



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

**Estimación de la susceptibilidad a movimientos  
en masa superficiales por medio de un análisis  
de regresión espacial local. Aplicación para un  
tramo de la cuenca media del río Chicamocha**

**Diego Felipe Velásquez Giraldo**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias, Departamento de Geociencias  
Bogotá D.C., Colombia

2024



# **Estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales por medio de un análisis de regresión espacial local. Aplicación para un tramo de la cuenca media del río Chicamocha**

**Diego Felipe Velásquez Giraldo**

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título  
de:

**Magister en Ciencias - Geología**



Director (a):

M.Sc., Juan Manuel Moreno Murillo

Línea de Investigación:

Geología ambiental y geoamenazas

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias, Departamento de Geociencias  
Bogotá D.C., Colombia

2024



*Fluctuat nec mergitur*



# Declaración de obra original

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.

Diego Felipe Velásquez Giraldo

---

Nombre

Fecha 11/06/2023

## **Agradecimientos**

A mi padre, madre y hermano por su constante apoyo durante este proceso.

Al profesor Juan Manuel Moreno Murillo, profesor asociado de la Universidad Nacional de Colombia – sede Bogotá por su confianza y acompañamiento.

A los revisores de este documento por su tiempo, comentarios y ayuda.

## Resumen

### **Estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales por medio de un análisis de regresión espacial local. Aplicación para un tramo de la cuenca media del río Chicamocha**

En este trabajo de investigación se presenta la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales mediante un análisis de regresión espacial local, específicamente un modelo de regresión logística geográficamente ponderada (GWLR) que tiene en cuenta las relaciones no estacionarias de los factores que influyen en la ocurrencia de movimientos en masa en una zona. Se aplicó este método en un tramo de la cuenca media del río Chicamocha, ubicada en el departamento de Boyacá, que fue seleccionada debido a sus características geológicas y geomorfológicas, así como a la evidente inestabilidad observada en la región. Además, se calibró un modelo de regresión global (regresión logística convencional, LR) para determinar las ventajas y desventajas de cada método en estudios de susceptibilidad. Se consideraron variables independientes como la litología, proximidad a fallas, pendiente, curvatura, rugosidad del terreno, TWI, SPI, proximidad y densidad de drenaje, precipitación, proximidad a vías, cobertura de la tierra, NDVI y zonas con predominio de procesos erosivos. Las estimaciones revelan que el 28% del área de estudio presenta una alta y muy alta susceptibilidad a deslizamientos superficiales y un 25% a movimientos tipo flujo. Se encontraron diferencias significativas en el rendimiento entre los modelos de regresión locales y globales, de acuerdo con la mejora de los estadísticos de grado de ajuste (devianza, AIC y McFadden *pseudo R*<sup>2</sup>) y los valores de tasa de predicción (ROC-AUC). El análisis de regresión espacial local también revela que la contribución de las variables independientes en la ocurrencia de zonas inestables varía a lo largo de la zona de estudio. Los resultados permiten concluir que el modelo GWLR ofrece una mejora potencial en la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa en el contexto colombiano en comparación con los métodos convencionales de regresión global (LR).

**Palabras clave:** Susceptibilidad, movimiento en masa, geomorfología, amenazas naturales, deslizamientos.

## Abstract

### **Estimation of shallow landslide susceptibility by means of a local spatial regression analysis. Application to a section of the middle Chicamocha River basin**

This research presents the estimation of the susceptibility to shallow mass movements by means of a local spatial regression analysis, specifically a geographically weighted logistic regression model (GWLR) that considers the nonstationary relationships of the factors that influence the occurrence of mass movements. This method was applied in a section of the middle basin of the Chicamocha river, located in the department of Boyacá, which was selected due to its geological and geomorphological characteristics, as well as the evident instability observed in the region. In addition, a global regression model (conventional logistic regression, LR) was calibrated to determine the advantages and disadvantages of each method in susceptibility studies. Independent variables such as lithology, proximity to faults, slope, curvature, terrain roughness, TWI, SPI, drainage proximity and density, rainfall, proximity to roads, land use, NDVI and areas with mainly erosive processes were considered. Estimates reveal that 28% of the study area has high and very high susceptibility to shallow landslides and 25% to flows and avalanches (flow-type movements). Significant differences in performance were found between local and global regression models, according to improved goodness-of-fit criteria (deviance, AIC, and McFadden *pseudo*  $R^2$ ) and prediction rate values (ROC-AUC). The local spatial regression analysis also reveals that the contribution of the independent variables in the occurrence of unstable zones varies across the study area. The results allow us to conclude that the GWLR model offers a potential improvement in the estimation of susceptibility to mass movements in the colombian context compared to conventional global regression (LR) methods.

**Keywords:** Susceptibility, mass movement, geomorphology, natural hazards, landslides.

# Contenido

	Pág.
<b>Resumen</b> .....	<b>IX</b>
<b>Lista de figuras</b> .....	<b>XIV</b>
<b>Lista de tablas</b> .....	<b>XXI</b>
<b>Lista de abreviaturas</b> .....	<b>24</b>
<b>Introducción</b> .....	<b>25</b>
<b>1. Objetivos</b> .....	<b>29</b>
1.1 Objetivo principal.....	29
1.2 Objetivos específicos .....	29
<b>2. Estado del arte: movimientos en masa y estimación de susceptibilidad</b> .....	<b>31</b>
2.1 Definición y tipos de movimientos en masa .....	31
2.1.1 Caídas y volcamientos.....	31
2.1.2 Deslizamientos rotacionales y traslacionales .....	33
2.1.3 Propagaciones.....	34
2.1.4 Movimientos tipo flujo .....	35
2.1.5 Deformación de laderas.....	36
2.1.6 Movimientos en masa superficiales .....	37
2.2 Factores que promueven la inestabilidad en las laderas .....	38
2.2.1 Factores precondicionantes y preparatorios .....	40
2.3 Métodos usados para la evaluación de susceptibilidad .....	41
<b>3. Área de estudio</b> .....	<b>45</b>
3.1 Ubicación y generalidades .....	45
3.2 Geología .....	47
3.2.1 Formación Fόμεque.....	49
3.2.2 Formación Une .....	50
3.2.3 Formación Chipaque .....	50
3.2.4 Formación Arenisca Tierna.....	51
3.2.5 Formación Guaduas .....	51
3.2.6 Formación Areniscas de Socha .....	51
3.2.7 Formación Arcillas de Socha .....	52
3.2.8 Formación Picacho .....	52
3.2.9 Formación Concentración .....	53
3.2.10 Depósitos cuaternarios (aluviales y coluviales).....	53

---

<b>4. Métodos</b>	<b>57</b>
4.1 Método bivariado	57
4.2 Regresión logística	58
4.2.1 Análisis de multicolinealidad	60
4.3 Regresión geográficamente ponderada	61
4.3.1 Regresión logística geográficamente ponderada	65
4.3.2 Análisis de multicolinealidad	66
4.4 Muestreo de movimientos en masa superficiales	66
4.5 Calibración de los modelos	68
4.5.1 Selección de modelos	69
4.5.2 Pruebas de bondad de ajuste	70
4.6 Evaluación y validación de los modelos	71
<b>5. Materiales</b>	<b>75</b>
5.1 Inventario de movimientos en masa superficiales: origen y tipo de datos	75
5.2 Variables predictoras	77
5.2.1 Litología y proximidad a fallas	80
5.2.2 Pendiente	84
5.2.3 Curvatura en planta y perfil	86
5.2.4 Rugosidad del terreno	88
5.2.5 TWI (índice topográfico de humedad)	89
5.2.6 SPI (índice de poder erosivo)	91
5.2.7 Proximidad y densidad de la red de drenaje	92
5.2.8 Precipitación media anual	94
5.2.9 Proximidad a vías	98
5.2.10 Cobertura de la tierra y NDVI	100
5.2.11 Zonas con predominio de procesos erosivos	102
<b>6. Resultados y análisis</b>	<b>107</b>
6.1 Inventario de movimientos en masa	107
6.2 Resultados método bivariado	112
6.2.1 Litología y proximidad a fallas	112
6.2.2 Morfometría del terreno	114
6.2.3 Variables de proximidad y densidad de la red de drenaje, precipitación media anual y proximidad a vías	115
6.2.4 Cobertura de la tierra, NDVI y zonas con predominio de procesos erosivos	117
6.3 Resultados regresión logística	122
6.3.1 Análisis de multicolinealidad	122
6.3.2 Deslizamientos superficiales	123
6.3.3 Movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas)	129
6.3.4 Combinación de mapas de susceptibilidad	135
6.4 Resultados regresión logística geográficamente ponderada	138
6.4.1 Análisis de multicolinealidad	138
6.4.2 Deslizamientos superficiales	139
6.4.3 Movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas)	145
6.4.4 Combinación de mapas de susceptibilidad	151
6.5 Análisis de resultados	154
6.5.1 Análisis de susceptibilidad	155
6.5.2 Evaluación del desempeño de modelos globales y locales	170
<b>7. Conclusiones y recomendaciones</b>	<b>177</b>

---

7.1	Conclusiones.....	177
7.2	Recomendaciones.....	179
<b>A.</b>	<b>Anexo: Inventario de movimientos en masa superficiales del área de estudio</b>	<b>181</b>
<b>B.</b>	<b>Anexo: Mapas de ponderación – <i>Frequency Ratio</i> (FR) de variables explicativas</b>	<b>182</b>
<b>C.</b>	<b>Anexo: Distribuciones espaciales de variabilidad en términos de <i>odds ratio</i> (OR) de variables explicativas .....</b>	<b>183</b>
	<b>Bibliografía .....</b>	<b>185</b>

## Lista de figuras

	<b>Pág.</b>
<b>Figura 1-1.</b> Diagrama de flujo de la metodología empleada.....	30
<b>Figura 2-1. (a)</b> Caída; <b>(b)</b> volcamiento. Línea discontinua roja indica la dirección del movimiento. Modificado de Cruden & Varnes (1996). .....	32
<b>Figura 2-2. (a)</b> Deslizamiento rotacional; <b>(b)</b> deslizamiento traslacional. Líneas rojas discontinuas indican la dirección y forma del movimiento. Modificado de Cruden & Varnes (1996). .....	33
<b>Figura 2-3.</b> Propagación lateral en bloque de rocas o suelos. Modificado de Cruden & Varnes (1996). .....	34
<b>Figura 2-4.</b> Ilustración esquemática de: <b>(a)</b> flujo; <b>(b)</b> avalancha. Modificado de Cruden & Varnes (1996). .....	35
<b>Figura 2-5.</b> Deformación de laderas. Modificado de Cruden & Varnes (1996). .....	37
<b>Figura 2-6.</b> Esquema de movimiento en masa superficial. Adaptado de Santacana (2001). .....	38
<b>Figura 2-7.</b> Disminución del factor de seguridad $F_T$ a lo largo del tiempo teniendo en cuenta factores preconditionantes, preparatorios, detonantes y sustentadores. Modificado de Popescu (2020).....	39
<b>Figura 3-1.</b> Localización del área de estudio. ....	46
<b>Figura 3-2.</b> Mapa geológico del área de estudio. Adaptado de Toro (1990), Ulloa et al. (2003) y Vargas et al. (1987).....	49
<b>Figura 3-3. (a)</b> Detalle del fracturamiento de las arenitas de la Formación Une (barra escala = 30cm); <b>(b)</b> morfología típica de la Formación Une en el área de estudio; <b>(c)</b> fracturamiento de las arenitas de la Formación Areniscas de Socha; <b>(d)</b> expresión morfológica de la Formación Areniscas de Socha; <b>(e)</b> afloramiento de la parte inferior de la Formación Arcillas de Socha. ....	55
<b>Figura 3-4. (a)</b> Expresión morfológica del contacto entre las formaciones Picacho y Concentración; <b>(b)</b> detalle del fracturamiento de los niveles con mayor contenido de arenita	

de la Formación Picacho; <b>(c)</b> expresión morfológica de la parte inferior de la Formación Concentración; <b>(d)</b> detalle de fracturas verticales en los niveles con mayor contenido de arenita de Formación Concentración; <b>(e)</b> depósitos coluviales; <b>(f)</b> depósitos aluviales (imagen de ortofoto). .....	56
<b>Figura 4-1.</b> Ejemplo de variación espacial del valor de un parámetro de regresión. Modificado de Fotheringham et al. (2002). .....	62
<b>Figura 4-2.</b> Función kernel espacial. Modificado de Fotheringham et al. (2002).....	63
<b>Figura 4-3.</b> Tipos de ancho de banda, <b>(a)</b> fijo; <b>(b)</b> adaptativo. Adaptado de Fotheringham et al. (2002). .....	64
<b>Figura 4-4.</b> Estrategias de muestreo para la captura de datos de movimientos en masa superficiales. <b>(a)</b> Métodos estadísticos multivariados; <b>(b)</b> método bivariado. Modificado de Regmi et al. (2014). .....	68
<b>Figura 4-5.</b> <b>(a)</b> Matriz de confusión usada para evaluar el rendimiento de clasificación de un modelo, TP (verdaderos positivos; pixeles estimados como zona inestable y observados como zona inestable), TN (verdaderos negativos; pixeles estimados como zona estable y observados como zona estable), FP (falsos positivos; pixeles estimados como zona inestable y observados como zona estable), FN (falsos negativos; pixeles estimados como zona estable y observados como zona inestable); <b>(b)</b> esquema de curva ROC. ....	72
<b>Figura 5-1.</b> Ejemplo de tipos de movimientos en masa superficiales en el área de estudio. En círculos azules deslizamientos superficiales y círculos verdes movimientos tipo flujo. Polígonos en rojo representan el 10% del área de cada movimiento (mayor elevación). 77	
<b>Figura 5-2.</b> Mapa litológico del área de estudio.....	83
<b>Figura 5-3.</b> Mapa de proximidad a fallas. ....	84
<b>Figura 5-4.</b> Distribución porcentual de área por clases de proximidad a fallas. ....	84
<b>Figura 5-5.</b> Mapa de pendiente. ....	85
<b>Figura 5-6.</b> Distribución porcentual de área por clases de pendiente. ....	86
<b>Figura 5-7.</b> Mapa de curvatura en perfil. ....	87
<b>Figura 5-8.</b> Distribución porcentual de área por clases de curvatura en perfil. ....	87
<b>Figura 5-9.</b> Mapa de curvatura en planta. ....	88
<b>Figura 5-10.</b> Distribución porcentual de área por clases de curvatura en planta. ....	88
<b>Figura 5-11.</b> Mapa de índice de rugosidad del terreno.....	89
<b>Figura 5-12.</b> Mapa de TWI. ....	90
<b>Figura 5-13.</b> Mapa de SPI.....	91
<b>Figura 5-14.</b> Mapa de proximidad a la red de drenaje.....	93

---

<b>Figura 5-15.</b> Mapa de densidad de la red de drenaje. ....	93
<b>Figura 5-16.</b> Mapa de ubicación de estaciones meteorológicas en áreas cercanas a la zona de estudio. ....	95
<b>Figura 5-17.</b> Correlación entre variables obtenidas de cada estación meteorológica para el cálculo de la precipitación media anual en el área de estudio. <b>(a)</b> Elevación; <b>(b)</b> orientación; <b>(c)</b> TPI. ....	96
<b>Figura 5-18.</b> Mapa de precipitación media anual. ....	98
<b>Figura 5-19.</b> Distribución porcentual de área por clases de precipitación media anual. ...	98
<b>Figura 5-20.</b> Mapa de proximidad a vías. ....	99
<b>Figura 5-21.</b> Mapa de cobertura de la tierra. ....	101
<b>Figura 5-22.</b> Distribución porcentual de área por clases de cobertura de la tierra. ....	101
<b>Figura 5-23.</b> Mapa de NDVI. ....	102
<b>Figura 5-24. (a); (b); (c)</b> zonas con predominio de procesos erosivos en el área de estudio. ....	103
<b>Figura 5-25.</b> Zonas con predominio de procesos erosivos en el área de estudio, sensores remotos. En la parte superior fotografías áreas tomadas en <b>(a)</b> 1990; <b>(b)</b> 1993. En la parte inferior fotografías áreas tomadas en 2015. ....	104
<b>Figura 5-26.</b> Mapa de zonas con predominio de procesos erosivos. Detalles a y b en la <b>Figura 5-25</b> . ....	104
<b>Figura 5-27.</b> Distribución porcentual de área por clases de zonas con y sin predominio de procesos erosivos. ....	105
<b>Figura 6-1.</b> Histograma y frecuencia acumulada del área (m <sup>2</sup> ) del inventario de movimientos en masa superficiales. ....	108
<b>Figura 6-2.</b> Inventario de movimientos en masa superficiales del área de estudio. Detalles muestran el 10% del total de pixeles de cada movimiento con mayor elevación y un punto en el pixel con mayor elevación para el muestreo de métodos estadísticos multivariados. ....	109
<b>Figura 6-3.</b> Movimientos en masa superficiales en el área de estudio. <b>(a)</b> Deslizamiento superficial desarrollado sobre niveles arcillosos y arenosos meteorizados de la Fm. Areniscas de Socha; <b>(b)</b> deslizamientos superficiales de detritos y suelos en unidades coluviales; <b>(c)</b> deslizamientos superficiales – caída de detritos y suelos (Fm. Picacho); <b>(d)</b> movimientos tipo flujo (avalanchas de detritos) desarrollados en material superficial de Fm. Picacho; <b>(e)</b> flujos y avalanchas de detritos desarrollados en Fm. Picacho y Fm. ....	

Concentración; <b>(f)</b> deslizamientos superficiales de componente traslacional en suelo (Fm. Areniscas de Socha). .....	110
<b>Figura 6-4.</b> Movimientos en masa superficiales en el área de estudio. <b>(a)</b> Deslizamiento superficial de suelo sobre depósitos coluviales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo (avalanchas y flujos de detritos) afectando material superficial de Fm. Guaduas, Fm. Areniscas de Socha y Fm. Arcillas de Socha; <b>(c)</b> movimientos tipo flujo (avalanchas y flujos de detritos) y algunos deslizamientos superficiales desarrollados sobre material superficial de las formaciones Picacho y Concentración y depósitos coluviales en la base de la ladera; <b>(d)</b> avalanchas de detritos afectando material superficial de la Fm. Picacho; <b>(e)</b> deslizamiento superficial confinado de componente rotacional en suelo y material superficial Fm. Concentración; <b>(f)</b> deslizamientos superficiales de suelo y detritos – caída sobre materiales superficiales provenientes de meteorización de la Fm. Picacho. ....	111
<b>Figura 6-5.</b> Valores de FR de cada clase para las variables de: <b>(a)</b> litología; <b>(b)</b> proximidad a fallas. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimiento tipo flujo). ....	113
<b>Figura 6-6.</b> Valores de FR de cada clase para las variables de: <b>(a)</b> pendiente; <b>(b)</b> curvatura en planta; <b>(c)</b> curvatura en perfil; <b>(d)</b> TRI; <b>(e)</b> TWI; <b>(f)</b> SPI. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo). ....	115
<b>Figura 6-7.</b> Valores de FR de cada clase para las variables de: <b>(a)</b> proximidad a drenaje; <b>(b)</b> densidad de drenaje; <b>(c)</b> precipitación media anual; <b>(d)</b> proximidad a vías. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo). ....	116
<b>Figura 6-8.</b> Valores de FR de cada clase para las variables de: <b>(a)</b> cobertura de la tierra; <b>(b)</b> NDVI; <b>(c)</b> formación superficial. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo). ....	117
<b>Figura 6-9.</b> Selección de variables mediante el procedimiento de remuestreo <i>bootstrap</i> de 1000 iteraciones y minimización del valor de AIC, para el modelo final deslizamientos superficiales. ....	123
<b>Figura 6-10.</b> Mapas de susceptibilidad a deslizamientos superficiales. Modelo final de regresión logística. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles mapa de susceptibilidad con deslizamientos superficiales superpuestos. ....	126
<b>Figura 6-11.</b> <b>(a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba modelo final; <b>(b)</b> comparación de curvas ROC de validación con 13 (modelo inicial) y 6 (modelo final) variables para el conjunto de datos de prueba de deslizamientos superficiales. ....	127

---

<b>Figura 6-12.</b> Gráficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística final de deslizamientos superficiales. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de <i>Frequency Ratio</i> (FR).....	128
<b>Figura 6-13.</b> Selección de variables mediante el procedimiento de remuestreo <i>bootstrap</i> de 1000 iteraciones y minimización del valor de AIC, para el modelo final de movimientos tipo flujo. ....	129
<b>Figura 6-14.</b> Mapas de susceptibilidad a movimientos tipo flujo. Modelo de regresión logística final. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles mapa de susceptibilidad con movimientos tipo flujo superpuestos. ....	132
<b>Figura 6-15.</b> <b>(a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba modelo final; <b>(b)</b> comparación de curvas ROC con 13 (modelo inicial) y 7 (modelo final) variables para el conjunto de datos de prueba de movimientos tipo flujo. ....	133
<b>Figura 6-16.</b> Gráficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo de regresión logística final de movimientos tipo flujo. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de <i>Frequency Ratio</i> (FR).....	134
<b>Figura 6-17.</b> Mapa de susceptibilidad combinado para movimientos en masa superficiales. Modelo de regresión logística convencional. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles de mapa de susceptibilidad con movimientos en masa superficiales superpuestos (puntos azules, deslizamientos superficiales; puntos verdes, movimientos tipo flujo). ....	136
<b>Figura 6-18.</b> <b>(a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba combinados de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas); <b>(b)</b> curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba combinados. ....	137
<b>Figura 6-19.</b> Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para deslizamientos superficiales. Línea de contorno naranja para valores de $\beta=0$ . <b>(a)</b> Litología; <b>(b)</b> pendiente; <b>(c)</b> curvatura en perfil; <b>(d)</b> proximidad a vías; <b>(e)</b> cobertura de la tierra; <b>(f)</b> NDVI. ....	140
<b>Figura 6-20.</b> Mapas de susceptibilidad a deslizamientos superficiales. Modelo de regresión logística local. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles de mapa de susceptibilidad con deslizamientos superficiales superpuestos. ....	143

