km² y para el primero de enero de 2022 registra 1542 predios urbanos y 3141 rurales.

El municipio de Filadelfia está dividido administrativamente en dos sectores: urbano y rural. El sector urbano comprende la zona central del municipio con sus edificios públicos, oficinas, zonas comerciales y barrios residenciales, mientras que el sector rural está conformado por los corregimientos de Balmoral, El Pintado, El Verso, La Paila, Morritos, Samaria y San Luis, además de un caserío y 37 veredas.

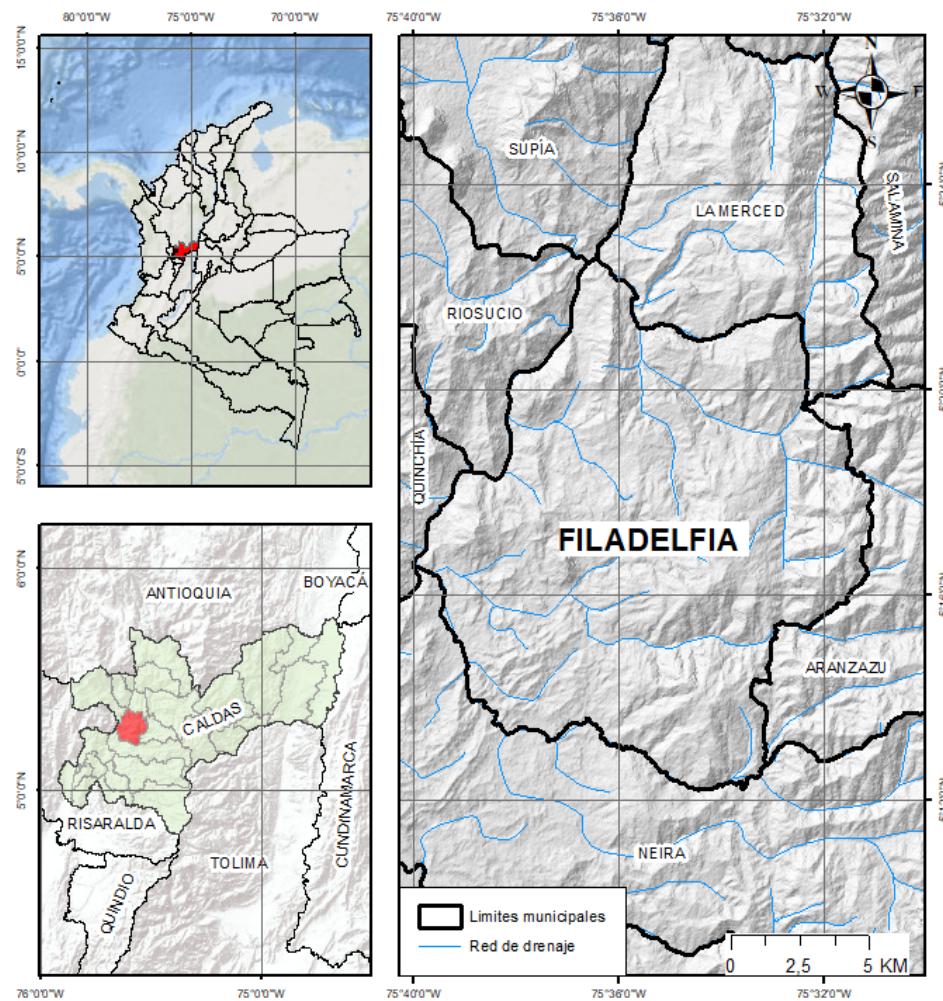


Figura 1. Localización del municipio de Filadelfia

2. Selección de variables predictoras

Para realizar la selección de las variables aplicando prueba de hipótesis primero se deben preparar las variables. Para el caso de la pendiente, el contraste de pixeles de la cuenca y los pixeles fuera de la cuenca (menores a 0), muestra aparentemente que la cuenca tiene valores de 0. Esto se corrige asignándole un valor de No Data a los valores menores a 0, de esta forma, pueden ser interpretados adecuadamente en Python. Esto se hace para cada una de las variables teniendo en cuenta los valores que esta toma (Figura 2).