<b>Figura 6-21. (a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba para el modelo de regresión logística geográficamente ponderada de susceptibilidad a deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba. ....	144
<b>Figura 6-22.</b> Graficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística geográficamente ponderada de deslizamientos superficiales con los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de <i>Frequency Ratio</i> (FR).....	144
<b>Figura 6-23.</b> Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para movimientos tipo flujo. <b>(a)</b> Litología; <b>(b)</b> proximidad a fallas; <b>(c)</b> pendiente; <b>(d)</b> curvatura en perfil; <b>(e)</b> proximidad a drenaje; <b>(f)</b> cobertura de la tierra. ....	146
<b>Figura 6-24.</b> Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para movimientos tipo flujo. Variable NDVI.....	147
<b>Figura 6-25.</b> Mapas de susceptibilidad a movimientos tipo flujo. Modelo de regresión logística local. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles mapas de susceptibilidad con movimientos tipo flujo superpuestos.....	149
<b>Figura 6-26. (a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba para el modelo de regresión logística geográficamente ponderada de susceptibilidad a movimientos tipo flujo; <b>(b)</b> curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba. ....	150
<b>Figura 6-27.</b> Graficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística geográficamente ponderada de movimientos tipo flujo con los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de <i>Frequency Ratio</i> (FR).....	150
<b>Figura 6-28.</b> Mapa de susceptibilidad combinado para movimientos en masa superficiales. Modelo de regresión logística geográficamente ponderada. Visualización de probabilidades: <b>(a)</b> continua; <b>(b)</b> clases de susceptibilidad; <b>(c)</b> ; <b>(d)</b> detalles de mapa de susceptibilidad con movimientos en masa superficiales superpuestos (puntos azules, deslizamientos superficiales; puntos verdes, movimientos tipo flujo).....	152
<b>Figura 6-29. (a)</b> Matriz de confusión de datos de prueba combinados de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas); <b>(b)</b> curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba combinados. ....	153
<b>Figura 6-30.</b> Influencia de la variable de litología en los mapas de susceptibilidad. <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo. ....	157

<b>Figura 6-31.</b> Influencia de la variable proximidad a fallas en el mapa de susceptibilidad a movimientos tipo flujo.....	158
<b>Figura 6-32.</b> Densidad de movimientos en masa superficiales en clases de pendiente topográfica. DS: deslizamientos superficiales y MF: movimientos tipo flujo.....	159
<b>Figura 6-33.</b> Influencia de la variable pendiente en los mapas de susceptibilidad. <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo.....	161
<b>Figura 6-34.</b> Influencia de la variable curvatura en perfil en los mapas de susceptibilidad. <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo. ....	162
<b>Figura 6-35.</b> Influencia de la variable proximidad a drenajes en el mapa de susceptibilidad a movimientos tipo flujo.....	163
<b>Figura 6-36.</b> Influencia de la variable proximidad a vías en el mapa de susceptibilidad a deslizamientos superficiales.....	165
<b>Figura 6-37.</b> Influencia de la variable cobertura de la tierra en los mapas de susceptibilidad. <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo. ....	166
<b>Figura 6-38.</b> Influencia de la variable NDVI en los mapas de susceptibilidad. <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo.....	167
<b>Figura 6-39.</b> Diferencias en estimaciones de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales entre modelos locales (GWLR) y modelo global (LR). <b>(a)</b> Deslizamientos superficiales; <b>(b)</b> movimientos tipo flujo.....	174

## Lista de tablas

	<b>Pág.</b>
<b>Tabla 5-1.</b> Características de fotografías aéreas, ortofotos e imágenes satelitales usadas para la elaboración del inventario de movimientos en masa superficiales. ....	76
<b>Tabla 5-2.</b> Características y fuente de las variables independientes utilizadas.....	80
<b>Tabla 5-3.</b> División de unidades geológicas en el mapa litológico. ....	82
<b>Tabla 5-4.</b> Datos de cada estación meteorológica (precipitación media anual (mm), elevación (m), orientación (°) e índice de posición topográfica (TPI)) utilizados para la elaboración de los modelos de regresión. ....	96
<b>Tabla 5-5.</b> Resultados de modelos de regresión global y local para la estimación de la precipitación media anual (mm) en el área de estudio.....	97
<b>Tabla 6-1.</b> Número de movimientos en masa superficiales y sus dimensiones en el área de estudio. MM/km <sup>2</sup> (densidad de movimientos por km <sup>2</sup> ). ....	108
<b>Tabla 6-2.</b> Análisis bivariado de variables litología y proximidad a fallas. Si: 10% de pixeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación). ....	118
<b>Tabla 6-3.</b> Análisis bivariado de variables pendiente, curvatura en planta, curvatura en perfil, índice de irregularidad del terreno (TRI) y TWI. Si: 10% de pixeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación). ....	119
<b>Tabla 6-4.</b> Análisis bivariado de variables SPI, proximidad a drenaje, densidad de drenaje, precipitación media anual y proximidad a vías. Si: 10% de pixeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación). ....	120
<b>Tabla 6-5.</b> Análisis bivariado de variables cobertura de la tierra, NDVI y formación superficial. Si: 10% de pixeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación). ....	121
<b>Tabla 6-6.</b> Análisis de índices multicolinealidad para 14 variables. * variables con multicolinealidad.....	122
<b>Tabla 6-7.</b> Resumen de estadísticos de bondad de ajuste de los modelos regresión logística inicial y final con menor número de variables independientes de deslizamientos	

---

superficiales. Test de razón de verosimilitudes:  $p[\chi^2(7) > 9,49] = 0,219$ . Test de bondad de ajuste para el modelo final de le Cessie – van Houwelingen – Copas – Hosmer:  $z = 0,2185$ ,  $p = 0,827$ ..... 123

**Tabla 6-8.** Resumen de resultados de regresión logística para deslizamientos superficiales para el modelo inicial y final con menor número de variables independientes..... 124

**Tabla 6-9.** Resumen de estadísticos de bondad de ajuste de los modelos regresión logística inicial y final con menor número de variables independientes de movimientos tipo flujo. Test de razón de verosimilitudes:  $p[\chi^2(6) > 9,616] = 0,142$ . Test de bondad de ajuste para el modelo final de le Cessie – van Houwelingen – Copas – Hosmer:  $z = -0,5251$ ,  $p = 0,5995$ ..... 129

**Tabla 6-10.** Resumen de resultados de regresión logística para movimientos tipo flujo para el modelo inicial y final con menor número de variables independientes..... 130

**Tabla 6-11.** Resultados de autocorrelación espacial de los residuos de las regresiones logísticas globales..... 138

**Tabla 6-12.** Resultados de regresión logística geográficamente ponderada para deslizamientos superficiales. Función kernel bicuadrada. .... 139

**Tabla 6-13.** Resultados de regresión logística geográficamente ponderada para movimientos tipo flujo. Función kernel bicuadrada ..... 145

**Tabla 6-14.** Comparación de estadísticos diagnósticos de calidad de ajuste entre modelos globales (LR) y locales (GWLR). .... 170

**Tabla 6-15.** Densidad de movimientos en masa superficiales por clases de susceptibilidad de modelos globales (LR) y locales (GWLR)..... 171



# Lista de abreviaturas

Abreviatura	Término	Abreviatura	Término
<i>AIC</i>	Criterio de Información de Akaike	<i>SHALSTAB</i>	<i>Shallow Landslide Potential</i>
<i>ASF</i>	Alaska Satellite Facility	<i>SIG</i>	Sistema de Información Geográfica
<i>AUC</i>	Área bajo la curva	<i>SINMAP</i>	<i>Stability Index Mapping</i>
<i>CN</i>	Número de condición	<i>SLIP</i>	<i>Shallow Landslides Instability Prediction</i>
<i>DEM</i>	Modelo de Elevación Digital	<i>SPI</i>	Índice de Poder Erosivo
<i>DHIME</i>	Sistema de Información para la Gestión de Datos de Hidrología y Meteorología	<i>TN</i>	Verdaderos negativos
<i>DS</i>	Deslizamiento superficial	<i>TOL</i>	Tolerancia
<i>ESA</i>	Agencia Espacial Europea	<i>TP</i>	Verdaderos positivos
<i>FN</i>	Falsos negativos	<i>TPI</i>	Índice de posición topográfica
<i>FP</i>	Falsos positivos	<i>TPR</i>	Tasa de verdaderos positivos
<i>FPR</i>	Tasa de falsos positivos	<i>TRI</i>	Índice de rugosidad del terreno
<i>FR</i>	<i>Frequency ratio</i>	<i>TRIGRS</i>	<i>Transient Rainfall Infiltration and Grid-based Slope-Stability</i>
<i>GWLR</i>	Regresión logística geográficamente ponderada	<i>TWI</i>	Índice topográfico de humedad
<i>GWR</i>	Regresión geográficamente ponderada	<i>VIF</i>	Factor de inflación de la varianza
<i>IDEAM</i>	Instituto de hidrología, meteorología y estudios ambientales		
<i>IGAC</i>	Instituto Geográfico Agustín Codazzi		
<i>LL</i>	Log-verosimilitud		
<i>LR</i>	Regresión logística		
<i>m.s.n.m</i>	Metros sobre el nivel del mar		
<i>MCO</i>	Mínimos cuadrados ordinarios		
<i>MF</i>	Movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas)		
<i>MM</i>	Movimiento en masa		
<i>NDVI</i>	Índice de vegetación de diferencia normalizada		
<i>OR</i>	<i>Odds ratio</i> o razón de momios		
<i>ROC</i>	Característica Operativa del Receptor		
<i>RSNC</i>	Red Sismológica Nacional de Colombia		
<i>SGC</i>	Servicio Geológico Colombiano		

# Introducción

Los movimientos en masa son uno de los fenómenos naturales que más causan destrucción de estructuras e infraestructuras y fatalidades en zonas montañosas alrededor del mundo, lo que conlleva a grandes pérdidas económicas y de degradación del entorno, que impactan de manera directa o indirecta a sistemas sociales y ambientales cada año (Aleotti & Chowdhury, 1999; Conforti & Ietto, 2019; Kjekstad & Highland, 2009; Petley, 2012; Roccati et al., 2021).

Para delimitar las zonas que son más propensas a desarrollar movimientos en masa, se acude de forma inicial a estudios de susceptibilidad, los cuales son pieza fundamental en la toma de decisiones y planificación de un territorio (Dai & Lee, 2002; Fell et al., 2008; Nhu et al., 2020; Piciullo et al., 2018). La susceptibilidad expresa la probabilidad de que un movimiento en masa ocurra en una zona determinada, basada en las condiciones del terreno y a un conjunto de múltiples factores influenciadores que contribuyen a su desarrollo, en los que se incluyen, la litología, grado de meteorización, cobertura de la tierra, características morfológicas, entre otros (Calcaterra & Parise, 2010; Cerri et al., 2020; Du et al., 2020; Soeters & Van Westen, 1996; Van Asch et al., 1999).

A lo largo de los años, se han propuesto diversos métodos para la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa. Estos métodos se dividen en cualitativos o directos, los cuales son subjetivos y estiman la susceptibilidad de manera descriptiva, con base en la experiencia de los investigadores, y los cuantitativos o indirectos, que modelan la relación entre la susceptibilidad y un conjunto de variables independientes o factores influenciadores, construidos a partir de una muestra de datos en el área de estudio (Atkinson & Massari, 1998; Guzzetti et al., 1999). A pesar de las diferencias metodológicas entre los métodos cualitativos y cuantitativos, todos se basan en la suposición de que las condiciones de futuros movimientos en masa serán similares a aquellas que los originaron en el pasado (Dai et al., 2002).

Los métodos cuantitativos más comunes para la evaluación de la susceptibilidad incluyen aproximaciones estadísticas y análisis geotécnicos (Carrara et al., 2003; Lee & Talib, 2005; Ohlmacher & Davis, 2003; Terlien, 1998; van Westen, 1994) y en la últimas décadas, técnicas asociadas al aprendizaje automático, como redes neuronales artificiales, máquinas de vectores de soporte, arboles de decisión, bosques aleatorios, entre otros (e. g. Shahri et al., 2019; Chen et al., 2020; Conforti et al., 2014; Nguyen et al., 2019; Park & Lee, 2014; Pham et al., 2019; Poudyal et al., 2010; Sahin, 2020; Taalab et al., 2018).

En particular, los métodos estadísticos univariados estudian la relación entre las variables independientes y las zonas con evidencia de movimientos en masa de manera individual, y los multivariados estudian la relación de manera conjunta entre diversos factores influenciadores y las zonas inestables (Corominas et al., 2014). En su mayoría, los métodos estadísticos multivariados están representados por modelos de regresión globales, como por ejemplo, las regresiones logísticas (e. g. Ayalew & Yamagishi, 2005; Bai et al., 2010; Chau & Chan, 2005b; Du et al., 2017; Gorsevski et al., 2006; Guns & Vanacker, 2012; Lombardo et al., 2015; Schicker & Moon, 2012), las cuales han sido ampliamente utilizadas en la estimación de la susceptibilidad, a partir de la suposición de que el grado de influencia de las diferentes variables independientes en el desarrollo de movimientos en masa se mantiene estable en toda la zona de estudio.

Sin embargo, estudios previos han sugerido que el grado de influencia de las variables asociadas a la inestabilidad del terreno no tienen la misma importancia a lo largo de un área, es decir, son no estacionarias (Arabameri et al., 2019). Para abordar este tipo de inconveniente al trabajar con datos espaciales, se han desarrollado otros modelos de regresión que consideran estas variaciones (modelos de regresión locales). La técnica conocida como regresión geográficamente ponderada o *geographically weighted regression* (GWR), fue introducida por Brunsdon et al. (1996) para evaluar las potenciales variaciones en los estimados de una regresión en el espacio. Esta técnica permite conocer, para el caso de los estudios de susceptibilidad a movimientos en masa, como las diferentes variables explicativas ejercen un grado de influencia variable en la generación de zonas inestables, dependiendo de su ubicación y las características locales del terreno.

Esta técnica ha sido utilizada en estudios de geografía humana (Cardozo et al., 2012), determinación de características ambientales (Kimsey et al., 2008; Propastin et al., 2007),

salud pública (Mayfield et al., 2018; Middya & Roy, 2021; Morrissey, 2015), estimación del peligro a incendios forestales (Kimsey et al., 2008; Rodrigues et al., 2014), econometría espacial (Eckey et al., 2007; Lewandowska-Gwarda, 2018), predicción de zonas con posibilidad de inundación (Lin & Billa, 2021), erosión fluvial (Atkinson et al., 2003) e incluso, geodesia (Dawod & Abdel-Aziz, 2019).

Sin embargo, su uso en la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa ha sido limitado. Destacan los trabajos de Erenner & Düzgün (2010) para la exploración de la importancia de las variables explicativas a lo largo del espacio, así como el cálculo de susceptibilidad a avalanchas, deslizamientos y caídas de rocas en una región en Noruega, el estudio de deslizamientos en zonas periglaciares al norte de Islandia (Feuillet et al., 2014), la detección de relaciones no estacionarias de variables relacionadas con la inestabilidad en la península del Peloponeso en Grecia (Chalkias et al., 2014; Chalkias et al., 2011, 2020), y la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales (Hong et al., 2017; Li et al., 2020; Lin & Wang, 2019; Park & Kim, 2015). En general, todos los estudios mencionados anteriormente destacan la mejora en la capacidad predictiva de los modelos locales frente a los globales, así como el aumento en la capacidad de detección e interpretación de las relaciones entre variables independientes y movimientos en masa, y la producción de mapas de susceptibilidad más precisos, haciendo de este método una herramienta útil para la planificación del territorio.

Con el propósito de explorar el uso de una regresión espacial local en la estimación de la susceptibilidad en el contexto colombiano, donde los esfuerzos se han centrado mayormente en investigaciones que involucran modelos estadísticos globales (e. g. Calderon, 2013; Goyes-Peñañiel & Hernandez-Rojas, 2021; Landínez & Beltrán, 2019; Medina et al., 2017; Salas, 2018; Salazar, 2018; van Westen, 1993), se eligió una zona de trabajo con un número significativo de movimientos en masa (en este caso superficiales), y una cantidad suficiente y aceptable de información para la elaboración de las diferentes capas de variables explicativas que integran el modelo.

En este sentido, se eligió un tramo de la cuenca media del río Chicamocha, ubicada en el centro-norte del departamento de Boyacá, perteneciente a una zona en la que históricamente se han presentado de manera pronunciada movimientos en masa que han

afectado significativamente al entorno (Colegial, 1989; Esquivel, 1992; Hernández, 2006; Hubach & Alvarado, 1933; Montero, 2017; Pacheco, 1971; Perez & Llinas, 1990).

Para orientar al lector de este documento, se explica a continuación el contenido de cada uno de los capítulos de manera general.

En el primer capítulo se presenta el objetivo principal y los objetivos específicos de este estudio, así como el diagrama de flujo de la metodología utilizada. En el segundo capítulo se expone el estado del arte de los movimientos en masa, incluyendo su definición y tipos, con un enfoque especial en los movimientos en masa superficiales. Además, se describen los factores que promueven las zonas inestables en las laderas, reportados en la literatura, y los métodos comúnmente utilizados en la evaluación y estimación de la susceptibilidad. En el tercer capítulo se describe la ubicación y las características generales del área de estudio, con un enfoque en la geología, incluyendo las unidades litoestratigráficas y los rasgos estructurales.

En cuanto al cuarto capítulo, se presenta el marco teórico de los métodos estadísticos utilizados (análisis bivariado, regresión logística y regresión logística geográficamente ponderada). También se describe la técnica de muestreo utilizada para la captura de los conjuntos de datos de calibración y validación de los modelos, los criterios estadísticos utilizados para la selección de los mejores modelos de susceptibilidad, y la evaluación y validación de los mapas generados.

En el quinto capítulo, se indica cómo se obtuvo el inventario de movimientos en masa superficiales y las variables explicativas seleccionadas para la creación de los modelos de susceptibilidad, además de ilustrar su utilidad. En el sexto capítulo se presentan los resultados de cada método estadístico y se analizan los resultados para la zona de estudio. Finalmente, en el séptimo capítulo, se exhiben las conclusiones y recomendaciones para futuros trabajos en el estudio de este tipo de problemáticas.

# 1. Objetivos

## 1.1 Objetivo principal

El objetivo principal de este trabajo de investigación es producir una estimación cuantitativa de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales mediante la aplicación de un análisis de regresión espacial local, específicamente un modelo de regresión logística geográficamente ponderada, para un tramo de la cuenca media del río Chicamocha que comprende parte de los municipios de Socha, Socotá, Paz de Río, Sativanorte, Sativasur y Jericó.

## 1.2 Objetivos específicos

Los objetivos específicos que permitirán dar respuesta al objetivo principal incluyen:

- Recopilación, identificación y cartografía de un inventario de movimientos en masa superficiales en la zona.
- Establecer las relaciones y características de las variables explicativas asociadas al terreno que generan un grado de susceptibilidad variable en el espacio, y que controlan la generación de movimientos en masa superficiales en el área de estudio.
- Comparar los métodos estadísticos globales (bivariado y regresión logística), con un método local (regresión logística geográficamente ponderada) para la creación de mapas de susceptibilidad.

En la **Figura 1-1** se muestra el diagrama de flujo de la metodología empleada en el presente estudio.

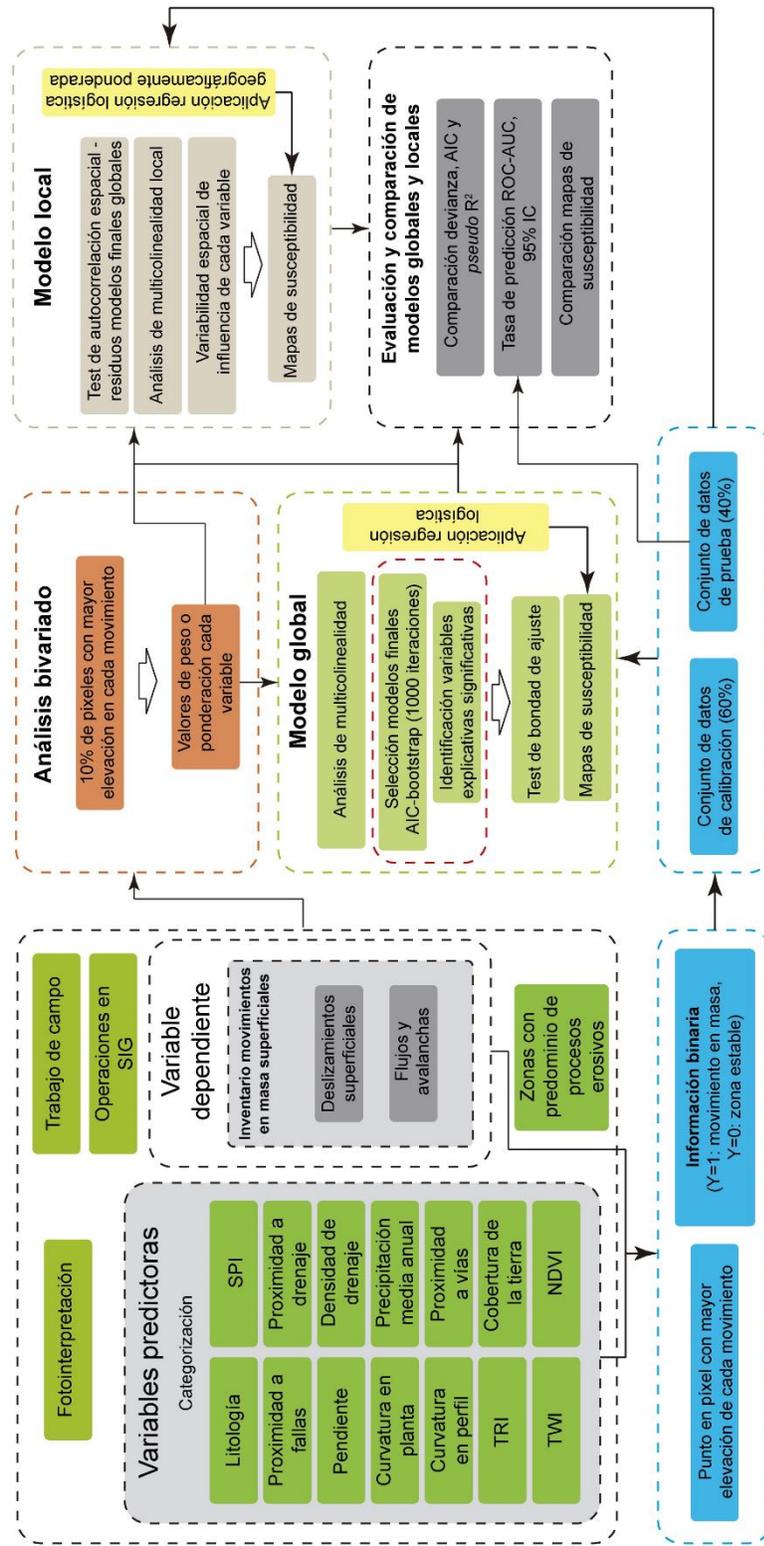


Figura 1-1. Diagrama de flujo de la metodología empleada.

## 2.Estado del arte: movimientos en masa y estimación de susceptibilidad

### 2.1 Definición y tipos de movimientos en masa

Los movimientos en masa son desplazamientos de materiales ladera abajo ocasionados por la acción de la gravedad sin la ayuda de otro medio para su transporte (*i. e.* agua, viento) (Fell et al., 2008). Cada tipo de movimiento en masa implica una serie de distintos procesos los cuales permiten su clasificación (Gutiérrez, 2008). Pueden distinguirse por el tipo de movimiento y la clase de materiales involucrados, entre los que se encuentran: rocas, suelo, rellenos artificiales, hielo o una combinación de algunos de ellos (Cruden & Varnes, 1996b).