Luego, importamos el inventario y utilizando como mascara la pendiente, asignándole un valor de 0 para pixeles sin movimientos en masa y 1 para pixeles con movimientos en masa. Se genera un diccionario y luego se crea el Dataframe, se realiza un muestreo ya que no es necesario utilizar todos los pixeles sin movimientos en masa y también para optimizar el procesamiento de los datos. Posteriormente se crea un Dataframe con las variables predictoras, excepto la geología, y se procede al análisis de todas las variables.

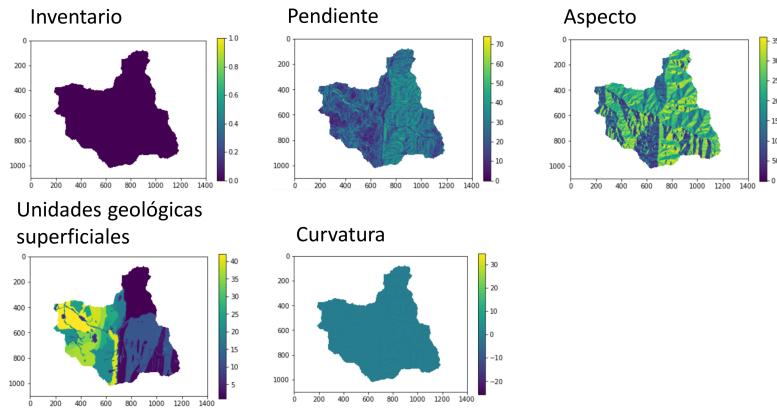


Figura 2. Variables predictoras consideradas e inventario de movimientos en masa

Al realizar la prueba de hipótesis para la pendiente, se observa un valor mayor al 5 %, mostrando que no hay una diferencia estadísticamente significativa para diferenciar poblaciones con movimientos en masa y sin movimientos en masa. Al realizar la prueba de hipótesis para la curvatura, se observa un valor menor al 5 %, mostrando que hay una diferencia estadísticamente significativa para diferenciar poblaciones con movimientos en masa y sin movimientos en masa. Al realizar la prueba de hipótesis para el aspecto, se observa un valor menor al 5 %, mostrando que hay una diferencia estadísticamente significativa para diferenciar poblaciones con movimientos en masa y sin movimientos en masa. Al realizar la prueba de hipótesis para la geología, se observa un valor menor al 5 %, mostrando que hay una diferencia estadísticamente significativa para diferenciar poblaciones con movimientos en masa y sin movimientos en masa (Figura 3).

ttest_indResult(statistic=-0.6058207232737403, pvalue=0.5446340575486399)	Pendiente
ttest_indResult(statistic=-3.407427070959239, pvalue=0.0006558313395328068)	Curvatura
ttest_indResult(statistic=2.159237431718768, pvalue=0.030832183289939436)	Aspecto
ttest_indResult(statistic=-4.661768799380958, pvalue=3.1357681664330825e-06)	Geología

Figura 3. Prueba de hipótesis a variables predictoras

Modelo heurístico

3. Superposición ponderada en análisis multicriterio

Para llevar a cabo el método de superposición ponderada en análisis multicriterio se procede a determinar las clases para cada variable. Para esto, se utiliza los histogramas de cada variable y el cruce de las variables con el inventario para definir los rangos, determinándose cinco clases principales, las cuales se relacionan en la Figura 4.

Pendiente			
0-7		5	Muy baja
7-13		4	Baja
13-18		3	Media
18-24		2	Alta
24-35		1	Muy alta
35-50		4	Baja
50-74,0099		5	Muy baja

Aspecto			
60-100		1	Muy alta
250-359,626		2	Alta
200-250		3	Media
-1-60		3	Media
100-165		4	Baja
165-200		5	Muy baja

Geología			
3		1	Muy alta
9		2	Alta
11		3	Media
8		5	Muy baja
2		5	Muy baja
5		5	Muy baja
7		5	Muy baja
10		4	Baja

Curvatura			
-25,6 - -3		5	Muy baja
-3- -1,28		2	Alta
-1,28- 3		1	Muy alta
3-5		3	Media
5-34,56		4	Baja

Figura 4. Clasificación de variables

Finalmente, se clasifican las variables y se realiza la superposición ponderada en análisis multicriterio por medio de la herramienta Weighted Overlay de ArcMap (Figuras 5 y 6).

Zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa en el municipio de Filadelfia, Caldas a escala 1:25 000

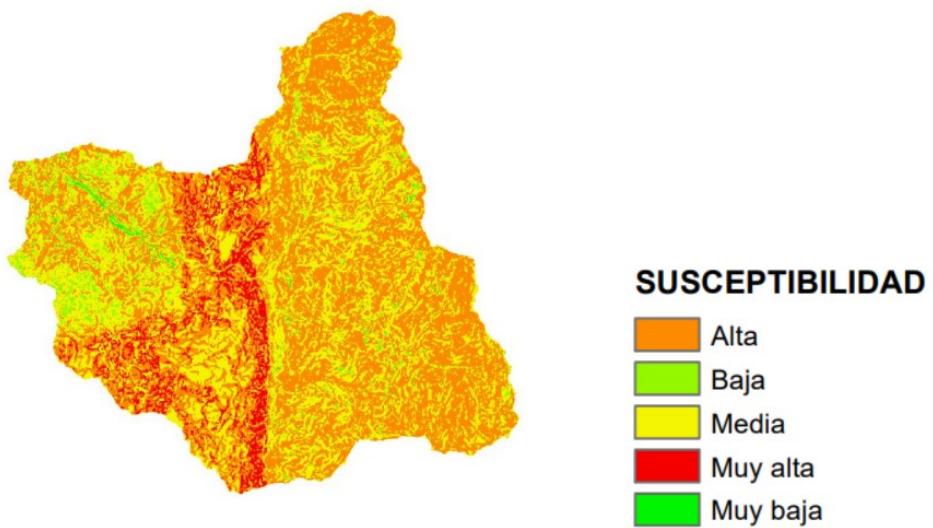


Figura 5. Mapa de susceptibilidad por movimientos en masa

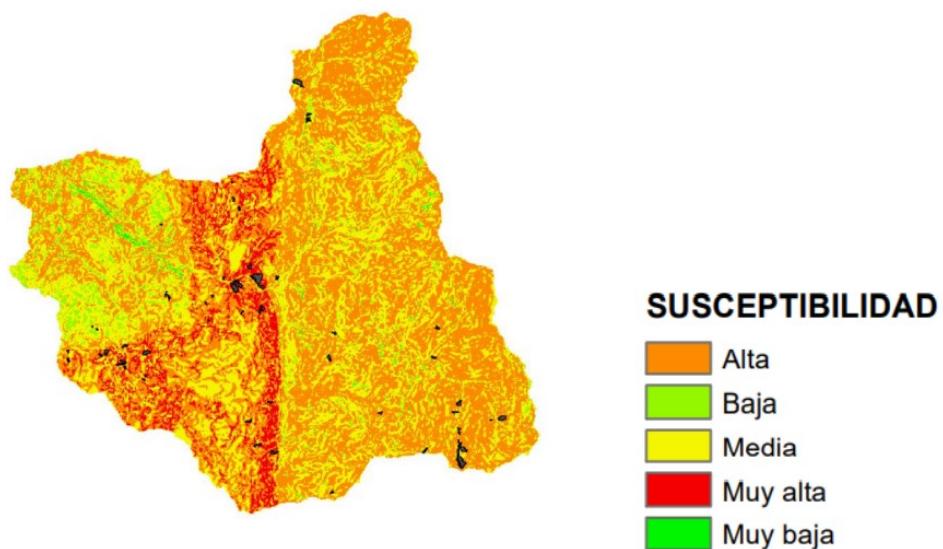


Figura 6. Inventario superpuesto en mapa de susceptibilidad por movimientos en masa

Modelo bivariado

4. Frequency Ratio Model (Likelihood)

Inicialmente, se prepara el inventario de movimientos en masa y las variables que vamos a utilizar en el modelo. Este método reclasifica cada variable con el valor de Frequency Ratio que le asigna el peso a cada clase de acuerdo con la densidad de movimientos en masa en cada una de ellas.