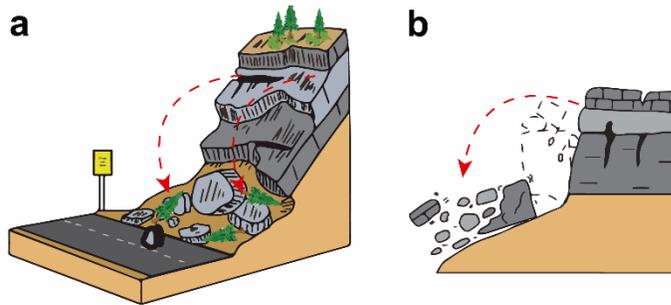
En la actualidad, la clasificación más ampliamente usada para identificar movimientos en masa es la propuesta por Varnes (1958, 1978), la cual fue posteriormente modificada y ampliada en Cruden & Varnes (1996b), Hungr et al. (2001), Hungr (2005), Matthias & Hungr (2005), Cruden & VanDine (2013) y Hungr et al. (2014), donde se profundiza en las definiciones originales, aportando mayor claridad a diversos términos que resultaban imprecisos, además de brindar una clasificación más flexible, que se adapta a las necesidades de los investigadores según el contexto (reconocimiento en campo o sensores remotos).

La clasificación de movimientos en masa de acuerdo con Hungr et al. (2014) es: caídas y volcamientos, deslizamientos, propagaciones de rocas y suelo, movimientos tipo flujo y deformación de laderas.

#### 2.1.1 Caídas y volcamientos

Las caídas son el movimiento de una masa de material (suelo o roca) de cualquier tamaño que se desprende de una ladera, por lo general, con un ángulo de inclinación fuerte (Cruden & Varnes, 1996; Varnes, 1978) (**Figura 2-1a**). La superficie inicial de movimiento

no presenta un desplazamiento de cizalla considerable, los materiales movilizados interactúan muy poco entre ellos, no se deforman y descienden mayormente por el aire, rodando o saltando por el sustrato estable a una velocidad que varía entre muy rápida a extremadamente rápida (Cruden & VanDine, 2013; Hungr et al., 2014).



**Figura 2-1. (a) Caída; (b) volcamiento.** Línea discontinua roja indica la dirección del movimiento. Modificado de Cruden & Varnes (1996).

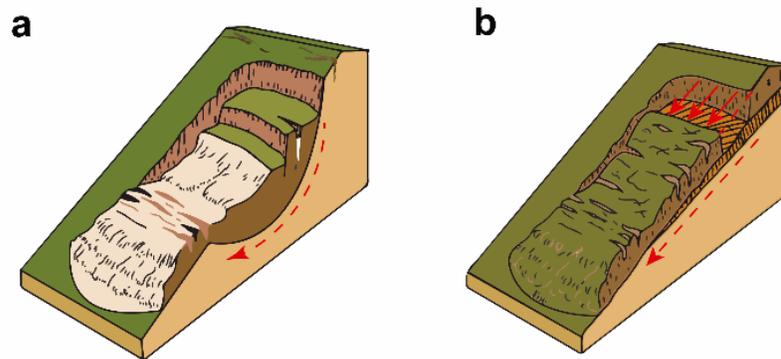
Los volcamientos suelen estar estrechamente relacionados con los movimientos de caída (Cruden & VanDine, 2013), ya que por lo general, las caídas se encuentran precedidas de pequeños volcamientos que facilitan el movimiento por gravedad de los materiales inestables ladera abajo. Este tipo de movimiento consiste en la rotación hacia delante de suelos o rocas entorno a un eje o pivote debajo del centro de gravedad de la masa desplazada (Highland & Bobrowsky, 2008), con movimientos iniciales muy lentos que evolucionan a velocidades muy altas a medida que se desplazan (Cruden & Varnes, 1996a; Hungr et al., 2014) (**Figura 2-1b**). Su movimiento y posterior fallo se encuentran relacionados generalmente con el aumento de presión de fluidos entre planos de discontinuidad verticales (e. g. diaclasas con un buzamiento elevado), que conllevan al subsiguiente inicio de la rotación (Deline et al., 2011).

Aunque los volúmenes de material desplazado por caídas y volcamientos suelen ser pequeños, frecuentemente son los desencadenantes de movimientos secundarios, ya sea por una nueva desestabilización del terreno donde caen o por la fragmentación de los materiales ladera abajo, que se transforman en un nuevo movimiento. Los movimientos secundarios más comunes son avalanchas de rocas (e. g. Delaney & Evans, 2014; Deline et al., 2011; Xian-Qin Hu & Cruden, 1992), avalanchas y flujos de detritos (e. g. King et al., 1989), y deslizamientos superficiales, tanto de rocas como de suelos (Lacerda, 2007).

### 2.1.2 Deslizamientos rotacionales y traslacionales

Los deslizamientos son movimientos en masa ocasionados por una o varias superficies de rotura (visibles o que se pueden inferir), y son el resultado, comúnmente, del aumento de la presión de poro por saturación de agua (Fujisawa et al., 2010) a lo largo de una interfase con cambios en propiedades de permeabilidad (e. g. interfase suelo – roca o fracturas en rocas) (Guthrie & Evans, 2004; Jakob, 2000). Este proceso, conlleva a una disminución de la resistencia al esfuerzo cortante del material, y, por consiguiente, crea las condiciones para el inicio del movimiento ladera abajo.

El movimiento suele ser progresivo, con el material desplazándose de forma coherente y propagándose desde una zona inicial de rotura con grietas, que posteriormente generará el escarpe principal del movimiento (Cruden & VanDine, 2013). Se reconocen normalmente dos: rotacionales y traslacionales, y su diferencia radica en la geometría de la superficie por donde se moviliza el material. Los deslizamientos rotacionales poseen una superficie cóncava curvada hacia arriba (**Figura 2-2a**), con una zona de iniciación casi vertical y una preferencia por materiales homogéneos y débilmente cementados (Jibson, 2005). Por otro lado, los deslizamientos traslacionales presentan una superficie de desplazamiento que es paralela al plano de la ladera y, de forma habitual, están controlados estructuralmente por los cambios de interfaz entre capas blandas o prefracturadas y duras (e. g. masa de coluvión sobre roca firme) (**Figura 2-2b**) (Lacerda, 2007; Osanai et al., 2019; Xin et al., 2018).



**Figura 2-2.** (a) Deslizamiento rotacional; (b) deslizamiento traslacional. Líneas rojas discontinuas indican la dirección y forma del movimiento. Modificado de Cruden & Varnes (1996).

Por lo general, se acepta que existe una gradación natural entre este tipo de movimientos y los de tipo flujo; esto es posible ya que, normalmente, algunos materiales movilizados en forma de deslizamiento en su camino ladera abajo se desintegran lo suficiente para generar un remoldeo de los fragmentos, lo que ocasiona una distribución uniforme de velocidades en la masa movilizada, lo que le permite al material continuar viajando una larga distancia con una geometría que recuerda el movimiento de un material fluido (Hungry et al., 2001; Hungry, 2005).

### 2.1.3 Propagaciones

Las propagaciones laterales son el producto del movimiento en bloque de rocas o suelo sobre un material fracturado inferior que es débil, plástico o se encuentra licuefactado (Cruden & VanDine, 2013) (**Figura 2-3**). Los bloques movidos lateralmente se acomodan gracias a superficies de ruptura y tensión claramente determinadas (Hungry et al., 2014), y que no presentan signos de cizallamiento intenso (Cruden & VanDine, 2013; Varnes, 1978). Por lo general, el material desplazado permanece en el área local del movimiento y es típico en secuencias donde hay un cambio marcado de competencia entre materiales superiores e inferiores (e. g. bloques de roca y suelos compactos “flotando” en arcillas plásticas removilizadas o suelos granulares licuefactados) (Hungry et al., 2014). Este tipo de movimientos suelen generar eventos secundarios como caídas, volcamientos, deslizamientos rotacionales y traslacionales, y flujos de tierra en el material más dúctil (Canuti et al., 1992; Esposito et al., 2021).

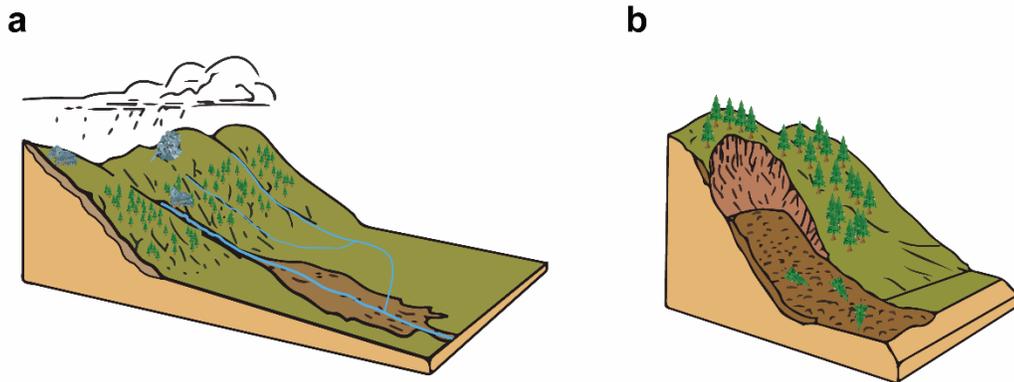


**Figura 2-3.** Propagación lateral en bloque de rocas o suelos. Modificado de Cruden & Varnes (1996).

### 2.1.4 Movimientos tipo flujo

Originalmente para Varnes (1958, 1978) cualquier movimiento en masa que presente una “distorsión o deformación” interna significativa es clasificado como un flujo, con sus respectivos subtipos establecidos según el tipo de material involucrado (Hungr et al., 2001).

Hungr et al. (2001), Matthias & Hungr (2005) y Hungr et al. (2014) plantean un criterio genético esencial para discriminar entre los subtipos de este movimiento: aquellos que se desarrollen y movilicen de forma confinada en cauces claramente identificables, con velocidades muy rápidas a extremadamente rápidas y con materiales frecuentemente saturados en agua, deben ser denominados estrictamente como flujos (**Figura 2-4a**). Por su parte, aquellos movimientos que se desplacen en cualquier parte de una ladera sin estar confinados, con velocidades muy rápidas a extremadamente rápidas y con materiales parcial o completamente saturados en agua, deben ser denominados avalanchas (**Figura 2-4b**).



**Figura 2-4.** Ilustración esquemática de: **(a)** flujo; **(b)** avalancha. Modificado de Cruden & Varnes (1996).

Para los movimientos clasificados como flujos, existe un espectro continuo de subtipos que dependen del contenido de agua y sólidos presentes en el material que se desplaza. De esta manera, se reconocen desde flujos de agua con muy bajos contenidos de sólidos (*i. e.* sedimentos), pasando por mezclas hiperconcentradas de sólidos y agua, hasta flujos mayormente conformados por sólidos respecto a su contenido de agua (Pierson, 2007).

Habitualmente, los flujos y avalanchas son producto de otros movimientos en masa. Las avalanchas suelen iniciar como deslizamientos planares o caídas de rocas o suelos, que sufren suficiente fragmentación para poder viajar una larga distancia (Chigira & Kiho, 1994; Evans et al., 2009; Guadagno et al., 2005; Hungr et al., 2014). Por otro lado, los flujos, frecuentemente son el producto de deslizamientos superficiales, avalanchas o caídas de rocas o suelos, e incluyen a menudo material vegetal (Parrish, 2013; Swanston, 1971). La transformación a un flujo ocurre cuando se movilizan por una zona confinada de canal después de sufrir una fragmentación en el evento inicial (e. g. Bacchini & Zannoni, 2003; Carrara et al., 2008; Chen et al., 2006; Wang et al., 2003; Xu et al., 2010).

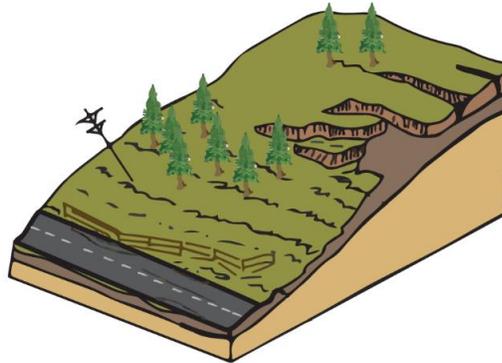
### **2.1.5 Deformación de laderas**

Las deformaciones en laderas son el producto de movimientos gravitacionales de pequeña a gran escala, someros o profundos y con velocidades que varían entre extremadamente lentas a lentas. Este tipo de movimientos se desarrollan tanto en rocas como en suelos (Hungr et al., 2014) (**Figura 2-5**).

Las deformaciones profundas incluyen: laderas de montaña, laderas rocosas y laderas en suelos. Las deformaciones en laderas de montaña y rocosas tienen magnitudes que varían entre gran escala (*i. e.* cientos de miles de metros cúbicos de material deformado) a mediana escala, respectivamente. La superficie de movimiento es discreta y la profundidad varía en el orden de decenas de metros (Dramis & Sorriso-Valvo, 1994). Frecuentemente, este tipo de deformaciones originan otros movimientos en masa como: avalanchas de rocas o deslizamientos profundos de rocas o detritos (Drouillas et al., 2021; Pedrazzini et al., 2013). Las deformaciones en laderas, compuestas principalmente de suelos cohesivos, suelen tener superficies de deformación que varían entre los 5 y 10 metros (Wang et al., 2020) y habitualmente, evolucionan a flujos deslizantes o deslizamientos profundos traslacionales o rotacionales (Hungr et al., 2014).

Finalmente, las deformaciones superficiales o reptación en suelos ocurren en los primeros metros de la cobertura en una ladera (*i. e.* <5 m), compuestas por suelos y rocas poco competentes (Hungr et al., 2014). Este tipo de movimientos es el resultado de los ciclos de mojado y secado de las laderas en periodos lluviosos y secos, que contraen y expanden el material, acelerando y desacelerando el movimiento estacionalmente (Ehrlich et al., 2018; Sonoda & Kurashige, 2017; Wang et al., 2018). Generalmente, este tipo de

movimientos evolucionan a deslizamientos superficiales de suelos o coluviones (Ehrlich et al., 2018; Sasaki et al., 2000).



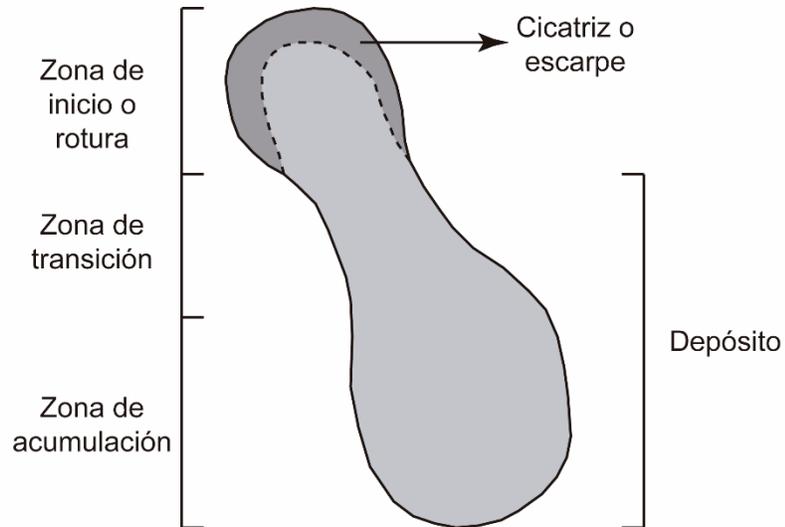
**Figura 2-5.** Deformación de laderas. Modificado de Cruden & Varnes (1996).

### 2.1.6 Movimientos en masa superficiales

En este trabajo de investigación, el término de movimiento en masa superficial se aplica a aquellos movimientos cuya superficie de rotura afecta a la capa de material superficial que descansa sobre las formaciones rocosas. Esta capa de material superficial incluye: coluvión, suelos y la parte alterada de las formaciones que afloran en el área de estudio (*i. e.* eluvión), ya sea por meteorización química o física (Chalkias et al., 2020; Conforti & Ietto, 2021; D'Amato Avanzi et al., 2004; Dai & Lee, 2002). Se excluyen de estas zonas susceptibles aquellos lugares donde predominan procesos diferentes a la generación de movimientos en masa superficiales, esto es, lugares que presentan fuertes tasas de erosión (remoción y transporte) de material por agentes distintos a la gravedad, como el agua o el viento.

Los movimientos en masa superficiales se clasifican de acuerdo con la geometría que presentan en su desplazamiento ladera abajo. Se distinguen esencialmente tres partes en estos movimientos: la zona de inicio o rotura, que incluye el escarpe, la zona de transición, en la cual se desplaza el material y la zona de acumulación, donde se termina de depositar la masa movilizada (**Figura 2-6**) (Santacana, 2001). Con base en lo anterior, se definen dos tipos de movimientos en masa superficiales: deslizamientos superficiales, los cuales no poseen una zona de transición, y movimientos tipo flujo, con presencia de zona de

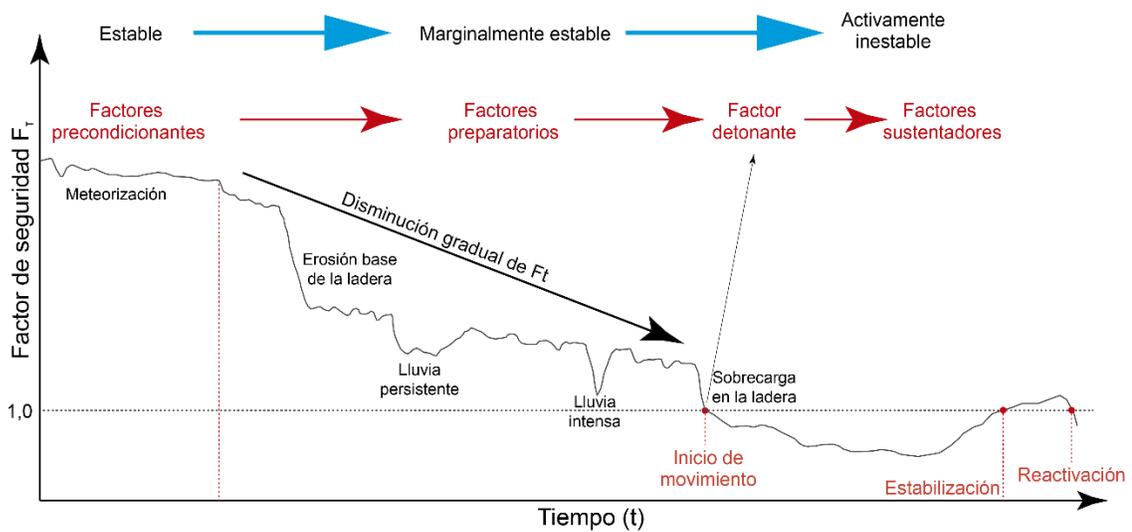
transición, que les brinda una geometría alargada y lobular (Santacana et al., 2003; Santacana, 2001).



**Figura 2-6.** Esquema de movimiento en masa superficial. Adaptado de Santacana (2001).

## 2.2 Factores que promueven la inestabilidad en las laderas

Los factores que promueven la inestabilidad del terreno e influyen de esta forma, la generación de movimientos en masa, se dividen en: intrínsecos (características propias del terreno: e. g. litología, ángulo de inclinación, entre otros) y extrínsecos (e. g. lluvia, terremotos, modificaciones antropogénicas). Para Glade & Crozier (2005) estos factores a su vez se dividen en: a) preconditionantes, los cuales son estáticos e inherentes a las características de los materiales, b) preparatorios, que son dinámicos y actúan sobre los preconditionantes (sin iniciar el movimiento, pero disminuyendo la resistencia al esfuerzo cortante), c) detonantes, factores que inician el movimiento y finalmente, d) sustentadores, los cuales determinan la forma, velocidad y duración del movimiento ladera abajo (**Figura 2-7**).



**Figura 2-7.** Disminución del factor de seguridad  $F_T$  a lo largo del tiempo teniendo en cuenta factores precondicionantes, preparatorios, detonantes y sustentadores. Modificado de Popescu (2020).

La influencia de los factores precondicionantes y preparatorios determinan la propensión espacial de fallo de una ladera y, por consiguiente, son pieza esencial para la zonificación de la susceptibilidad del terreno a movimientos en masa superficiales.

En todas las laderas hay esfuerzos que tienden a promover un movimiento hacia abajo (*i. e.* esfuerzo cortante) y esfuerzos que se oponen a este movimiento (*i. e.* resistencia al esfuerzo cortante) (Crozier, 1986). El balance entre estas dos fuerzas establece la condición de estabilidad de los materiales en la ladera, y es lo que determina el grado de propensión a un movimiento en masa. El balance de fuerzas recibe el nombre de factor de seguridad  $F_\tau$  y es denotado según Santacana (2001) como:

$$F_\tau = \frac{\tau_f}{\tau}$$

Donde  $\tau_f$  es la resistencia al esfuerzo cortante disponible en el plano de rotura del movimiento en masa y  $\tau$  es el esfuerzo cortante, el cual promueve el movimiento ladera abajo. Según Crozier (1986) existen tres tipos de posibles estados para una ladera, determinados por el factor de seguridad: estable, marginalmente estable y activamente inestable (**Figura 2-7**). Los estables indican un gran margen para soportar todas las posibles acciones desestabilizantes a las cuales puede estar expuesta una ladera, los

marginalmente estables, son laderas que se encuentran en un estado sin fallo pero susceptibles a uno en el momento en que factores externos superen cierto umbral en el factor de seguridad y finalmente, el estado activamente inestable, el cual hace referencia a un proceso de movimiento en masa desarrollándose de forma activa, ya sea de manera continua o intermitente.

### **2.2.1 Factores precondicionantes y preparatorios**

Los factores precondicionantes comprenden las características inherentes del terreno, por tanto, son estáticos y permiten a otros factores dinámicos desestabilizantes actuar sobre ellos de forma más o menos efectiva, dependiendo de sus propiedades. Las características intrínsecas del terreno son: geología, geomorfología y morfometría (Dahal et al., 2008; Zêzere et al., 1999).

Las características geológicas comprenden: litología, composición mineralógica, textura y estructura (Cruden & Varnes, 1996b; Varnes, 1978). Por lo general, se asume que rocas débiles, depósitos poco consolidados, superficies de discontinuidad con cambios de permeabilidad y competencia, la relación entre buzamiento y pendiente, dirección y cercanía a fallas y el grado de fracturamiento facilitan la actuación de los factores preparatorios, y por tanto, los materiales son más susceptibles a ser afectados por factores dinámicos (Guzzetti et al., 1996; Henriques et al., 2015; Irfan, 1998; Pachauri & Pant, 1992; Skilodimou et al., 2018).