Luego de reclasificar cada variable con el valor de Frequency Ratio, se suman todos los mapas de las variables y obtenemos el mapa de susceptibilidad (Figura 7). El resultado es coherente en relación con el mapa heurístico.

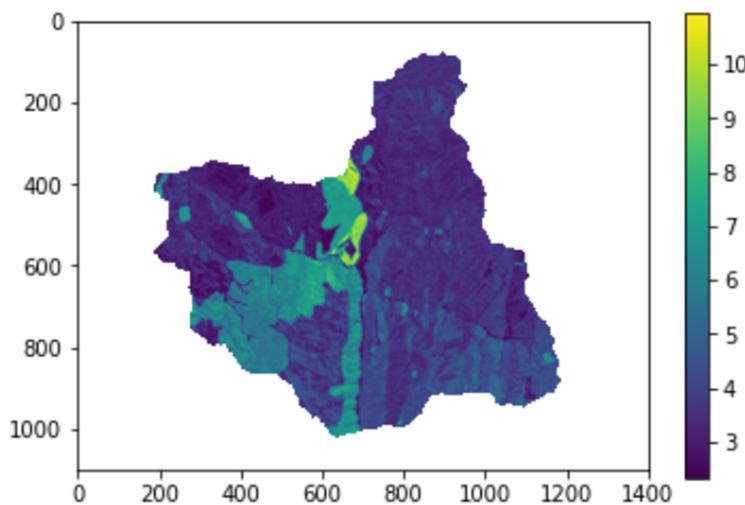


Figura 7. Mapa de susceptibilidad con modelo bivariado

Modelo multivariado

5. Regresión Logística

Para este modelo se utiliza la librería statsmodels para generar el resumen con los resultados y métricas de desempeño del modelo que se muestran en la Figura 8. Según el p-value, las variables aspecto y geología no aportan mucha información ya que tienen probabilidades altas de que los coeficientes sean cero, sin embargo, la variable geología no se descarta y se trabaja en conjunto con las otras variables, buscando el modelo que mejores métricas de desempeño arroje.

Dep. Variable:	Inventario	No. Observations:	548839
Model:	Logit	Df Residuals:	548806
Method:	MLE	Df Model:	32
Date:	Thu, 08 Dec 2022	Pseudo R-squ.:	0.07300
Time:	18:20:40	Likelihood ratio likelihood:	-670.91
converged:	False	LL-Null:	-737.345
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	5.016e-10