La geomorfología y morfometría incluyen las variables descriptoras del terreno, y se encuentran relacionadas directamente con las características geológicas. De manera general, se dividen en unidades geomorfológicas, forma, altura, longitud, inclinación y exposición de las laderas. La suma entre ellas es determinante en la disminución de la resistencia al esfuerzo cortante por los factores preparatorios, dependiendo de algunas de sus características como: acumulaciones preferentes de agua y velocidad de infiltración en el suelo por irregularidades topográficas (Forte et al., 2019), espesor de los materiales presentes en la ladera condicionados por el grado de inclinación (Cerri et al., 2020), cantidad de insolación (Epifânio et al., 2014) y precipitación recibida por una ladera (Conforti & Ietto, 2021).

Los factores preparatorios son dinámicos y su actuación es facilitada por las características intrínsecas de los factores preconditionantes, los cuales, le permiten reducir de forma efectiva el margen de estabilidad de una ladera a lo largo del tiempo, llevándola a un estado marginalmente estable, pero sin iniciar el movimiento en masa (Glade & Crozier, 2005). Factores como la meteorización física y química (Buma & Dehn, 1998; Calcaterra & Parise, 2010; Mišćević et al., 2009; Oilier, 2010; Regmi et al., 2013; Sajinkumar et al., 2011), levantamiento tectónico (De Guidi & Scudero, 2013; Depicker et al., 2021) y cambio climático (Jakob & Lambert, 2009; Sangelantoni et al., 2018) pueden operar durante mucho tiempo para la desestabilización. Por otro lado, perturbaciones en laderas por actividad antrópica como cambios en el uso del suelo (Mugagga et al., 2012; Persichillo et al., 2018; Temme, 2021), deforestación (Cheng et al., 2018; García-Ruiz et al., 2017; Lehmann et al., 2019) y construcción de infraestructura (Bordoni et al., 2018; Jaiswal et al., 2011; Laimer, 2017; Montgomery, 1994; Sidle & Ziegler, 2012) son efectivos en periodos más cortos y por tanto, reducen el margen de estabilidad en una ladera de manera más rápida.

## **2.3 Métodos usados para la evaluación de susceptibilidad**

La susceptibilidad a movimientos en masa se define como la propensión de que ocurra un movimiento en masa en una zona determinada, basada en las condiciones del terreno y en un conjunto de factores influenciadores (preconditionantes y preparatorios) que generan una propensión a su desarrollo, no implicando de esta forma, un aspecto de temporalidad y magnitud (Soeters & Van Westen, 1996).

Los métodos usados para evaluar y estimar la susceptibilidad se dividen en cualitativos y cuantitativos, o directos e indirectos (Guzzetti et al., 1999). La principal diferencia entre estos métodos radica en el tipo de zonación obtenida. Para modelos cualitativos se producen zonaciones subjetivas, mientras que los cuantitativos se basan en estimaciones numéricas de la probabilidad espacial de ocurrencia. Todos estos métodos se fundamentan en la presunción de que las condiciones de futuros movimientos en masa serán similares a aquellas que los originaron en el pasado (Dai et al., 2002).

Todos los métodos cualitativos son directos en su definición, es decir, se apoyan en el conocimiento y experiencia del investigador al decidir que combinación de factores tienen mayor importancia en la ocurrencia de movimientos en masa, basados en el inventario de

procesos morfodinámicos de una zona (Guzzetti et al., 1999; Huang et al., 2018; van Westen, 1993). Básicamente, en estos métodos se utilizan los inventarios de movimientos en masa para reconocer, de manera relativa, sitios con características geológicas, geomorfológicas y topográficas comparables, y que son susceptibles de generar fallos en las laderas (Yalcin et al., 2011). También, estos métodos pueden ser producto de la combinación de mapas de factores, a los cuales se les asigna una ponderación por parte del investigador, según su influencia observada en el desarrollo de zonas inestables (Corominas et al., 2014). La mayor limitación de estos métodos es su subjetividad y baja tasa de poder predictivo (Tien Bui et al., 2012).

Los métodos cuantitativos o indirectos se basan en el modelado de la relación entre la distribución de movimientos en masa y un conjunto de variables explicativas, construido a partir de una muestra de datos del área de estudio (Atkinson & Massari, 1998; Huang et al., 2018; Yalcin et al., 2011). Estos métodos se dividen en estadísticos (bivariados y multivariados), determinísticos y de aprendizaje automático o *machine learning* (Corominas et al., 2014).

En los métodos estadísticos bivariados se evalúa la relación entre los factores que promueven la inestabilidad y el inventario de movimientos en masa, generando una ponderación de las variables según su influencia en el desarrollo de zonas inestables. Esta ponderación se fundamenta en la densidad de deslizamientos por cada una de las clases que componen los factores utilizados (Corominas et al., 2014). De esta manera, estos métodos informan acerca de la influencia de cada clase en la ocurrencia de movimientos en masa en una zona. Normalmente los métodos bivariados más utilizados son: *Likelihood Ratio Model* o *Frequency Ratio* (Du et al., 2020; Lee & Talib, 2005; Persichillo, Bordoni, & Meisina, 2017; Skilodimou et al., 2018; Vijith & Madhu, 2008), *Information Value Method* (Chen et al., 2020; Du et al., 2017; Wang & Xiao, 2014; Wu & Qiao, 2009), *Weights of Evidence* (Dahal et al., 2008; Mersha & Meten, 2020; Zhang et al., 2018) y *Favourability Functions* (Chung & Fabbri, 1993).

Por su parte, los métodos estadísticos multivariados evalúan la relación combinada entre todos los factores o variables explicativas elegidas que promueven la inestabilidad en una ladera y el inventario de movimientos en masa. Este tipo de técnicas dan resultados que se expresan en probabilidad de fallo de una ladera o en divisiones del terreno en zonas estables e inestables, y son pieza esencial en evaluaciones a escala regional de la

susceptibilidad a movimientos en masa (Corominas et al., 2014). Los métodos estadísticos multivariados más utilizados para la estimación de la susceptibilidad son los análisis discriminantes (Baeza & Corominas, 2001; Carrara et al., 2003; Eiras et al., 2021; Gorsevski & Foltz, 2000; Santacana et al., 2003; Wang et al., 2020; Zêzere et al., 2017) y las regresiones logísticas (Atkinson & Massari, 1998; Ayalew & Yamagishi, 2005; Chen et al., 2019; Van Den Eeckhaut et al., 2010; Duman et al., 2006; Nefeslioglu et al., 2008; Ohlmacher & Davis, 2003; Rincón, 2019; Schicker & Moon, 2012).

Cuando se buscan niveles detallados de estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa, se suele recurrir a métodos físicos o determinísticos. Este tipo de métodos se basan en el modelado de los procesos de falla en las laderas mediante la descripción de factores de seguridad (van Westen, 1993; Yalcin et al., 2011). Para su análisis, se requieren datos detallados de propiedades hidrológicas y de mecánica de suelos, por lo que solo pueden ser usados en contextos locales donde las características de los materiales sean bien conocidas, o bien en contextos regionales, cuando las características del terreno sean homogéneas (Corominas et al., 2014). La ventaja de los modelos determinísticos es su mayor capacidad predictiva, ya que permiten la generación de modelos dinámicos que pueden incorporar cambios en las propiedades de los materiales a lo largo del tiempo (e. g. cambios hidráulicos). En particular, para la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales por medio de métodos determinísticos, se utilizan modelos como SINMAP, SHALSTAB, TRIGRS y SLIP (e. g. do Pinho & Augusto-Filho, 2022; Martins et al., 2017; Refice & Capolongo, 2002; Singh et al., 2021; Terlien, 1998; van Westen & Terlien, 1996; Zizioli et al., 2013).

Por último, los métodos de aprendizaje automático o *machine learning* han demostrado ser una herramienta valiosa para la creación de modelos de susceptibilidad. Estas técnicas abarcan múltiples tipos de algoritmos como redes neuronales artificiales (Conforti et al., 2014; Ermini et al., 2005), máquinas de vectores de soporte (Chen et al., 2018; Huang et al., 2018; Lee et al., 2017; Xu et al., 2012), arboles de decisión (Park et al., 2018; Sahin & Colkesen, 2021), bosques aleatorios (Nhu et al., 2020; Tanyu et al., 2021) y *gradient boosting* (Chen et al., 2020; Rong et al., 2020; Sahin, 2020). Su capacidad predictiva a menudo supera a otros métodos tradicionales, por lo que se han convertido en una herramienta robusta y cada vez más utilizada para el estudio de movimientos en masa, con resultados sobresalientes.



## 3. Área de estudio

### 3.1 Ubicación y generalidades

La cuenca media del río Chicamocha abarca un área de 3988 km<sup>2</sup>, que se extiende desde los municipios de Monguí al sur, Chita al este, Covarachía al oeste y Chiscas al norte (Guevara et al., 2009), todos ubicados en la parte central-norte del departamento de Boyacá. Dentro de esta región, se encuentra el área de estudio que comprende 156 km<sup>2</sup>, correspondiente a un tramo de la cuenca, entre los municipios de Socotá, Socha, Sativasur, Sativanorte y Jericó (**Figura 3-1**).

En general, la red de drenaje en el área de estudio es dendrítica a subparalela. El principal cauce del área es el río Chicamocha, que fluye en dirección sur-norte, atravesando longitudinalmente toda el área de estudio y captando la descarga de todos los tributarios de la zona. Entre los tributarios más importantes se encuentran el río Cómeza, que corre en dirección sureste a noroeste, al oeste del casco urbano del municipio de Socotá, y la quebrada La Leona o Baracuta, ubicada entre Sativasur y Sativanorte.

La elevación varía considerablemente a lo largo de toda la zona. Las zonas más bajas tienen alturas entre 1500 m a 1600 m, y se ubican hacia la parte norte en el sector más profundo del valle creado por el río Chicamocha. En cuanto a los puntos de mayor elevación, se encuentran en su mayoría en las zonas perimetrales del área, llegando a cotas de 3200 m en el Alto El Escobal y la cuchilla de Las Múcuras al noreste del casco urbano del municipio de Sativanorte, el Cerro de Fray Luis al noreste de Socotá y el cerro de La Cucho al norte-noreste de Paz de Río, en el páramo de Guantiva – La Rusia.

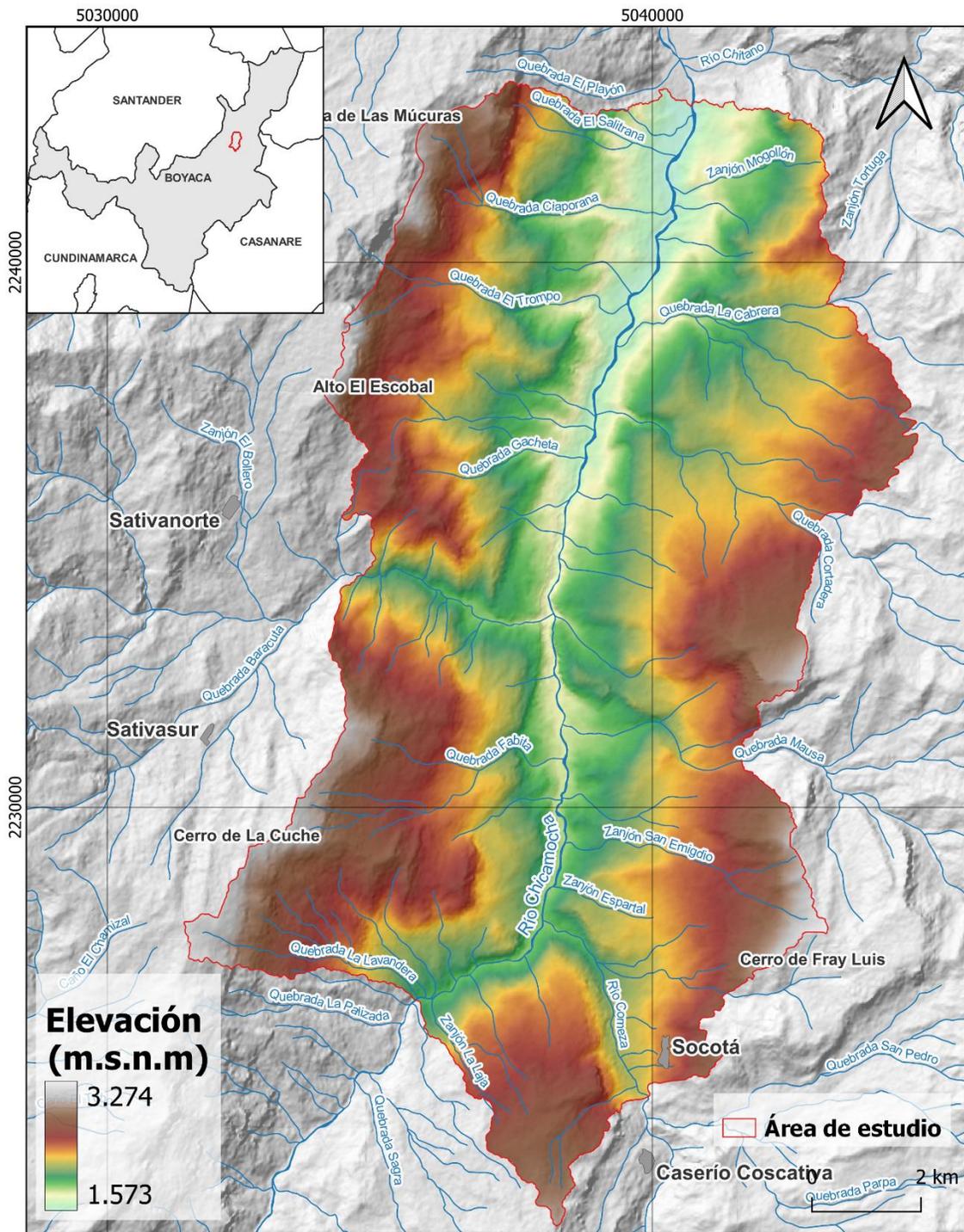


Figura 3-1. Localización del área de estudio.

La morfología del terreno es abrupta, producto de la intensa actividad tectónica y las altas tasas de erosión, lo que ha generado cañones profundos a lo largo de toda la zona. El ángulo de las pendientes de las laderas es, por tanto, bastante variable. Las mayores pendientes del área están asociadas a las partes más cercanas a los cauces principales, formando laderas de contrapendiente en rocas cenozoicas competentes y en el extremo noroeste donde afloran rocas cretácicas duras, formando laderas escarpadas. Por otro lado, las laderas con pendientes moderadas se encuentran asociadas a laderas de planos estructurales de rocas cretácicas y cenozoicas, distribuidas uniformemente en los costados alejados de las partes más profundas del valle generado por el río Chicamocha. Finalmente, los lugares con pendientes suaves están asociados a rocas de baja competencia, con predominio de composiciones arcillosas, y a los depósitos coluviales y aluviales dispersos a lo largo de toda el área.

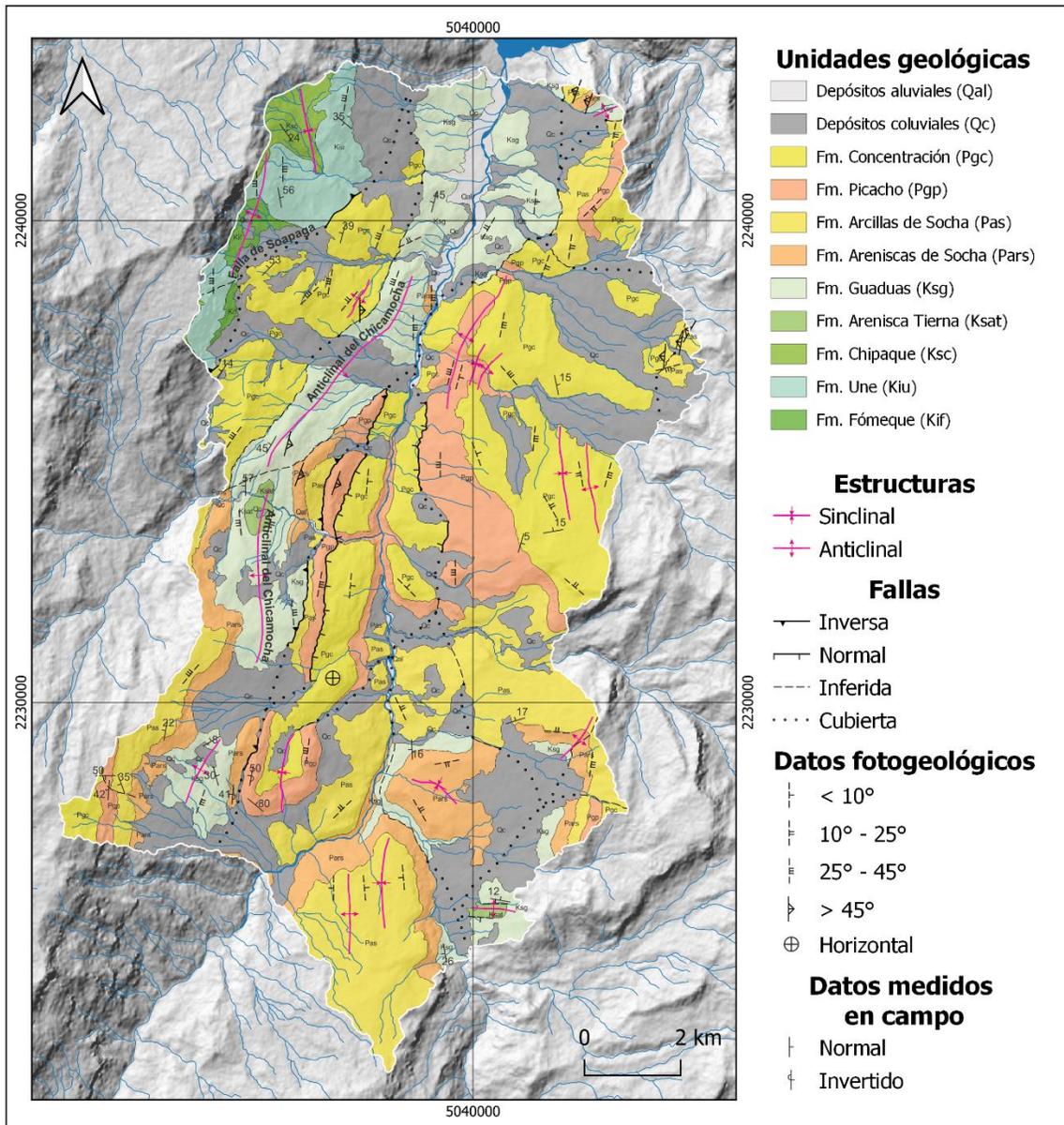
El clima de la zona está fuertemente influenciado por la topografía. En general, las zonas con mayor altura presentan condiciones de mayor humedad y menor temperatura en comparación con las zonas bajas de los cañones, que tienen condiciones secas y cálidas de forma permanente a lo largo del año (Guzmán, 2016). El patrón de lluvias es bimodal, siendo los meses más lluviosos entre marzo a mayo, y octubre a noviembre. Las condiciones climáticas han resultado en un desarrollo mínimo de los suelos en las laderas, lo que ha facilitado los intensos procesos erosivos y morfodinámicos observados a lo largo del área de estudio (Guzmán, 2016; Moya, 2015). Además, la pérdida de la vegetación subdesértica nativa y de bosque seco tropical debido a la acción antrópica (Guzmán, 2016; Pardo & Moreno-Arias, 2018) ha intensificado los procesos de erosión y de inestabilidad, lo que ha conllevado a la alta densidad de movimientos en masa superficiales identificados.

## 3.2 Geología

En el área de estudio afloran rocas de edad Cretácica y Cenozoica, representadas por las formaciones Fόμεque (Hauteriviano-Albiano), Une (Albiano-Cenomaniano), Chipaque (Cenomaniano-Coniaciano o Santoniano), Arenisca Tierna (Maastrichtiano), Guaduas (Maastrichtiano), Areniscas de Socha (Paleoceno tardío), Arcillas de Socha (Paleoceno tardío), Picacho (Eoceno temprano) y Concentración (Eoceno medio-Oligoceno medio), además de depósitos cuaternarios coluviales y aluviales (Ulloa et al., 2003) (**Figura 3-2**).

En general, las estructuras (pliegues y fallas) tienen una dirección SW-NE, lo que concuerda con la estructura tectónica normal de la Cordillera Oriental en el departamento de Boyacá (Dengo & Covey, 1993; Reyes, 1983). El pliegue más importante en el área es el Anticlinal del Chicamocha, con geometría asimétrica y rumbo NE-SW, cuyo flanco oriental generalmente está en posición vertical o invertido y es afectado por fallas longitudinales locales casi paralelas entre sí (Incitema, 2015). Su núcleo está conformado por la Formación Arenisca Tierna y sus flancos por las formaciones Guaduas, Areniscas de Socha, Arcillas de Socha y Picacho. Además, se encuentran pliegues de menor extensión areal, la mayoría paralelos al trazo de la falla de Soapaga y en parejas anticlinal – sinclinal, habitualmente apretados, afectando a las unidades cenozoicas (Toro, 1990), cortados en general por fallas direccionales transversales en sentido ENE-WSW y ESE-WNW (Reyes, 1984).

La falla de Soapaga es la principal falla que afecta la zona de estudio. Esta estructura de componente inverso se extiende en dirección NE-SW y pone en contacto rocas del Cretácico inferior (formaciones Une y Fόμεque), con rocas del Cenozoico (Formación Concentración) (Reyes, 1983; Toro, 1990). Asimismo, en las partes más cercanas al trazo de esta falla ocurren otras de menor extensión, de componente inverso, las cuales es probable estén relacionadas con fallamiento del tipo *back-thrust* (Toro, 1990).



**Figura 3-2.** Mapa geológico del área de estudio. Adaptado de Toro (1990), Ulloa et al. (2003) y Vargas et al. (1987).

### 3.2.1 Formación Fómeque

En el área de estudio, esta unidad está compuesta por una sucesión de lodolitas negras en capas delgadas intercaladas con calizas en capas gruesas y muy gruesas, y arenitas

cuarzosas de grano fino con cemento silíceo en capas medias y gruesas (Ulloa et al., 2003). La Formación Fόμεque aflora en el extremo noroeste del área de estudio, dispuesta como el núcleo de una estructura anticlinal en rocas cretácicas, y es truncada por el trazo de la falla de Soapaga hacia el este. El contacto con la Formación Une es neto y concordante, y se encuentra cubierta por sedimentos cuaternarios coluviales, lo que le da una expresión morfológica de laderas suaves y alomadas.

### **3.2.2 Formación Une**

En el área de estudio, esta formación está compuesta por una alternancia de cuarzoarenitas de grano grueso-conglomeráticas a fino en capas delgadas a muy gruesas con cemento silíceo, a veces en secuencias granodecrecientes e intercaladas frecuentemente por bancos muy gruesos a gruesos de arcillolitas y lodolitas (Geoestudios LTDA, 2006; Ulloa et al., 2003). Es importante mencionar que las arenitas de esta formación se encuentran intensamente fracturadas por la acción de la falla de Soapaga en la zona (Incitema, 2015) (**Figura 3-3a**). Particularmente, la Formación Une aflora hacia el extremo noroeste como parte de un anticlinal y sinclinal desarrollados en rocas cretácicas. En este sector, la formación configura laderas estructurales y de contrapendiente abruptas con fuertes buzamientos hacia el oeste y este, dependiendo de la parte de las estructuras en que se encuentre (**Figura 3-3b**). Además, esta formación está truncada y puesta en contacto con la Formación Concentración al este por la acción de la falla de Soapaga.

### **3.2.3 Formación Chipaque**

En el área de estudio esta formación está conformada por lodolitas grises oscuras, intercaladas con calizas, calizas arenosas y a veces arenitas de grano fino, en capas delgadas a gruesas (Fonseca & Torres, 1994; Ulloa et al., 2003). Esta unidad aflora únicamente hacia la parte noroeste del área de estudio, haciendo parte del sinclinal que afecta a las rocas cretácicas anteriormente mencionadas. Se presenta predominantemente como una ladera estructural, de morfología más suave que las otras unidades cretácicas descritas, debido a su litología menos resistente.

### 3.2.4 Formación Arenisca Tierna

En el área de estudio esta formación está constituida por cuarzoarenitas de grano fino a medio, friables, en capas delgadas a gruesas, con arcillolitas y limolitas grises calcáreas, con un contacto superior neto y concordante con la Formación Guaduas (Fonseca & Torres, 1994; Incitema, 2015; Ulloa et al., 2003). La distribución espacial de esta formación es limitada en la zona. Aflora como el núcleo de dos estructuras anticlinales, una en el sector donde la quebrada La Leona o Baracuta transcurre sobre el Anticlinal del Chicamocha, y la segunda cerca al casco urbano del municipio de Socotá, en un pliegue de poca extensión con rumbo NE-SW. En ambos casos infrayace de manera concordante a la Formación Guaduas.

### 3.2.5 Formación Guaduas

En esta zona, la litología de esta formación comprende un sucesión de arcillolitas y limolitas en capas delgadas, lodolitas síliceas, mantos importantes de carbón hacia la parte superior y cuerpos intercalados de arenitas de grano fino, en capas delgadas, más comunes hacia la parte media y alta (Fonseca & Torres, 1994; Ulloa et al., 2003). Frecuentemente, esta formación se encuentra afectada por fallas y cubierta por depósitos coluviales. En el área de interés del presente trabajo, la Formación Guaduas se encuentra preferentemente en la parte axial de las estructuras anticlinales, especialmente, del anticlinal del Chicamocha. Hacia las partes superiores de esta formación, se encuentran los sitios de extracción de carbón de la zona. Su morfología es esencialmente alomada, con pendientes moderadas a suaves y casi siempre se encuentra en contacto fallado con unidades más jóvenes (e. g. Formación Concentración), sin embargo, el contacto superior con la Formación Areniscas de Socha es paraconforme y en algunas áreas en discordancia angular (Ulloa et al., 2003).

### 3.2.6 Formación Areniscas de Socha

En las zonas cercanas al área de estudio, esta formación está compuesta por cuarzoarenitas de grano grueso a fino, masivas, con cemento síliceo y estratificación cruzada, y algunas intercalaciones de arcillolitas grises y rojizas (Esquivel, 1992; Fonseca & Torres, 1994; Ulloa et al., 2003). Es importante destacar que los niveles de arenitas de esta unidad se encuentran bastante diaclasados debido al alto tectonismo del área

(Fonseca & Torres, 1994) (**Figura 3-3c**). Esta unidad presenta morfologías que destacan sobre el terreno debido a su carácter resistente, resaltando entre las dos unidades de carácter más arcilloso que la delimitan (formaciones Guaduas y Arcillas de Socha) (**Figura 3-3d**). En general, esta formación sigue el eje del anticlinal del Chicamocha hacia la parte oeste del área como una serie de laderas de contrapendiente bastante escarpadas. Hacia el este, tiende a estar en posiciones subhorizontales, asociadas al cañón que forma el río Chicamocha y como parte de una estructura anticlinal de pequeña escala al noreste del casco urbano del municipio de Socotá.

### **3.2.7 Formación Arcillas de Socha**

En la zona de estudio, esta unidad está compuesta por capas medias a gruesas de arcillolitas grises – verdosas a moradas, a veces fisibles, con ocasionales a frecuentes intercalaciones de arenitas con óxidos de hierro, grises a verdosas, de grano grueso a fino y laminación inclinada (Fonseca & Torres, 1994; Reyes, 1984). Esta unidad tiende a desarrollar una morfología suave en comparación con las unidades más competentes (**Figura 3-3e**). Se encuentra al este como parte de los flancos del anticlinal del Chicamocha, como franjas alargadas que se truncan con las formaciones Concentración y Guaduas por la acción de varias fallas de componente inverso. En la zona este, esta unidad aflora predominantemente como una ladera de plano estructural con un buzamiento moderado al oeste, a excepción de algunas estructuras sinclinales y anticlinales de pequeña escala, al oeste y noroeste del casco urbano del municipio del Socotá.

### **3.2.8 Formación Picacho**

Esta unidad está compuesta por cuarzoarenitas blancas a amarillas, porosas, de grano medio a grueso o conglomeráticas, en capas medias a gruesas, con niveles considerables de arcillolitas rojas por meteorización, algo plásticas, intercaladas con arenitas de grano medio, bien cementadas en su parte media (Fonseca & Torres, 1994; Incitema, 2015; Ulloa et al., 2003). Es importante destacar que esta unidad presenta bastantes diaclasas en los niveles de mayor contenido de arena, resultado del alto tectonismo que ha afectado la zona (Fonseca & Torres, 1994) (**Figura 3-4b**).

La distribución de esta unidad a lo largo de la zona de estudio es similar a la de otras unidades competentes. Morfológicamente, tiende a formar laderas de contrapendiente bastante escarpadas asociadas al flanco oeste del anticlinal de Chicamocha y a un sinclinal de corta extensión entre esta formación y las capas de la Formación Concentración hacia el sector más suroeste del área de estudio (**Figura 3-4a**). Por otra parte, al este de la zona de estudio, aparece como el núcleo en el eje axial de un anticlinal paralelo al curso del río Chicamocha junto con la Formación Concentración. Por último, en la parte central del área, aflora de manera subhorizontal en la parte más profunda del cañón, formando laderas escarpadas casi verticales.

### 3.2.9 Formación Concentración

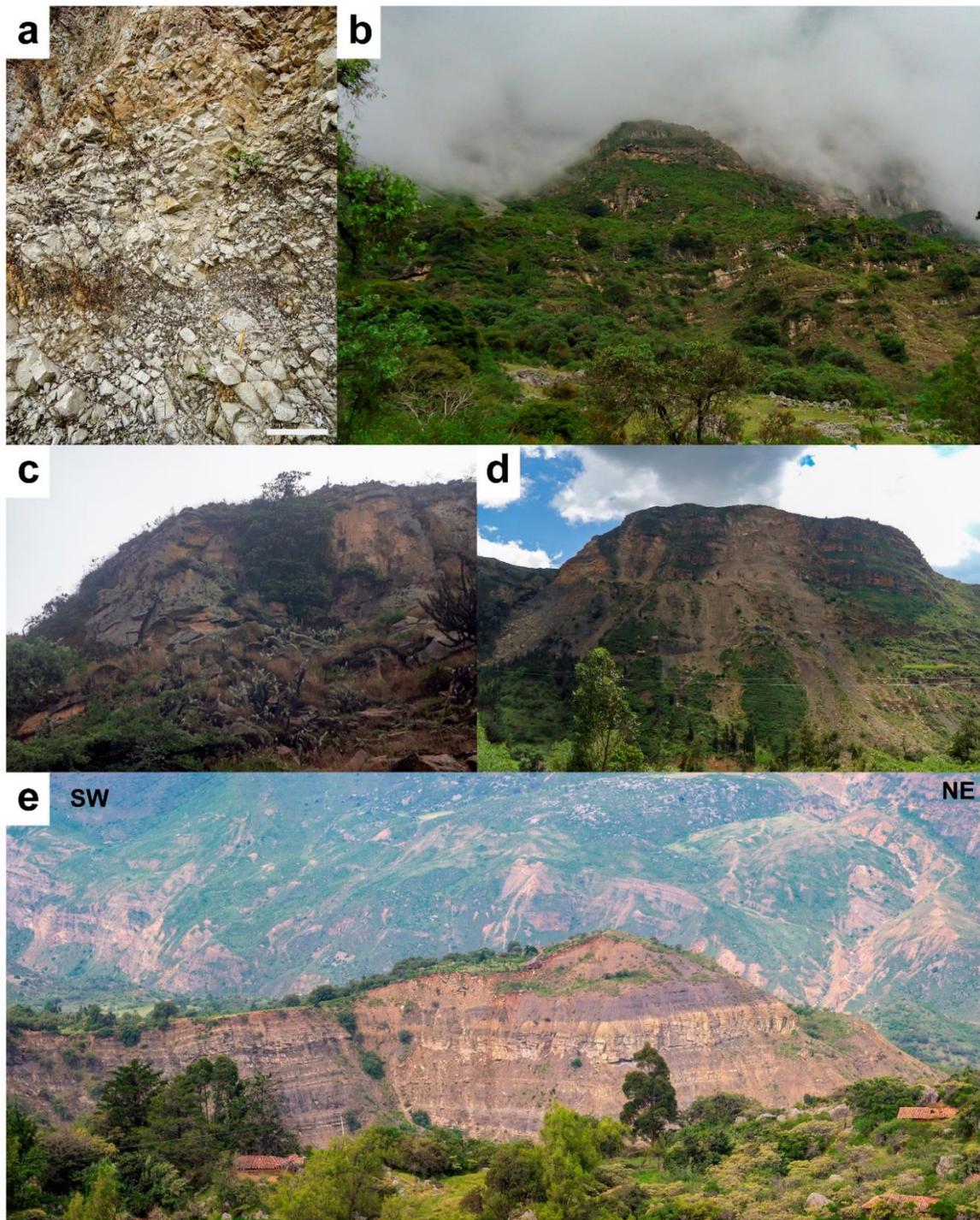
En el área de estudio, esta formación está compuesta por capas delgadas de arcillolitas grises, negras y rojizas por meteorización, con niveles de hierro oolítico y frecuentes intercalaciones de cuarzoarenitas de grano fino a medio (**Figura 3-4d**) (Fonseca & Torres, 1994; Incitema, 2015). Hacia el oeste, aparece como una franja limitada por fallas que la ponen en contacto con las formaciones Fómeque, Une y Guaduas, y se ve afectada localmente por un pliegue anticlinal de poca extensión. En la porción central de la zona de estudio, esta unidad presenta morfologías subhorizontales, asociadas a la incisión fluvial del río Chicamocha (**Figura 3-4c**). Finalmente, esta formación posee una tendencia a formar colinas alomadas, por la disposición de laderas de plano estructural, con buzamientos moderados hacia el noroeste.

### 3.2.10 Depósitos cuaternarios (aluviales y coluviales)

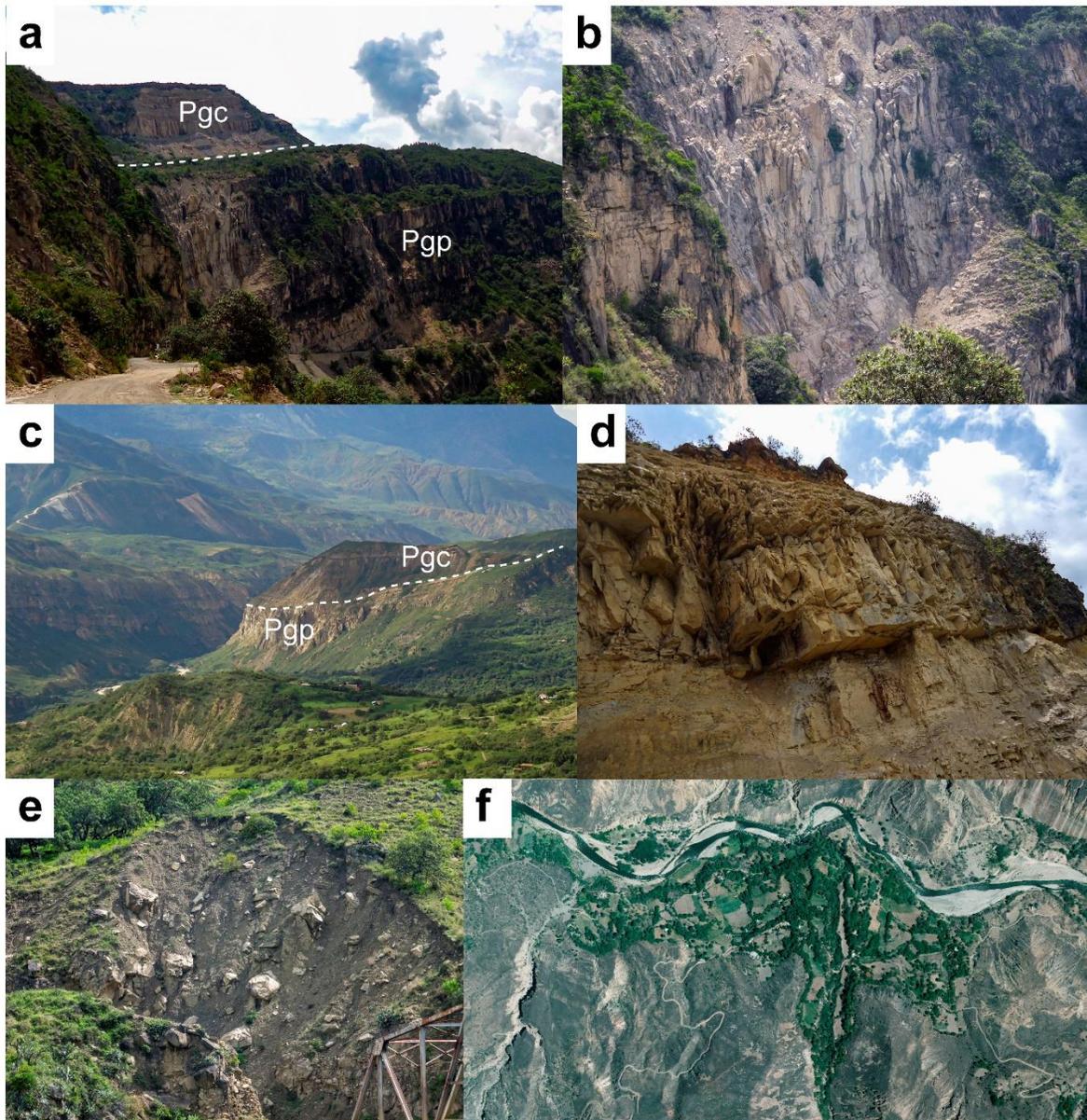
Este tipo de depósitos se encuentran predominantemente en laderas con pendientes suaves a moderadas. Los depósitos aluviales se localizan en las zonas más bajas de las redes de drenaje principales y se componen de sedimentos conformados por bloques de arenitas redondeados a subredondeados, comúnmente embebidos en matrices arenarcillosas (**Figura 3-4e**). La mayoría de los bloques de arenitas que conforman estos depósitos provienen de las unidades cenozoicas más competentes del área de estudio.

Por otro lado, los depósitos de tipo coluvial se ubican en laderas donde el ángulo de inclinación predominante no supera los 20°. Están constituidos por sedimentos

heterogéneos de bloques y cantos angulares desprendidos de formaciones duras y blandas de zonas con mayor elevación, y normalmente presentan una matriz arenosa, limosa o lodosa (**Figura 3-4f**). El arreglo interno de los cuerpos coluviales es caótico y, según Reyes (1984), son producto de la mezcla de materiales por sucesivos movimientos en masa a lo largo del tiempo en la zona.



**Figura 3-3.** (a) Detalle del fracturamiento de las arenitas de la Formación Une (barra escala = 30cm); (b) morfología típica de la Formación Une en el área de estudio; (c) fracturamiento de las arenitas de la Formación Areniscas de Socha; (d) expresión morfológica de la Formación Areniscas de Socha; (e) afloramiento de la parte inferior de la Formación Arcillas de Socha.



**Figura 3-4.** (a) Expresión morfológica del contacto entre las formaciones Picacho y Concentración; (b) detalle del fracturamiento de los niveles con mayor contenido de arenita de la Formación Picacho; (c) expresión morfológica de la parte inferior de la Formación Concentración; (d) detalle de fracturas verticales en los niveles con mayor contenido de arenita de Formación Concentración; (e) depósitos coluviales; (f) depósitos aluviales (imagen de ortofoto).

## 4. Métodos

### 4.1 Método bivariado

Este tipo de métodos estadísticos son una buena herramienta inicial para identificar qué factores presentan una mayor influencia en la ocurrencia de movimientos en masa en una zona (Corominas et al., 2014). Uno de los más comunes y útiles en esta evaluación es el método de *Frequency Ratio* (FR) (Du et al., 2020; Lee, 2005; Lee & Talib, 2005). Este método se basa en las relaciones probabilísticas entre los movimientos en masa ocurridos en el pasado y los factores preconditionantes y preparatorios elegidos para la estimación de la susceptibilidad (Mersha & Meten, 2020; Poudyal et al., 2010; Sun et al., 2018).

En primer lugar, para el análisis bivariado de los datos, todas las variables independientes deben ser divididas en clases para poder establecer las relaciones con los movimientos en masa. De esta forma, las variables continuas son reclasificadas a un conjunto de clases. Las clases se pueden definir según la experiencia del investigador o mediante diversos métodos de clasificación de datos disponibles en diversas herramientas SIG (e. g. cuartiles). Después de la transformación de las variables, se procede a calcular el *Frequency Ratio* (FR), siguiendo el siguiente procedimiento: se calcula el porcentaje del área de movimientos en masa contenido en cada una de las clases de un factor y se divide este valor con el porcentaje del área que representa la clase dentro del factor (Lee & Sambath, 2006; Lee & Talib, 2005; Sun et al., 2018). La anterior relación posee la siguiente forma:

$$FR_{clase} = \frac{S_i / \sum S}{A_i / \sum A}$$

Donde:

$S_i$ : Área o número de píxeles de movimiento en masa que se encuentran en la clase  $i$ .

$\sum S$  Área o número de píxeles total de movimientos en masa en el área de estudio.

$A_i$ : Área o número de píxeles total de la clase  $i$  en el área de estudio.

$\sum A$ : Área o número de píxeles de toda el área de estudio.

El valor obtenido de *Frequency Ratio* (FR) representa el grado de susceptibilidad al desarrollo de movimientos en masa para cada clase de un factor (Mersha & Meten, 2020). Los valores de  $FR > 1$  representan una correlación positiva entre movimientos en masa y la clase del factor, mientras que un  $FR < 1$  indica una correlación negativa entre movimientos en masa y la clase del factor (Hughes & Schulz, 2020; Lee & Sambath, 2006; Lee & Talib, 2005; Mersha & Meten, 2020; Sun et al., 2018). Por último, los valores de FR obtenidos para cada una de las clases que componen el factor o variable son sumados para ser representados en un mapa:

$$FR_{factor\ o\ variable} = FR_{clase\ 1} + FR_{clase\ 2} + \dots + FR_{clase\ n}$$

En particular, para esta investigación, se utilizó el área que representa el 10% de los píxeles de cada movimiento en masa superficial (con mayor elevación) para el cálculo de los valores de *Frequency Ratio* (FR) de cada una de las clases de los factores o variables independientes utilizadas.

## 4.2 Regresión logística

Las regresiones logísticas permiten el cálculo de la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa, según la respuesta a variables predictoras independientes que integran un modelo de susceptibilidad (e. g. Atkinson & Massari, 1998; Ayalew & Yamagishi, 2005; Bai et al., 2010; Chau & Chan, 2005a; Dai & Lee, 2002; Van Den Eeckhaut et al., 2010; Du et al., 2020; Erener & Düzgün, 2010; Gorsevski et al., 2006; Lin et al., 2017; Ohlmacher & Davis, 2003; Van Den Eeckhaut et al., 2012).

Este tipo de regresión permite establecer el comportamiento de una variable discreta de respuesta  $Y$  (variable dependiente) y múltiples variables independientes o explicativas

(Hosmer & Lemeshow, 2000). Las respuestas son binarias,  $Y=1$  (presencia de movimiento en masa) e  $Y=0$  (ausencia de movimiento en masa o zona estable), y dependen de una serie de variables independientes o explicativas que pueden ser continuas o discretas y no necesariamente estar normalmente distribuidas (Atkinson & Massari, 1998; James et al., 2013; Van Den Eeckhaut et al., 2006). La función logística puede ser escrita de la siguiente manera, según Hosmer & Lemeshow (2000):

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}}$$

Siendo  $p(x)$  la probabilidad de ocurrencia del evento,  $x_1, x_2, \dots, x_k$  los valores observados de las variables independientes o explicativas,  $\beta_0$  la constante y  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  los coeficientes que miden la contribución de las variables independientes en la ocurrencia del evento. Ahora bien, esta misma relación puede expresarse como la razón entre la probabilidad de presencia y ausencia del evento, también conocida como *odds* o *odds ratio*:

$$\frac{p(x)}{1 - p(x)} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k}$$

La anterior ecuación puede linealizarse al aplicar logaritmo natural en ambos extremos, lo que resulta en el *logit* o *log-odds*, el cual se relaciona de forma lineal con las variables independientes:

$$\ln\left(\frac{p(x)}{1 - p(x)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$

El nivel de significancia de los coeficientes de regresión se determina mediante el test de Wald, el cual se obtiene comparando la estimación por máxima verosimilitud (*maximum likelihood*) de cada coeficiente con su error estándar estimado (Hosmer & Lemeshow, 2000). En este sentido, bajo la hipótesis nula que un coeficiente individual es cero, el estadístico de Wald seguirá una distribución normal estándar. Los valores de probabilidad obtenidos varían entre 0 y 1, lo que indica respectivamente, la probabilidad de ocurrencia espacial de un movimiento en masa, de 0% a 100% (Estrada, 2017).

Para interpretar los resultados del análisis de regresión y enfocarse en la intensidad y características de la relación entre las variables explicativas y la ocurrencia de movimientos

en masa superficiales, se calculó el *odds ratio* (OR) para cada uno de los coeficientes estimados:

$$OR_i = e^{\beta_i}$$

Esta relación se entiende como: cuando la variable  $x_i$  aumenta una unidad, el *odds* de la variable dependiente (en este caso la presencia o ausencia de movimiento en masa) se multiplica por un factor de  $OR_i$  veces (Feuillet et al., 2014). Un valor de OR cercano a 1 indica ausencia de relación entre la variable independiente y dependiente, un valor menor a 1 denota que cuando la variable independiente aumenta en una unidad el *odds* de la variable dependiente disminuye  $OR_i$  veces, y lo contrario para un valor mayor a 1 (Feuillet et al., 2014).