	coef	std err	z	P> z	[0.025]	0.975]
Intercept	-9.8920	0.464	-21.312	0.000	-18.982	-8.982
C(geología) [T.2,0]	1.0836	0.550	1.969	0.049	0.005	2.162
C(geología) [T.3,0]	0.7424	1.097	0.677	0.499	-1.408	2.894
C(geología) [T.4,0]	-8.3310	322.045	-0.026	0.979	-643.747	62.062
C(geología) [T.5,0]	-30.7057	1.46e+07	-2.11e-06	1.000	-2.86e+07	2.86e+07
C(geología) [T.6,0]	2.1057	0.653	3.223	0.001	0.825	3.386
C(geología) [T.7,0]	-10.8192	297.629	-0.036	0.971	-592.985	571.347
C(geología) [T.8,0]	0.9382	1.111	0.837	0.403	-1.248	3.108
C(geología) [T.9,0]	-10.4452	11.045	-0.954	0.324	-22.445	21.139
C(geología) [T.11,0]	-10.5115	371.257	-0.028	0.977	-738.162	717.139
C(geología) [T.12,0]	0.2286	0.572	0.385	0.701	-0.901	1.341
C(geología) [T.13,0]	-8.2652	233.068	-0.035	0.972	-465.076	448.539
C(geología) [T.15,0]	11.0463	566.784	-0.019	0.988	-1121.923	1095.830
C(geología) [T.17,0]	22.7946	676.445	-0.025	0.985	-1370.054	1313.111
C(geología) [T.19,0]	-16.9949	1.52e+04	-0.001	0.999	-2.98e+04	2.98e+04
C(geología) [T.20,0]	2.8263	0.630	4.487	0.000	1.592	4.061
C(geología) [T.21,0]	0.3317	0.768	0.432	0.666	1.173	1.837
C(geología) [T.23,0]	-10.4001	3.2697	-3.040	0.000	-7.446e-07	7.000
C(geología) [T.25,0]	-11.3581	711.047	-0.016	0.987	-1406.748	1384.032
C(geología) [T.24,0]	-20.9016	4.51e+04	-0.000	1.000	-8.84e+04	8.83e+04
C(geología) [T.26,0]	2.3603	0.561	4.206	0.000	1.260	4.460
C(geología) [T.28,0]	-9.2711	397.181	-0.023	0.981	-787.547	769.033
C(geología) [T.30,0]	20.4113	0.545	3.675	0.007	0.513	3.970
C(geología) [T.34,0]	2.0384	0.616	3.309	0.001	0.831	3.246
C(geología) [T.36,0]	-52.1286	2.67e+11	-1.95e-10	1.000	-5.23e+11	5.23e+11
C(geología) [T.37,0]	1.8613	0.568	3.278	0.001	0.749	2.974
C(geología) [T.38,0]	-12.1061	723.003	-0.018	0.980	-1436.059	1417.77
C(geología) [T.40,0]	1.8830	0.634	2.842	0.004	0.559	3.046
C(geología) [T.41,0]	-8.0794	469.092	-0.017	0.986	-927.483	911.324
C(geología) [T.42,0]	-0.9795	1.100	-0.888	0.375	-3.131	1.179
pendiente	0.1847	0.141	1.308	0.191	-0.692	0.462
aspecto	-0.1049	0.116	-1.818	0.069	-0.438	0.016
curvatura	0.3223	0.081	3.584	0.000	0.164	0.481

Possibly complete quasi-separation: A fraction 0.65 of observations can be perfectly predicted. This might indicate that there is complete

Figura 8. Métricas del modelo

Analizando los resultados, el modelo nos arroja que son coherente con los mapas de susceptibilidad que anteriormente se han hecho y al superponerlo con el inventario de movimientos en masa se observa una relación muy marcada, ajustándose a lo que se esperaría teniendo en cuenta las variables que se utilizaron en el modelo (Figura 9).

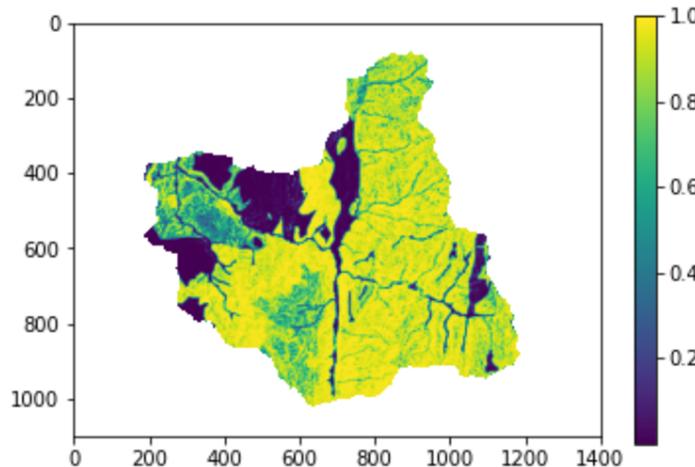


Figura 9. Mapa de susceptibilidad con modelo multivariado

Modelo con base física

6. Modelo SHALSTAB

Las variables utilizadas en este modelo se generaron a partir del mapa de unidades geológicas superficiales después de bajar su escala; a cada una de las variables se le asignó un valor de cohesión aparente, ángulo de fricción, peso unitario del suelo saturado, permeabilidad y espesor del suelo. De esta forma, se generó un raster para cada una de estas variables (Figura 10).