Los modelos de regresión logística fueron calibrados en R con el uso de la función base `glm`, para modelos lineales generalizados de la familia binomial.

#### **4.2.1 Análisis de multicolinealidad**

Las regresiones logísticas son propensas a presentar colinealidad entre las variables independientes o explicativas, esto es, si dos o más variables se encuentran altamente relacionadas, tornando difícil obtener un buen estimado de sus efectos sobre la variable dependiente, creando un modelo inestable (James et al., 2013; Midi et al., 2010).

La colinealidad aumenta el error estándar entre los coeficientes de la regresión, lo que puede disminuir la significancia estadística de las variables y hacer que sea difícil obtener una buena estimación de sus efectos individuales sobre la variable dependiente (Fox, 1991; Miles, 2014). Para abordar este inconveniente, se utilizan dos parámetros para detectar la colinealidad entre las variables: TOL (*tolerance*) o tolerancia y VIF (*variance inflation factor*) o factor de inflación de la varianza. En general, en los estudios aplicados a zonación de susceptibilidad a movimientos en masa, se descartan las variables con valores de  $TOL < 0,1$  y  $VIF > 10$  (Li et al., 2020; Lin et al., 2017; Zhu & Huang, 2006). Sin embargo, para términos prácticos de este trabajo y con el objetivo de crear un modelo lo más estable y explicativo posible, se consideraron valores de  $TOL < 0,4$  y  $VIF > 2$  como criterios para descartar una variable (Bai et al., 2010; Estrada, 2017; Meusbürger & Alewell, 2008; Van Den Eeckhaut et al., 2006).

El análisis de multicolinealidad fue realizado por medio del uso de la función VIF de librerías car (Fox & Weisberg, 2019), DescTools (Signorell et al., 2023) y rms (Harrell, 2023) en R.

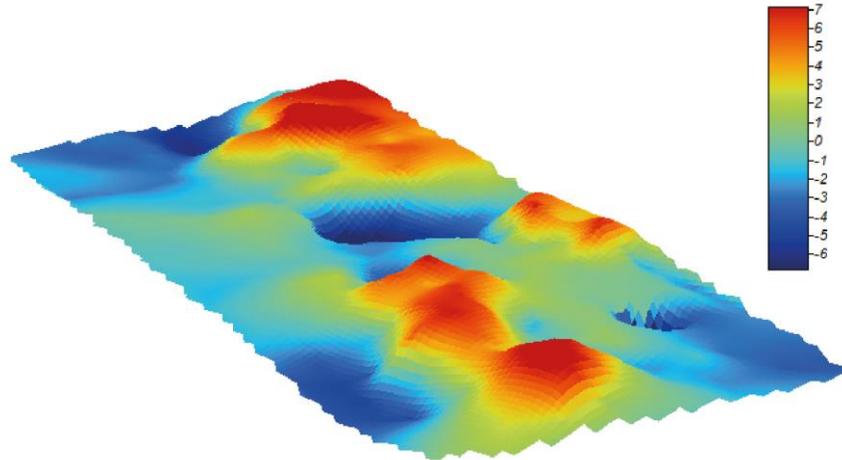
### 4.3 Regresión geográficamente ponderada

Tradicionalmente, la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa se ha desarrollado principalmente en modelos globales, especialmente de regresión, como las regresiones logísticas convencionales, en las que se asume que las relaciones entre las variables independientes y dependiente son estáticas y consistentes (estacionarias o homogéneas) a lo largo de toda la zona de estudio (Fotheringham et al., 2002). En otras palabras, que el mismo estímulo en cualquier lugar del área estudiada genera la misma respuesta en la variable dependiente (presencia o ausencia de movimiento en masa).

Sin embargo, es razonable asumir que a lo largo del espacio, los diferentes parámetros estimados de regresión presentan relaciones espaciales no estacionarias que varían de forma compleja, y que un modelo global puede pasar por alto y no detectarlas (Fotheringham et al., 1998). Para abordar este inconveniente, Brunson et al. (1996) introdujeron una técnica llamada regresión geográficamente ponderada o *geographically weighted regression* (GWR), para estudiar las potenciales variaciones espaciales de las relaciones entre los parámetros de un modelo de regresión (Wheeler & Páez, 2010) (**Figura 4-1**). Esta técnica no paramétrica consiste en la calibración de los estadísticos de una regresión para cada punto de observación  $i$  en el modelo estudiado (Brunson et al., 1998), generando así un ajuste local que varía con la localización. Este tipo de modelo local tiene la siguiente forma (Brunson et al., 1996; Fotheringham et al., 2002):

$$y(x)_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i$$

Donde  $y(x)_i$  es el valor estimado de la variable dependiente en la localización  $i$ ,  $\beta_0(u_i, v_i)$  es el intercepto en la localización  $i$ ,  $\beta_k(u_i, v_i)$  los coeficientes estimados de la  $k$ -variable independiente en la localización  $i$ ,  $x_{ik}$  es el valor de la  $k$ -variable independiente en la localización  $i$ ,  $k$  el número de variables independientes y  $\varepsilon_i$  es el término de error.

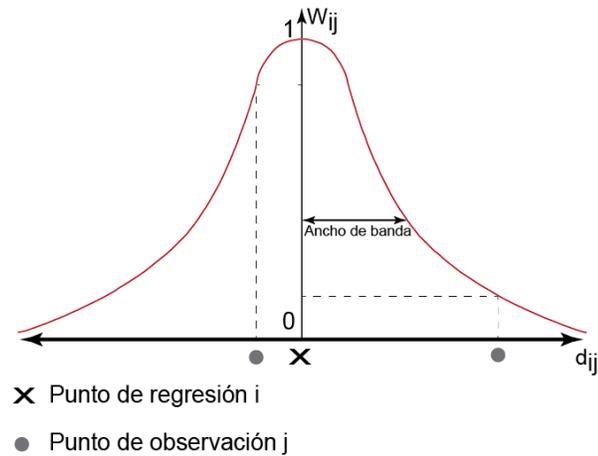


**Figura 4-1.** Ejemplo de variación espacial del valor de un parámetro de regresión. Modificado de Fotheringham et al. (2002).

En los análisis GWR, se utiliza una función de ponderación basada en la distancia, que garantiza que las localizaciones más cercanas al punto  $i$  tengan una mayor influencia en la estimación del parámetro  $\beta_k(u_i, v_i)$  en comparación con las localizaciones más lejanas. De este modo, los parámetros de la regresión local se estiman de forma matricial de la siguiente manera (Brunsdon et al., 2000; Fotheringham et al., 2015):

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W_{(u_i, v_i)} X)^{-1} X^T W_{(u_i, v_i)} Y$$

Donde  $\hat{\beta}(u_i, v_i)$  es el estimado de los coeficientes de la regresión local para cada uno de los puntos  $i$  en las coordenadas  $(u_i, v_i)$ ,  $W_{(u_i, v_i)}$  es la matriz cuadrada  $n \times n$  diagonal de pesos ponderados para cada punto  $i$  con las coordenadas  $(u_i, v_i)$ ,  $X$  es la matriz de variables explicativas o independientes para cada punto  $i$ ,  $X^T$  es la matriz transpuesta de  $X$  para cada punto  $i$  e  $Y$  el vector con los valores de la variable dependiente.

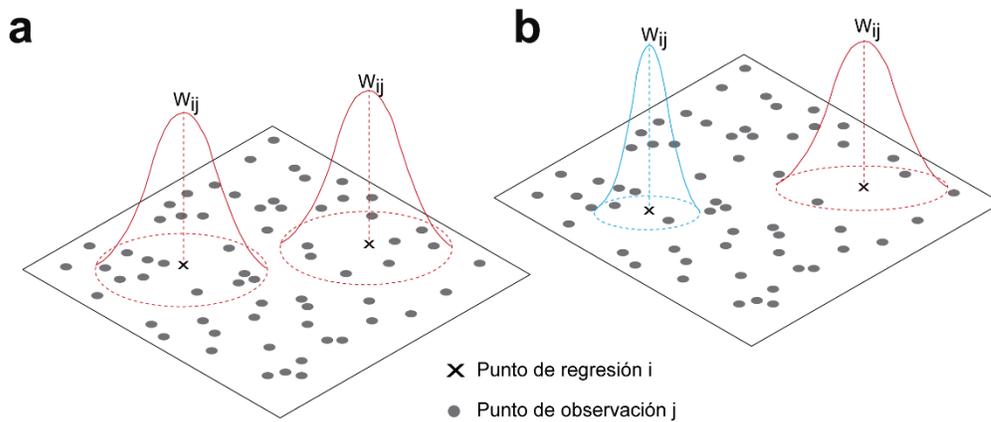


**Figura 4-2.** Función kernel espacial. Modificado de Fotheringham et al. (2002).

Para determinar la ponderación espacial, se utiliza una función *kernel* que decrece monótonamente con la distancia (**Figura 4-2**). Algunas de las más utilizadas en análisis GWR son la gaussiana, exponencial y bicuadrada (Fotheringham & Oshan, 2016; Fotheringham et al., 2002). En este estudio de investigación se utilizó un kernel bicuadrado. Esta función se expresa de la siguiente manera (Wheeler & Páez, 2010):

$$W_{ij} = \left(1 - \frac{d_{ij}^2}{\theta^2}\right)$$

Donde  $W_{ij}$  es el valor de ponderación de la observación en la localización  $j$  para la estimación de los parámetros de regresión en la localización  $i$ ,  $d_{ij}^2$  es la distancia euclidiana entre los puntos  $i$  y  $j$ , y  $\theta$  es el ancho de banda fijo, el cual controla el rango o distancia de la ponderación. Se puede utilizar un ancho de banda adaptativo (*i. e.* en lugar de establecer una distancia fija, se busca un número determinado de vecinos cercanos) cuando el conjunto de datos está espacialmente disperso (Feuillet et al., 2014) (**Figura 4-3**). Sin embargo, debido a que el inventario de movimientos en masa superficiales cartografiados en el área de estudio no se encuentra espacialmente disperso, se eligió utilizar un ancho de banda fijo (Fotheringham et al., 2002).



**Figura 4-3.** Tipos de ancho de banda, **(a)** fijo; **(b)** adaptativo. Adaptado de Fotheringham et al. (2002).

Por último, el ancho de banda fijo se puede determinar mediante la minimización del Criterio de Información de Akaike (AIC) (Akaike, 1973), que proporciona una estimación basada en el compromiso entre la bondad de ajuste y la complejidad del modelo local de regresión (Fotheringham & Oshan, 2016; Harris et al., 2010; Mennis, 2006).

Ahora bien, antes de calibrar una regresión local, es necesario evaluar si el modelo global presenta autocorrelación espacial. Esto se refiere a si los estimados de la regresión tienen cierto grado de dependencia espacial (Fotheringham, 2009; Percival et al., 2021). Esta evaluación es importante porque para calibrar un modelo local, debe existir evidencia de que el ajuste realizado por el modelo global presenta un grado significativo de autocorrelación (Fotheringham, 2009).

Para evaluar lo anterior, se comprueban los residuos de la regresión global mediante el cálculo del estadístico I de Moran (Comber et al., 2020; Fotheringham et al., 2002). En este sentido, bajo la hipótesis nula de una distribución aleatoria e independiente de los residuos de regresión en el espacio, el estadístico I de Moran seguirá una distribución normal estándar (Moran, 1950). Cuando el estadístico es positivo y significativo, indica una autocorrelación espacial positiva (agrupamiento de observaciones con el mismo valor). En contraste, un valor negativo y significativo indica una autocorrelación negativa (agrupamiento de observaciones con valores diferentes y cero (0), un patrón aleatorio en

el espacio (independencia espacial) (Bouayad & de Bellefon, 2018; Koh et al., 2020; Middy & Roy, 2021).

### 4.3.1 Regresión logística geográficamente ponderada

El modelamiento por medio de GWR funciona bien para respuestas de variables dependientes continuas. Sin embargo, para respuestas binarias como la presencia o ausencia de movimientos en masa superficiales ( $Y=1$  o  $Y=0$ , respectivamente), se requieren una serie de modificaciones para establecer una relación adecuada entre las variables independientes y variable respuesta. En particular, estas modificaciones consisten en adicionar un modelo logístico en lugar de uno lineal en el cálculo de la regresión geográficamente ponderada, creando así una regresión logística geográficamente ponderada (GWLR) que permita establecer de forma adecuada la variable respuesta binaria (Atkinson et al., 2003).

El modelo local de regresión logística geográficamente ponderada GWLR se obtiene utilizando la función *logit*. El modelo se muestra a continuación (Albuquerque et al., 2017; Feuillet et al., 2014):

$$\ln\left(\frac{p(x)_i}{1 - p(x)_i}\right) = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i$$

Donde el extremo izquierdo muestra la función *logit* o *log-odds* controlada por la razón de probabilidad de presencia de movimiento en masa y la probabilidad de ausencia de movimiento en masa en el punto  $i$ . Por su parte, el lado derecho muestra la estimación de los coeficientes de la regresión local GWLR con el error para cada punto de calibración  $i$ .

La regresión logística geográficamente ponderada fue calibrada en R a través de la librería GWmodel (Gollini et al., 2015) y el cálculo del estadístico I de Moran con la funciones *knearneigh*, *knn2nb* y *moran.mc* de la librería *spdep* (Bivand & Wong, 2018). Las superficies de los coeficientes se realizaron con funciones de las librerías *gstat* (Pebesma, 2004), *automap* (Hiemstra et al., 2009) y *raster* (Etten et al., 2023).

### 4.3.2 Análisis de multicolinealidad

Debido al aumento de complejidad en la estimación de las regresiones geográficamente ponderadas en comparación con los modelos globales, la evaluación de la colinealidad resulta crítica a la hora de construir un modelo de regresión local (Wheeler & Tiefelsdorf, 2005).

Para identificar la multicolinealidad, generalmente se recurre primero a la eliminación de variables explicativas con  $VIF > 2$  en el modelo global y a la inclusión de solo predictores significativos para la calibración posterior del modelo local (Lu et al., 2014). Además, para verificar la posible multicolinealidad en el modelo local propuesto, se estiman estadísticos locales del factor de inflación de la varianza (VIF) y el número de condición (CN). Valores inferiores a 10 para VIF y 30 para CN aseguran un modelo estable, con buenas estimaciones de los parámetros para la interpretación posterior del modelo de regresión local (Comber et al., 2020; Gollini et al., 2015; Lu et al., 2014; Oshan et al., 2019; Wheeler & Tiefelsdorf, 2005).

El análisis de multicolinealidad para las regresiones logísticas geográficamente ponderadas se efectuó por medio del uso de la función `gwr.collin.diagno` de la librería `GWmodel` en R (Gollini et al., 2015).

## 4.4 Muestreo de movimientos en masa superficiales

La correcta determinación de un modelo de susceptibilidad a movimientos en masa depende en gran medida de la estrategia de muestreo elegida para la captura de los datos (Heckmann et al., 2014), y de la proporción de puntos con presencia y ausencia de movimientos en masa (*i. e.*  $Y=1$  e  $Y=0$ ), ya que afectan de forma directa la precisión y exactitud de las predicciones obtenidas (Sun et al., 2021).

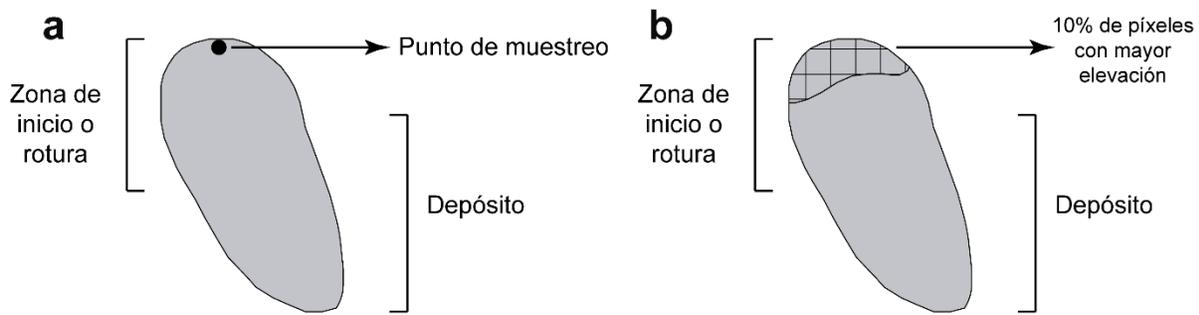
En estudios de evaluación de la susceptibilidad existen diferentes posibles formas de muestreo para capturar los eventos de movimientos en masa en una zona y posteriormente ser incluidos en una base de datos para su análisis. La primera consiste en cuantificar el total de píxeles contenidos en los polígonos cartografiados que presentan eventos de movimientos en masa (Ayalew & Yamagishi, 2005; Du et al., 2020; Ohlmacher & Davis, 2003). La segunda opción es incluir uno o varios puntos o píxeles de forma aleatoria o en

el centroide del polígono del evento o en la zona de inicio (Chau et al., 2004; Gorsevski et al., 2006; Heckmann et al., 2014; Meusbürger & Alewell, 2008). Otra alternativa es dividir la zona de estudio en unidades de condición única y de pendiente para la captura de los datos de eventos (Carrara et al., 1991; Erener, 2009). Por último, también se pueden capturar los datos en un *buffer* entorno a los polígonos de movimientos en masa (Nefeslioglu et al., 2008; Süzen & Doyuran, 2004).

En esta investigación, se utilizó una metodología de muestreo de un solo punto, en el píxel con mayor altura de cada movimiento para los métodos estadísticos multivariados. Por otro lado, para el método bivariado, se realizó el muestreo tomando el área del 10% de los píxeles de cada movimiento (con mayor elevación), para de esta forma, representar de la forma más cercana posible la zona de inicio de deslizamientos superficiales y de movimientos tipo flujo (**Figura 4-4**).

La anterior forma de muestreo fue aplicada debido a que diferenciar las partes de los movimientos en masa superficiales es una tarea difícil cuando no se cuenta con una identificación individual de cada movimiento en masa en campo. Se espera que de esta forma se capture la información de la manera más adecuada posible, dadas las limitaciones en la construcción del inventario.

En cuanto a la proporción de muestreo utilizada para el análisis con métodos estadísticos multivariados, se eligió una proporción de 1:1 entre zonas con presencia de movimientos en masa superficiales y zonas estables, sin evidencia actual de movimientos en masa superficiales (ausencia). Este tipo de muestreo asegura un buen rendimiento de los modelos resultantes (Cartus et al., 2020) y la estimación de probabilidades sin sesgo (Begueria & Lorente, 1999; Regmi et al., 2014)



**Figura 4-4.** Estrategias de muestreo para la captura de datos de movimientos en masa superficiales. **(a)** Métodos estadísticos multivariados; **(b)** método bivariado. Modificado de Regmi et al. (2014).

## 4.5 Calibración de los modelos

Para la calibración de los modelos estadísticos multivariados globales y locales, se utilizó un conjunto de datos de calibración y para la validación de los resultados, un conjunto de datos de prueba. La metodología para la obtención de estos conjuntos de datos, separados para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo fue la siguiente:

1. Se creó para cada tipo de movimiento un punto en el píxel con la mayor elevación de cada polígono cartografiado (presencia,  $Y=1$ ), como se expuso en la sección 4.4.
2. Se generó una cantidad igual de puntos aleatorios fuera de los polígonos de cada tipo de movimiento (ausencia,  $Y=0$ ) para asegurar una proporción 1:1.
3. Para cada tipo de movimiento en masa superficial se seleccionó de forma aleatoria el 60% de ambos conjuntos de puntos. Este conjunto de puntos recibe el nombre de datos de calibración.
4. El 40% restante de puntos del paso anterior recibe el nombre de datos de validación o prueba.
5. Para cada conjunto de datos (calibración y validación/prueba), se extrajeron los valores de las capas ráster de cada una de las variables independientes.

Normalmente, en estudios de evaluación y estimación de susceptibilidad a movimientos en masa, se busca encontrar el modelo que mejor describa el comportamiento de los movimientos en masa en la zona de estudio. Este modelo debe establecer el balance adecuado entre el grado de ajuste y la complejidad (Cavanaugh & Neath, 2019; Huang, 2017). Es decir, aquel modelo más parsimonioso es el elegido para obtener los mapas de susceptibilidad (Costanzo et al., 2012). Esta selección se explica en el siguiente apartado:

### 4.5.1 Selección de modelos

En los análisis de susceptibilidad, es crucial la selección del conjunto de variables explicativas que mejor describan el comportamiento espacial de los movimientos en masa en una zona, ya que de ellas depende el rendimiento predictivo de los modelos generados (Costanzo et al., 2012; Hasekioğulları & Ercanoglu, 2012).

Sin embargo, la selección de las variables es una tarea difícil debido a que no existe una directriz universal para su elección (Ayalew & Yamagishi, 2005). Tradicionalmente, los factores influenciadores (*i. e.* preconditionantes y preparatorios) se seleccionan con base al criterio de los investigadores, y a las características y disponibilidad de datos del área estudiada (Conforti & Ietto, 2021; Jebur et al., 2014). No obstante, en los últimos años se han aplicado técnicas para la elección automatizada de las variables más importantes para evaluar las áreas más propensas a movimientos en masa, lo que evita la elección subjetiva de variables por parte de los investigadores y permite filtrar aquellas que son innecesarias en la zona de interés, maximizando la capacidad predictiva de los modelos (Costanzo et al., 2012; Kavzoglu et al., 2015; Wang et al., 2015).

La elección automatizada de las variables más importantes involucra frecuentemente el uso de un criterio que permita cuantificar la relación entre la cantidad de información explicada y el menor número de variables independientes (Burnham et al., 2011). Este criterio recibe el nombre de *Akaike Information Criteria* o Criterio de Información de Akaike (AIC) (Akaike, 1973) y permite comparar diversos modelos para establecer cuál de ellos ajusta mejor los datos de la forma menos compleja. Para las regresiones logísticas, este criterio está basado en un compromiso entre la mejora del log-verosimilitud y la cantidad de variables independientes (Burnham & Anderson, 2004; De-Graft, 2010).

De esta forma, el mejor modelo de susceptibilidad es aquel que, tras una eliminación escalonada hacia atrás (*backward stepwise selection*) de todos los factores que no son significativos, presenta un menor valor de AIC y explica de mejor forma la presencia o ausencia de zonas con movimientos en masa. Para el caso del presente estudio, la elección del modelo más parsimonioso tuvo en cuenta un valor bajo de AIC y la elección automatizada de los factores más significativos mediante un remuestreo *bootstrap* de 1000 iteraciones (Austin & Tu, 2004).

Aquellas variables que presentaron una frecuencia mayor al 60% del total de iteraciones y fueron significativas en el modelo de susceptibilidad global a un nivel de  $\alpha=0,05$ , se consideraron como las más influyentes en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en la zona de estudio, y se utilizaron para construir los modelos finales globales y locales (Austin & Tu, 2004; Persichillo, et al., 2017).

Además, en este estudio se utilizaron algunos criterios que cuantifican el grado de ajuste de los modelos estadísticos multivariados globales y locales. Estos indicadores se basan en el valor del log-verosimilitud (LL) y la devianza (-2LL), y se relacionan directamente con el ajuste que los modelos realizan sobre el conjunto de datos usados (Hemmert et al., 2018; Kvalseth, 1985). En este sentido, se utilizó el *pseudo* coeficiente de determinación de McFadden (Domencich & McFadden, 1975; McFadden, 1977) para comparar los modelos de susceptibilidad obtenidos. Valores de este estadístico entre 0,2 y 0,4 indican un muy buen ajuste del modelo (Hemmert et al., 2018; McFadden, 1977), lo que genera mapas de susceptibilidad confiables para el área de estudio.

La elección automatizada de las variables más influyentes en la susceptibilidad del terreno a movimientos en masa superficiales fue obtenida mediante el uso de la librería *bootStepAIC* (Rizopoulos, 2022) en R. Para el cálculo del *pseudo* coeficiente de determinación de McFadden se utilizó la función *PseudoR2* de la librería *DescTools* (Signorell et al., 2023).

#### **4.5.2 Pruebas de bondad de ajuste**

Después de ajustar cada uno de los modelos de susceptibilidad, es necesario determinar qué tan bien se comparan los valores ajustados con los observados (Hallet, 1999). Esta evaluación permite comprobar si el modelo está correctamente especificado con el número

adecuado de variables independientes que expliquen la variable respuesta o dependiente (Hosmer & Hjort, 2002).

Para validar la bondad de ajuste de los modelos de susceptibilidad en este trabajo de investigación, se utilizó la prueba le Cessie - van Houwelingen – Copas – Hosmer (Copas, 1989; Hosmer et al., 1997; Hosmer & Hjort, 2002). De esta forma, bajo la hipótesis nula de que no hay falta de ajuste en el modelo, el estadístico de esta prueba seguirá una distribución normal estándar. Un modelo de susceptibilidad correctamente especificado no será significativo a un nivel de  $\alpha=0,05$  (Ersoz et al., 2018). Si el estadístico es significativo a un nivel de  $\alpha=0,05$ , se deben incluir más variables independientes o factores para generar un ajuste aceptable para la variable dependiente (presencia o ausencia de movimiento en masa superficial).

La prueba de bondad de ajuste de le Cessie - van Houwelingen – Copas - Hosmer fue realizada por medio del uso de las funciones lrm y residuals de la librería rms (Harrell, 2023) en R.

## 4.6 Evaluación y validación de los modelos

En estudios de predicción, es crítico e indispensable llevar a cabo una validación de los resultados obtenidos por el modelo generado (Arabameri et al., 2020; Chung & Fabbri, 2003). La validación de los modelos de susceptibilidad se realiza con el conjunto de datos de prueba. La evaluación obtenida permite cuantificar el poder predictivo, así como el grado de confianza del modelo generado para estimar zonas donde es más probable la generación de futuros movimientos en masa superficiales.

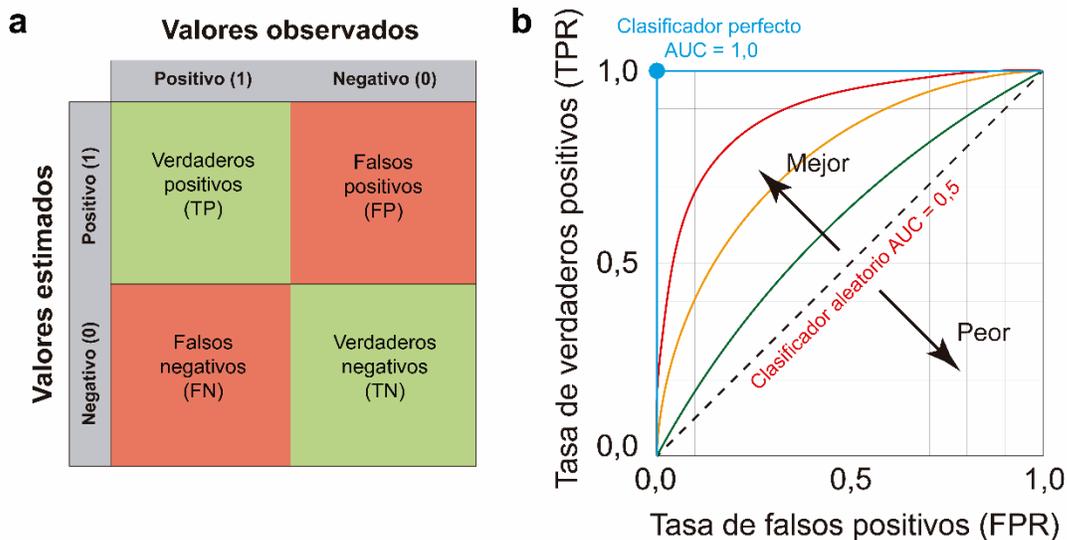
El rendimiento de los modelos de susceptibilidad se evalúa por medio del análisis de curvas ROC (acrónimo de *Receiver Operating Characteristic* o Característica Operativa del Receptor) (e. g. Akgün & Bulut, 2007; Ayalew & Yamagishi, 2005; Bai et al., 2010; Kayastha et al., 2013; Lepore et al., 2012; Li et al., 2020; Mousavi et al., 2011; Regmi et al., 2014; Van Den Eeckhaut et al., 2006).

Las curvas ROC permiten visualizar, organizar y seleccionar un clasificador, en este caso, el modelo de susceptibilidad, basado en su desempeño (Fawcett, 2006). Este tipo de análisis emplea una gráfica de sensibilidad o tasa de verdaderos positivos “TPR”

(proporción de eventos positivos correctamente clasificados) frente a la especificidad o tasa de falsos positivos “FPR” (proporción de eventos negativos incorrectamente clasificados) (Arabameri et al., 2020; Flach, 2016; Omar & Ivrisstziz, 2019).

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad y \quad FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

La curva generada se evalúa observando la cantidad de convexidad hacia la coordenada (0,1). Entre más cercano a la coordenada (0,1), mayor desempeño tendrá el modelo evaluado (Fawcett, 2006; Marzban, 2004) (**Figura 4-5**). Sin embargo, se prefiere la estimación de un estadístico que cuantifique la habilidad del modelo para discriminar correctamente un evento (Hosmer & Lemeshow, 2000; Swets, 1988). Este estadístico se obtiene al calcular el área bajo la curva de la función ROC, y se conoce como AUC (*Area Under the Curve*). El valor obtenido es una medida directa del poder predictivo del modelo creado (Arabameri et al., 2020; Fawcett, 2003, 2006).



**Figura 4-5. (a)** Matriz de confusión usada para evaluar el rendimiento de clasificación de un modelo, TP (verdaderos positivos; píxeles estimados como zona inestable y observados como zona inestable), TN (verdaderos negativos; píxeles estimados como zona estable y observados como zona estable), FP (falsos positivos; píxeles estimados como zona inestable y observados como zona estable), FN (falsos negativos; píxeles estimados como zona estable y observados como zona inestable); **(b)** esquema de curva ROC.

Un valor de AUC cercano a 1 indica que el modelo tiene una excelente capacidad de discriminación de las zonas de susceptibilidad, mientras que uno cercano a 0,5, sugiere

una falta de capacidad de discriminación o una clasificación totalmente aleatoria de los eventos categorizados por el modelo (Fawcett, 2003; Hosmer & Lemeshow, 2000; Marzban, 2004).

Para este estudio, se utilizó un umbral de decisión de 0,5 para clasificar una zona como área con presencia de movimiento en masa superficial. Este valor se seleccionó porque tanto el conjunto de datos de calibración como los de validación muestreados aleatoriamente se encuentran balanceados en una proporción 1:1 entre puntos de presencia y ausencia de movimiento en masa superficial.

Las curvas ROC y el área bajo la curva (AUC) fueron calculadas por medio del uso de las librerías pROC (Robin et al., 2011) y ROCR (Sing et al., 2005) en R.



## 5. Materiales

### 5.1 Inventario de movimientos en masa superficiales: origen y tipo de datos

Un inventario proporciona la distribución espacial de los movimientos en masa existentes a través de registros históricos, análisis geomorfológicos en campo y sensores remotos. Por lo general, la compilación de inventarios a escala regional es un proceso complejo que requiere mucho tiempo para completarse (Guzzetti et al., 2012; Neuhäuser, 2014). Además, la información proporcionada por el inventario es importante para evaluar y estimar la susceptibilidad a movimientos en masa, ya que brinda el insumo base para crear las relaciones estadísticas entre la distribución de movimientos en masa y los factores que contribuyen a un grado de inestabilidad (Huang et al., 2018; Lila, 2018; Süzen & Kaya, 2012).

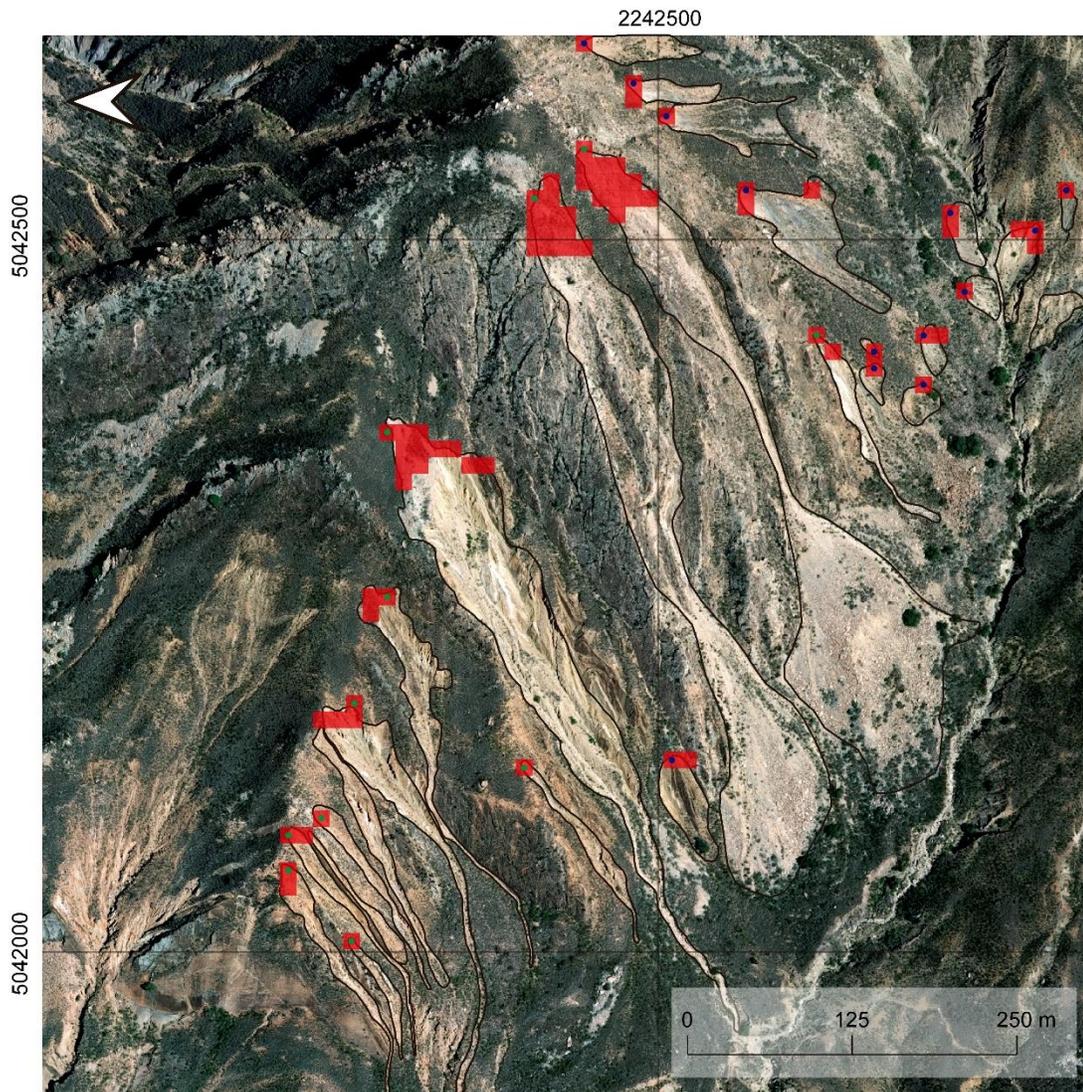
Para la elaboración del inventario de movimientos en masa superficiales histórico necesario para este trabajo, se recopilieron datos a través de fotointerpretación controlada por acotado reconocimiento en campo. La mayor parte del inventario se construyó mediante fotointerpretación de fotografías aéreas, ortofotos e imágenes satelitales. Para las fotografías aéreas, se utilizaron vuelos realizados por el IGAC en los años 1990, 1992, 1993, 2005 y 2015, ortofotos de los municipios de Sativasur, Socotá y Socha del año 2016, e imágenes satelitales de Google Earth y Bing Maps de los años 2018, 2019, 2020, 2021 y 2022. La **Tabla 5-1** muestra las características de las fotografías aéreas e imágenes satelitales utilizadas para la elaboración del inventario de movimientos en masa superficiales en el área de estudio.

**Tabla 5-1.** Características de fotografías aéreas, ortofotos e imágenes satelitales usadas para la elaboración del inventario de movimientos en masa superficiales.

Tipo de insumo	Fuente/número de vuelo	Resolución (m) / escala	Año	Fuente	Fotos
Fotografía aérea	C-2413	1:35500	1990	IGAC	174 a 181
	C-2496	1:36600	1992		241 a 246
	C-2505	1:38000	1993		13 a 18
	C-2744	1:26600	2005		42 a 49
	15203029122015	0,3	2015		1365 a 1709
Ortofoto	-	0,5	2015		Municipios de Sativasur, Socotá y Socha
Imagen satelital	Google Earth	-	2018 - 2022	Google Earth	-
	Bing Maps	-	2022	Bing Maps	-

Los movimientos en masa superficiales se clasificaron como deslizamientos superficiales, y movimientos tipo flujo, según sus características morfológicas. Se consideraron como deslizamientos superficiales aquellos movimientos que no presentan una continuidad alargada clara ladera abajo (no presentan zona de transición), mientras que se incluyeron en la categoría de movimientos tipo flujo aquellos movimientos con geometrías alargadas y lobulares, y con una zona de transición definida, ya sea confinados en un cauce (flujos) o libres sobre la ladera (avalanchas) (**Figura 5-1**).

Para cada uno de los movimientos, se definió un polígono que agrupa la zona de inicio, zona de transición (cuando esté presente) y la zona de acumulación. El muestreo para los métodos estadísticos multivariados se realizó a través de un punto en el píxel con mayor elevación de cada movimiento en masa superficial. En cuanto al método bivariado, se tomó el área del 10% de los píxeles de cada movimiento (con mayor elevación) para el cálculo de la influencia de cada variable independiente en la ocurrencia de zonas inestables.



**Figura 5-1.** Ejemplo de tipos de movimientos en masa superficiales en el área de estudio. En círculos azules deslizamientos superficiales y círculos verdes movimientos tipo flujo. Polígonos en rojo representan el 10% del área de cada movimiento (mayor elevación).

## 5.2 Variables predictoras

Se seleccionaron inicialmente 14 variables independientes como factores que preconditionan y preparan las laderas en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales, las cuales permitieron explicar y predecir la aparición de zonas inestables o de inicio de los movimientos en el área de estudio. La selección de las variables se basó en la información más reciente publicada para el área por distintos estudios en estimación

de susceptibilidad (CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; Incitema, 2015; SGC, 2015; SGC & IDEAM, 2016; UPTC, 2015), investigaciones en otras partes del mundo (e.g. Ayalew & Yamagishi, 2005; da Silva Henriques, 2014; Estrada, 2017; Lila, 2018; Neuhäuser, 2014; Regmi, 2010) y en la disponibilidad de la información necesaria para elaborarlas. Además, se incluyó una variable que indica las zonas con predominio de procesos diferentes a la generación de movimientos en masa superficiales, que no se utilizó en el proceso de calibración de los modelos, pero se empleó para asignar una menor probabilidad de ocurrencia en los mapas de susceptibilidad generados, ya que no se detectaron movimientos en masa superficiales en estas zonas.

En primer lugar, los factores relacionados con la geología (litología y proximidad a fallas) se derivaron de la realización de un mapa geológico y litológico basados en la cartografía disponible para el área (Toro, 1990; Vargas et al., 1987), y de la fotointerpretación y validación en campo de las unidades y estructuras. Los factores morfométricos se derivaron de un modelo de elevación digital del terreno (DEM) obtenido a través de la plataforma ASF Data Search – Vertex (ASF DAAC, 2011). Estas variables incluyen el gradiente de la pendiente, altura, orientación, curvatura de perfil y planta, rugosidad del terreno, SPI (*Stream Power Index*) y TWI (*Topographic Wetness Index*).

Los factores de proximidad y densidad de la red de drenaje, precipitación media anual y de actividad antrópica (proximidad a vías) se obtuvieron a partir de la cartografía base del IGAC para el área de estudio y datos de precipitaciones del IDEAM disponibles en la plataforma DHIME ([www.dhime.ideam.gov.co](http://www.dhime.ideam.gov.co)). Finalmente, para los factores relacionados con la cobertura de la tierra y vegetación, se utilizaron como insumo base las imágenes satelitales generadas por la misión Sentinel-2 de la ESA (fecha de la toma: 2020/12/11). Las variables obtenidas fueron cobertura de la tierra e índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).

La **Tabla 5-2** muestra de manera resumida las características y fuentes de cada una de las variables utilizadas para la estimación de la susceptibilidad a movimientos superficiales en este trabajo. En los siguientes apartados se describe la utilidad de cada una de las variables, el procedimiento para su obtención y por qué fueron seleccionadas para integrar los modelos de susceptibilidad en el área de estudio. Todas las variables se convirtieron en formato ráster con una resolución de  $\approx 12,5$  m x 12,5 m para el muestreo de la

información, lo que aseguró la uniformidad en la entrada de datos para los modelos propuestos.

Todas las variables explicativas se dividieron en clases, ya sea mediante el método de cuantiles o siguiendo las divisiones utilizadas por otros investigadores en estudios de susceptibilidad. En el método de cuantiles, cada clase de una variable contiene el mismo número de elementos y se emplea con frecuencia en investigaciones de susceptibilidad a movimientos en masa, erosión e inundaciones. Este enfoque es utilizado debido a su facilidad de aplicación en SIG y a los resultados satisfactorios en términos de capacidad predictiva en los mapas de zonificación generados mediante métodos estadísticos bivariados y multivariados (Mondal & Mandal, 2018; Rahmati et al., 2016; Tehrany et al., 2013).

Se eligieron los valores de ponderación o de densidad de movimientos obtenidos de cada variable mediante el método bivariado para realizar los análisis de regresión global y local (Ayalew & Yamagishi, 2005) (ver **Anexo B**). Esto se hizo con el objetivo de evitar problemas de multicolinealidad, que son comunes cuando se tratan variables categóricas de muchos niveles, y que incluso pueden llevar a la imposibilidad de estimar el ancho de banda en las regresiones locales (Comber et al., 2020). Con esta metodología, las clases con los valores más altos de *Frequency Ratio* (FR) que pertenezcan a una variable independiente con un coeficiente de regresión positivo y elevado, se consideran como importantes en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en la zona. Además, el uso de esta metodología permite expresar las variables en la misma escala, lo que facilita la interpretación (Ayalew & Yamagishi, 2005).

**Tabla 5-2.** Características y fuente de las variables independientes utilizadas.

Variable	Descripción/fuente del insumo base	Resolución/escala (original)
Litología	Mapas geológicos del área (Toro, 1990; Vargas et al., 1987) y elaboración propia	1:25000 y 1:100000
Proximidad a fallas		
Pendiente	Modelo digital de elevación del terreno ALOS PALSAR (ASF DAAC, 2011)	12,5 m
Altura		
Orientación		
Curvatura en planta		
Curvatura en perfil		
Rugosidad - TRI		
SPI		
TWI		
Precipitación media anual		
Proximidad a drenaje	Planchas topográficas 152IIID, 152IVA, 152IVC y 172IIA del IGAC	1:25000
Densidad de drenaje		
Proximidad a vías		
Cobertura de la tierra	Imágenes satelitales multibanda Sentinel-2 ( <a href="https://scihub.copernicus.eu">https://scihub.copernicus.eu</a> )	10 m
NDVI		
Zonas con predominio de procesos erosivos	Fotointerpretación de fotografías aéreas, ortofotos e imágenes satelitales, combinadas con cobertura de la tierra, NDVI y comprobación en campo	-

### 5.2.1 Litología y proximidad a fallas

Uno de los principales factores que influyen en la generación de movimientos en masa es la geología. Las variaciones en la litología y estructura determinan de manera directa las diferencias en las propiedades geomecánicas e hidráulicas de los materiales que conforman una ladera (rocas, cobertura de suelos y material superficial disgregado), lo que resulta en diferentes respuestas morfodinámicas que pueden llevar a estados de inestabilidad (Catani et al., 2013; Costanzo et al., 2014; Lin et al., 2017).

En cuanto a las zonas de falla y lineamientos, se ha demostrado que normalmente, la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales aumenta con la cercanía a este tipo de discontinuidades (Iliá & Tsangaratos, 2016). Estas zonas se consideran áreas de debilidad de las rocas y del material superficial, en las cuales hay un incremento

en el grado de fracturación que conduce a un aumento en la permeabilidad y disminución de la resistencia (Kanungo et al., 2006; Kayastha et al., 2012).

En esta investigación, no se consideraron otros tipos de estructuras en el área de estudio (e. g. pliegues), debido a que los procesos de movimientos en masa registrados en la zona parecen estar mayoritariamente vinculados con la dinámica de la falla de Soapaga y fallas asociadas (Velandia, 2005). Además, se ha establecido una asociación entre el trazo de la falla de Soapaga y sismos históricos, así como la actividad sísmica reciente registrada por el RSN (Red Sismológica Nacional de Colombia) en la zona (Montes et al., 2000; Taboada et al., 1998), lo que indica una posible actividad neotectónica que podría estar ejerciendo cierto grado de control en los procesos morfodinámicos de esta región (Velandia, 2005).

Los mapas de litología y proximidad a fallas del área de estudio se obtuvieron a partir de la cartografía geológica realizada y disponible para la zona (Toro, 1990; Vargas et al., 1987). De acuerdo con esta cartografía, se elaboró un mapa geológico a partir del análisis de fotografías aéreas y ortofotos, con comprobación en campo. Se identificaron las unidades geológicas refinando los contactos entre ellas, incluyendo depósitos cuaternarios coluviales y aluviales.