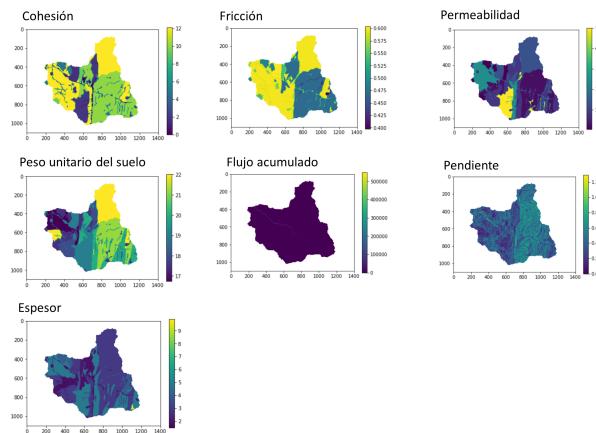


Figura 10. Variables del modelo con base física

Luego de correr el modelo se generan los siguientes mapas: un mapa de celdas estables (celdas con valor de 4), inestables (celdas con valor de 3), incondicionalmente inestables (celdas con valor de 2) e incondicionalmente estables (celdas con valor de 1) como se observa en la Figura 11; un mapa con valor de lluvia (q) necesario para que fallen las celdas (Figura 12); un mapa con el volumen del material desplazado en cada celda (Figura 13).

Zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa en el municipio de Filadelfia, Caldas a escala 1:25 000

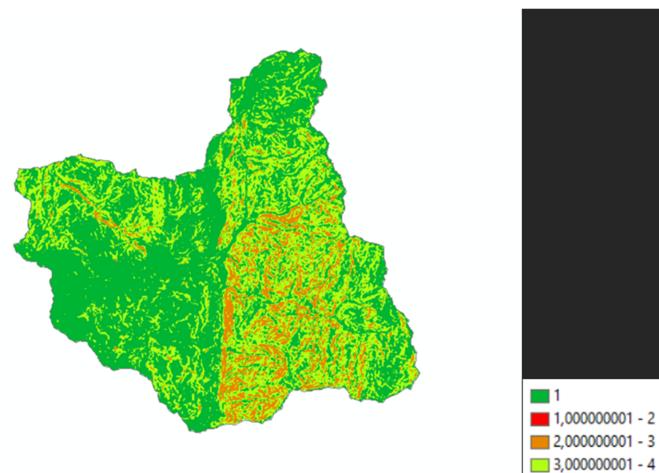


Figura 11. Mapa de celdas estables, inestables, incondicionalmente inestables e incondicionalmente estables

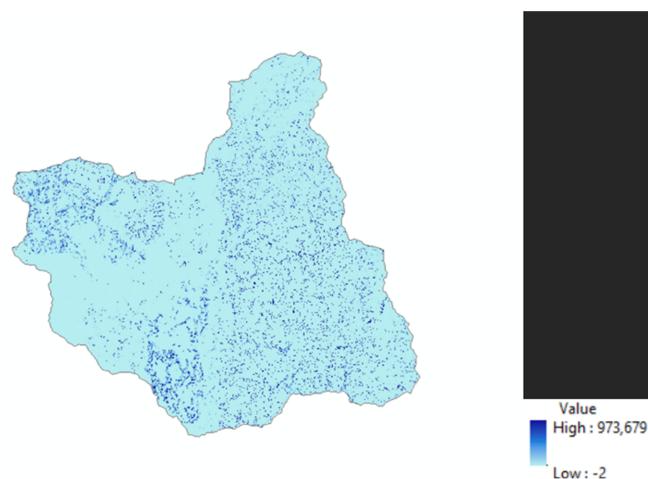


Figura 12. Mapa con valores de lluvia que generan falla



Figura 13. Mapa de volumen de material desplazado

Evaluación del modelo

7. Desempeño y predicción

Para la evaluación del modelo se utiliza la curva ROC por medio de validación cruzada, utilizando la matriz de confusión. Los resultados muestra que el modelo tiene un desempeño del 100 %, mientras que la precisión es del 50 % (Figura 14).

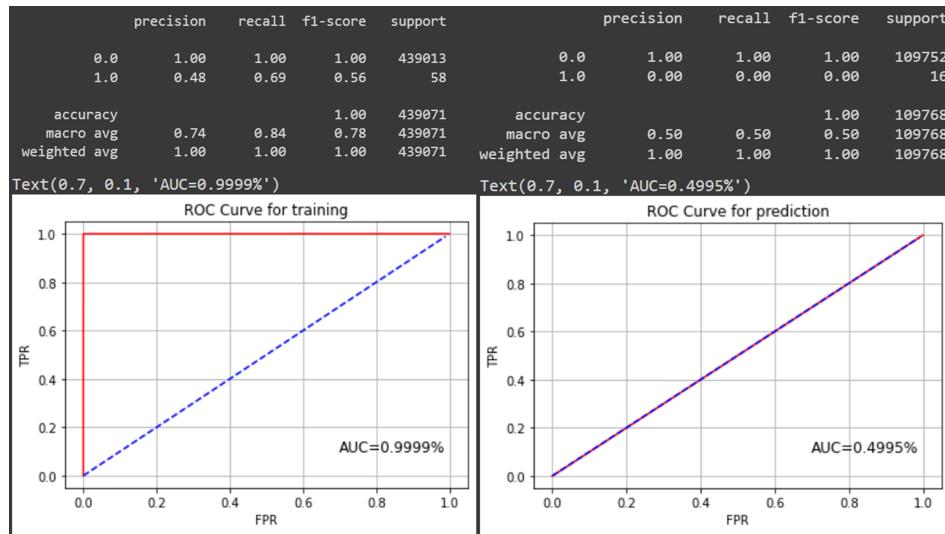


Figura 14. Desempeño y precisión del modelo

Conclusiones

Con respecto a los mapas generados con los diferentes modelos para la zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa, se observa que a pesar de la incertidumbre que existe en las variables los resultados son coherentes, donde se encuentran relaciones en las áreas más críticas de la zona de estudio.

El bajo volumen de datos que se tienen disponibles limita el alcance y resultado de los modelos, sin embargo, se logra una aproximación que puede ser ajustada y mejorada en la medida en que se mejore el detalle de las variables predictoras y el inventario de movimientos en masa para lograr un mejor acoplamiento y entrenamiento de los modelos.

Bibliografía

Cañón, A. R., Reyes, A., Peña, G. R., Castellanos, S. M., Flórez, M. S. R.,... Moreno, M. A. P. (2021, 10). Guía metodológica para zonificación de susceptibilidad por avenidas torrenciales. Libros del Servicio Geológico Colombiano.

Escallón Silva, J., Hernández, C. (Eds.). (2021). Manual de estilo del Servicio Geológico Colombiano. Libros del Servicio Geológico Colombiano.

Ramos Cañón, A. M., Reyes Merchán, A. A., Munévar Peña, M. A., Ruiz Peña, G. L., Machuca Castellanos, S. V., Rangel Flórez, M. S., Prada Sarmiento, L. F., Cabrera, M. Ángel, Rodríguez Pineda, C. E., Escobar Castañeda, N., Quintero Ortíz, C. A., Escobar Vargas, J. A., Giraldo Osorio, J. D., Medina Orjuela, M. S., Durán Santana, L., Trujillo Osorio, D. E., Medina Ávila, D. F., Capachero Martínez, C. A., León Delgado, D., Ramírez Hernández, K. C., González Rojas, E. E., Rincón Chisino, S. L., Solarte Blandón, P. A., Castro Malaver, L. C., López Marín, C., Navarro Alarcón, S. del R., Pérez Moreno, M. A. (Eds.). (2021). Guía metodológica para zonificación de amenaza por avenidas torrenciales. Libros del Servicio Geológico Colombiano.