Posteriormente, se subdividieron las unidades litoestratigráficas en 16 unidades litológicas con base en criterios morfológicos, columnas estratigráficas del área o cercanas (Alvarado & Sarmiento, 1944; Geoestudios LTDA, 2006; Incitema, 2015; Reyes, 1984; Rodríguez, 1987; Ulloa et al., 2003) y reducida comprobación en campo (**Figura 5-2** y **Tabla 5-3**). Esta subdivisión mejora la capacidad de discriminación de los mapas de susceptibilidad obtenidos (Henriques, 2014; Henriques et al., 2015), y está directamente relacionada con las propiedades de los materiales superficiales, lo que resulta útil cuando no se dispone de mapas detallados de suelos y formaciones superficiales en el área de estudio (Chalkias et al., 2020; Dai & Lee, 2002).

Por último, el mapa de proximidad a fallas se obtuvo a partir de los trazos de las fallas de los mapas geológicos para el área (Toro, 1990; Vargas et al., 1987). Las distancias se clasificaron según las siguientes categorías (Conforti et al., 2014): <50 m, 50 – 100 m, 100 – 150 m, 150 – 200 m, 200 – 250 m y >250 m (**Figura 5-3** y **Figura 5-4**).

**Tabla 5-3.** División de unidades geológicas en el mapa litológico.

Clase	Unidad	Componentes litológicos	Área (%)
Col1	Depósitos coluviales	Gravas, arenas, limos y arcillas, con pocos bloques y cantos	23,70
Col2		Bloques, cantos, gravas y arena	3,11
Alv	Depósitos aluviales	Bloques, cantos, gravas y arena	1,84
Om3	Fm. Concentración	Arcillolitas en capas delgadas e intercalaciones de cuarzoarenitas de grano fino a gruesas en capas medias	1,62
Om2		Arenitas intercaladas con arcillolitas	4,45
Om1		Arcillolitas en capas muy delgadas con intercalaciones de cuarzoarenitas de grano fino a medio y localmente gruesas.	14,23
Ep1	Fm. Picacho	Cuarzoarenitas de grano medio - grueso a conglomeráticas, en capas medias a gruesas y niveles de arcillolitas intercaladas con arenitas de grano medio	8,87
Ps3	Fm. Arcillas de Socha	Arcillolitas en capas medias a gruesas con esporádicas capas de arenitas de grano fino	10,36
Ps2		Arcillolitas en capas medias a gruesas con intercalaciones de capas delgadas de arenitas de grano grueso a fino con cemento silíceo y laminación inclinada	5,62
Ps1	Fm. Areniscas de Socha	Cuarzoarenitas de grano grueso a fino, masivas, con cemento silíceo y estratificación cruzada en capas medias a muy gruesas. Algunas intercalaciones de arcillolitas	7,31
Ks4	Fm. Guaduas	Lodolitas y arcillolitas con intercalaciones de arenitas de grano fino en capas delgadas y algunos mantos de carbón	10,85
Ks3		Lodolitas y limolitas silíceas fisibles	2,67
Ks2	Fm. Arenisca Tierna	Cuarzoarenitas de grano fino a medio, friables, en capas delgadas a gruesas, con niveles de arcillolitas y limolitas calcáreas	0,41
Ks1	Fm. Chipaque	Lodolitas intercaladas con calizas, calizas arenosas y arenitas de grano fino en capas delgadas a gruesas	1,12
Ki2	Fm. Une	Cuarzoarenitas de grano grueso/conglomeráticas a fino en capas delgadas a muy gruesas con cemento silíceo e intercaladas con capas muy gruesas a gruesas de arcillolitas y lodolitas	3,30
Ki1	Fm. Fómeque	Lodolitas en capas delgadas intercaladas con calizas y arenitas de grano fino en capas medias a muy gruesas	0,54

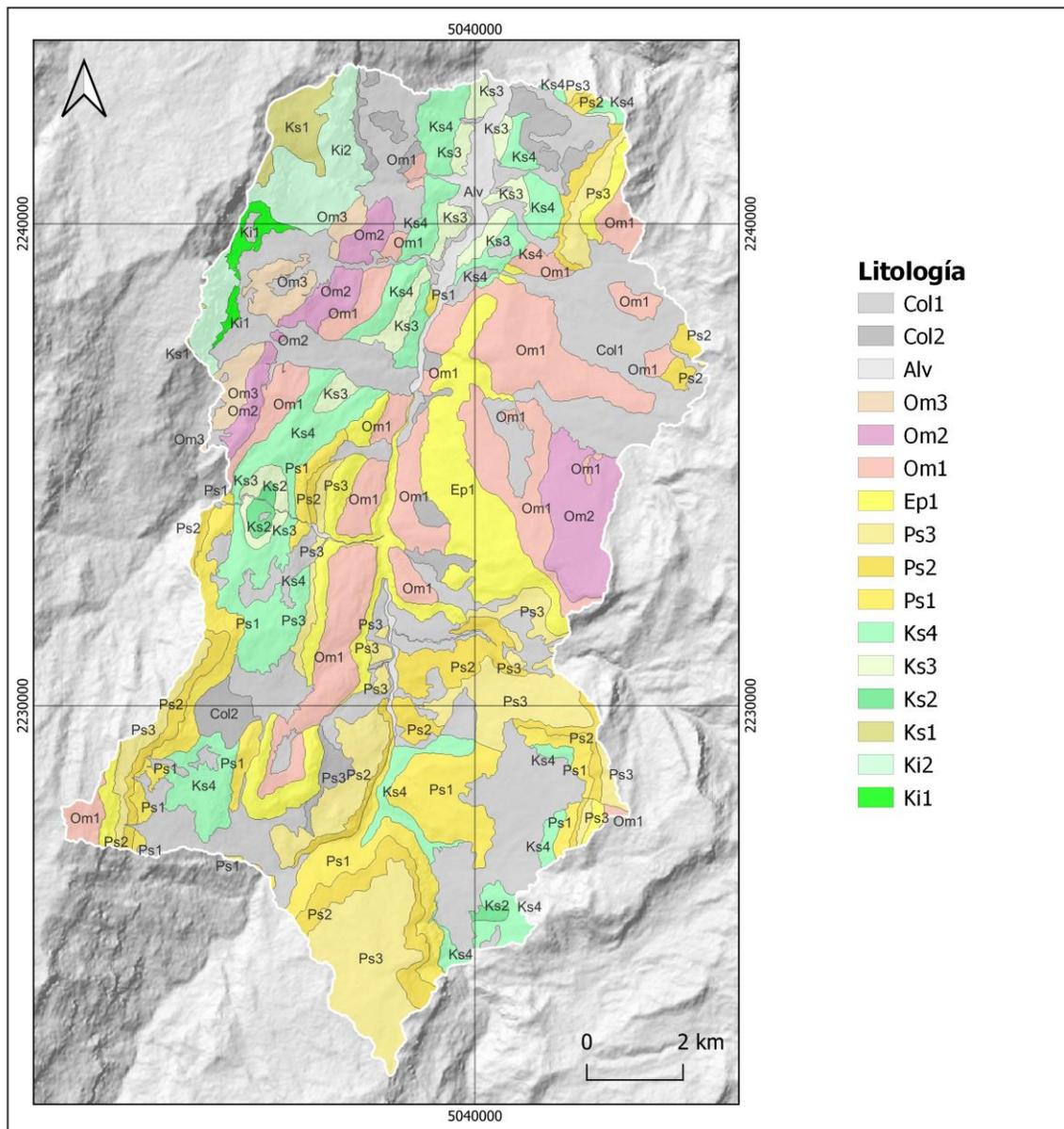


Figura 5-2. Mapa litológico del área de estudio.

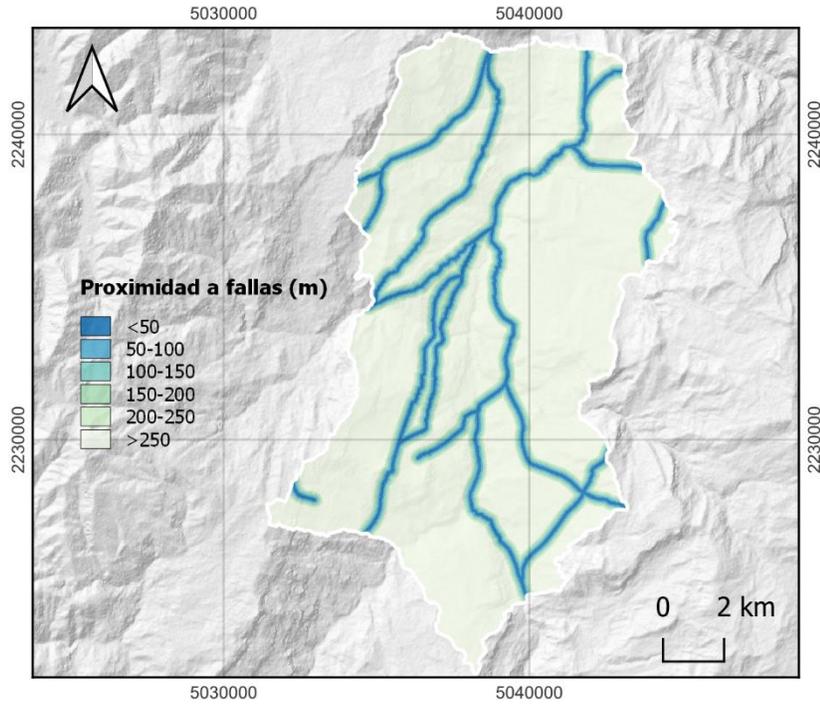


Figura 5-3. Mapa de proximidad a fallas.

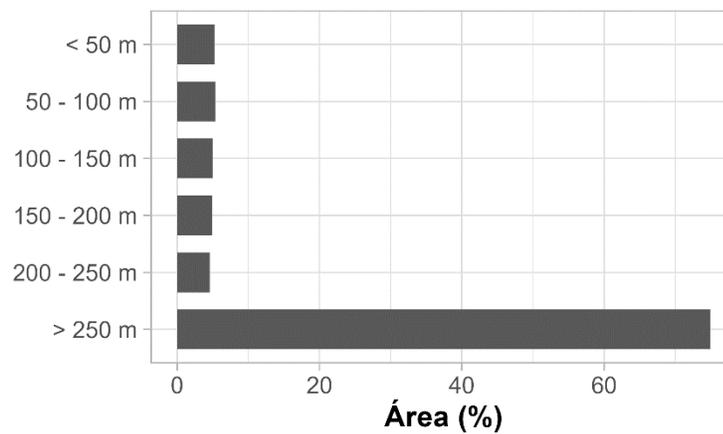


Figura 5-4. Distribución porcentual de área por clases de proximidad a fallas.

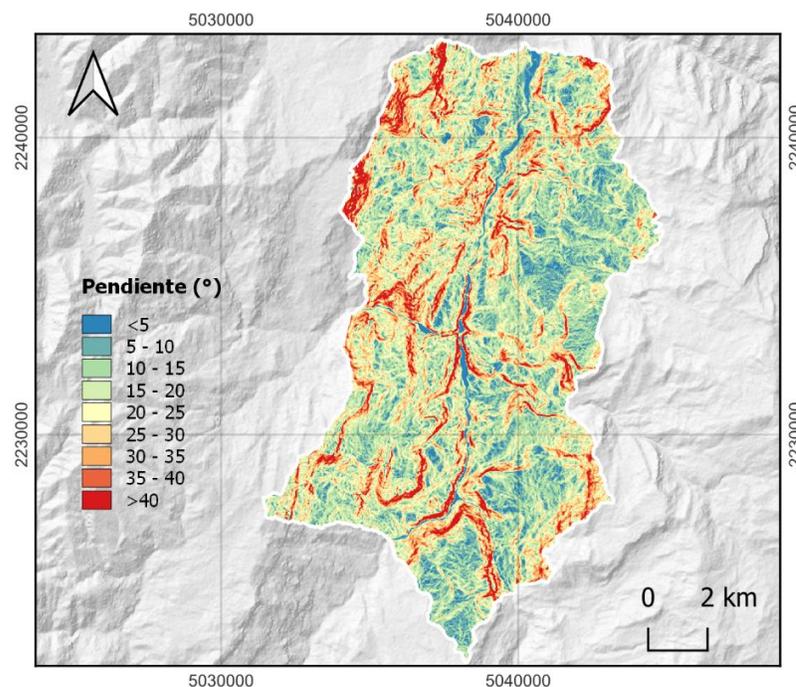
## 5.2.2 Pendiente

La pendiente del terreno es una de las variables independientes más importantes y ampliamente utilizadas en estudios de evaluación y estimación de la susceptibilidad del terreno al desarrollo de movimientos en masa. Esta variable mide la razón de cambio de

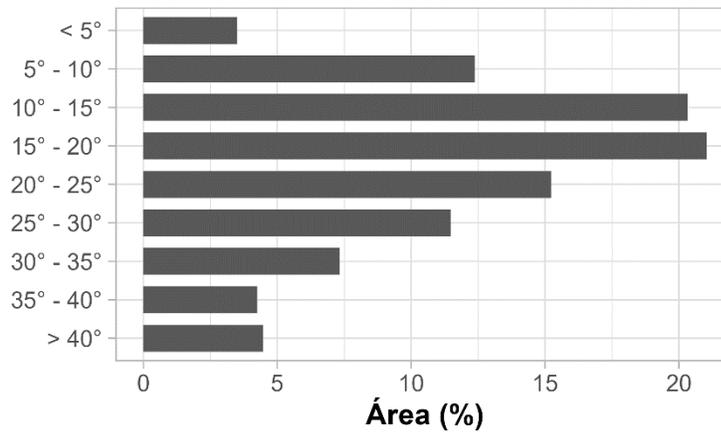
la elevación en la dirección del descenso más pronunciado (Wilson & Gallant, 2000) y se relaciona directamente con los esfuerzos cortantes que actúan sobre una ladera, lo que reduce e influye en el margen de estabilidad (Shahri et al., 2019; Lila, 2018).

Adicionalmente, esta variable condiciona la velocidad de los flujos de agua superficiales, modifica el contenido de agua en el suelo, la continuidad de las tablas de agua, las condiciones del potencial erosivo de la red de drenaje, la formación de suelo y presencia de vegetación. Estos cambios también están relacionados con un aumento de la susceptibilidad a desarrollar movimientos en masa en un punto dado (Ayalew & Yamagishi, 2005; Gorsevski et al., 2006; Wilson & Gallant, 2000).

El gradiente de la pendiente en este estudio se expresa en grados y se generó a partir del modelo digital de elevación del terreno de la misión ALOS PALSAR en una resolución de 12,5 m (ASF DAAC, 2011) utilizando el algoritmo de máxima tasa de cambio en el valor de la elevación y su relación con los alrededores (Neuhäuser, 2014). Esta variable se dividió en clases con incrementos de 5° entre cada una, siguiendo las subdivisiones de Lepore et al. (2012), Wang et al. (2015) y Zêzere et al. (2017): <5°, 5° - 10°, 10° - 15°, 15° - 20°, 20° - 25°, 25° - 30°, 30° - 35°, 35° - 40° y >40° (**Figura 5-5** y **Figura 5-6**).



**Figura 5-5.** Mapa de pendiente.



**Figura 5-6.** Distribución porcentual de área por clases de pendiente.

### 5.2.3 Curvatura en planta y perfil

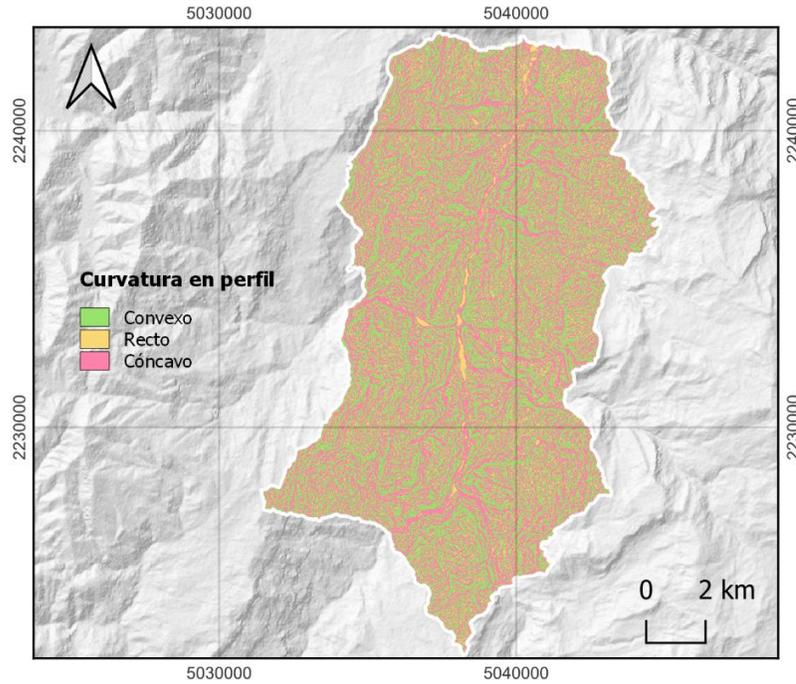
La curvatura es la segunda derivada de una superficie de elevación en relación con la tasa de cambio del gradiente, lo que significa que representa la variación de la orientación a lo largo de un área determinada (Liu & Mason, 2009). La curvatura en planta indica el cambio de orientación desde una perspectiva perpendicular a la superficie, mientras que la curvatura en perfil es paralela a la superficie de la elevación.

La curvatura en planta controla la convergencia y divergencia de los flujos de agua en una ladera (Moore et al., 1991). Las geoformas cóncavas favorecen la concentración de agua subsuperficial y, por tanto, aumentan la presión de poro gradualmente, lo que puede conducir rápidamente a un punto de acumulación y aumentar la susceptibilidad a movimientos en masa (Meinhardt et al., 2015; Sidle et al., 1985). En cambio, las geoformas convexas dispersan los flujos de agua, reduciendo la oportunidad de acumulación y la formación de tablas de agua colgadas, lo que limita el aumento de la presión de poro y reduce la susceptibilidad a movimientos en masa (Sidle et al., 1985).

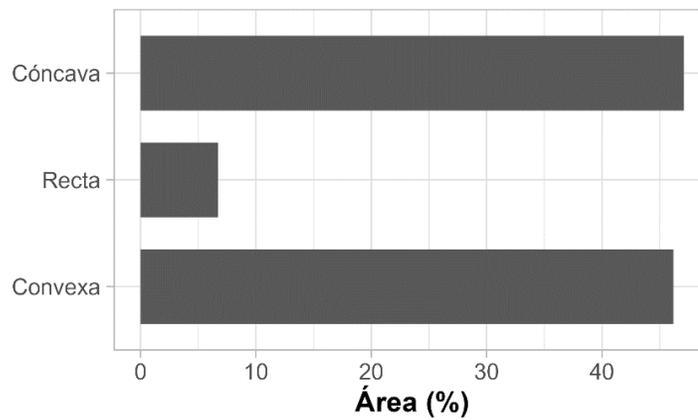
En cuanto a la curvatura en perfil, esta suele estar asociada a la distribución areal del espesor de suelos y sedimentos en una ladera, así como a la aceleración de flujo (Liu & Mason, 2009). Las geoformas cóncavas en perfil tienden a acumular más sedimentos, lo que aumenta la susceptibilidad a movimientos en masa. Esto se debe a que normalmente estos fenómenos ocurren en lugares con los mayores espesores de suelos, donde se

promueve la movilización de material ladera abajo (Liu & Mason, 2009; Meinhardt et al., 2015; Sidle et al., 1985).

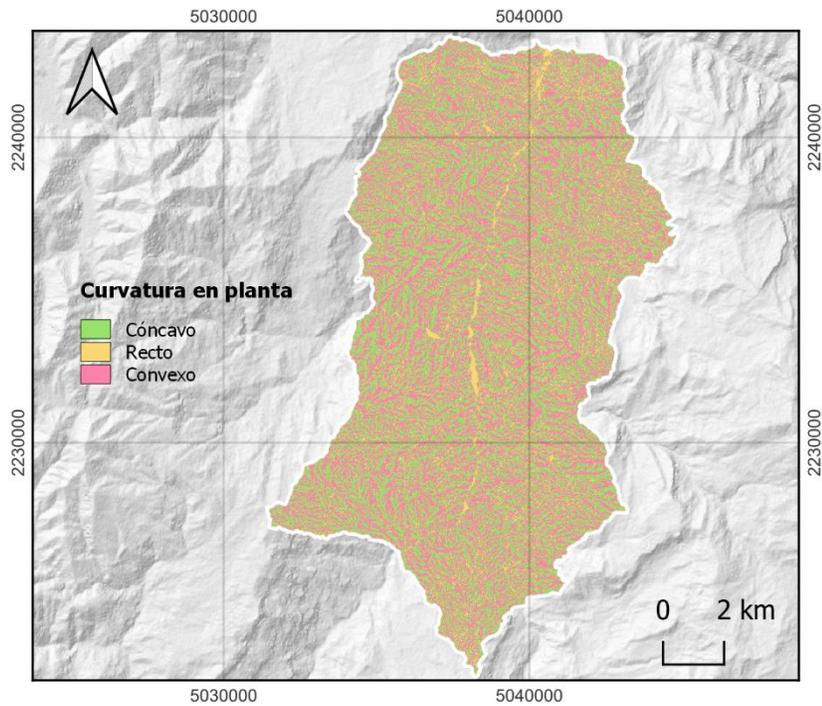
Las curvaturas en perfil y planta se dividieron en tres clases de morfologías: convexas, rectas y cóncavas (Broothaerts et al., 2012; Kayastha et al., 2013; Lepore et al., 2012) (**Figura 5-7 y Figura 5-8; Figura 5-9 y Figura 5-10**).



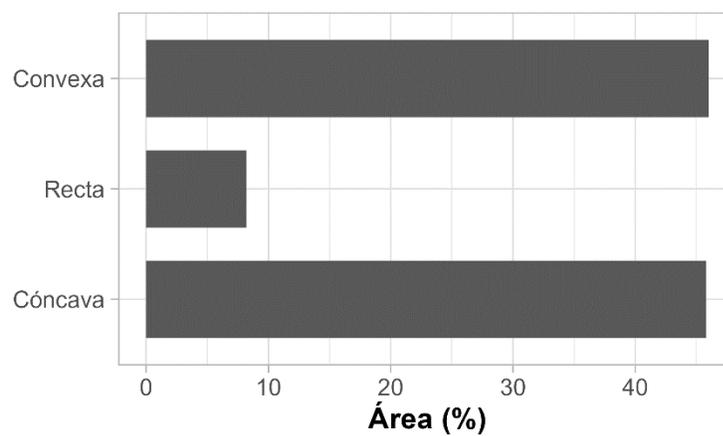
**Figura 5-7.** Mapa de curvatura en perfil.



**Figura 5-8.** Distribución porcentual de área por clases de curvatura en perfil.



**Figura 5-9.** Mapa de curvatura en planta.



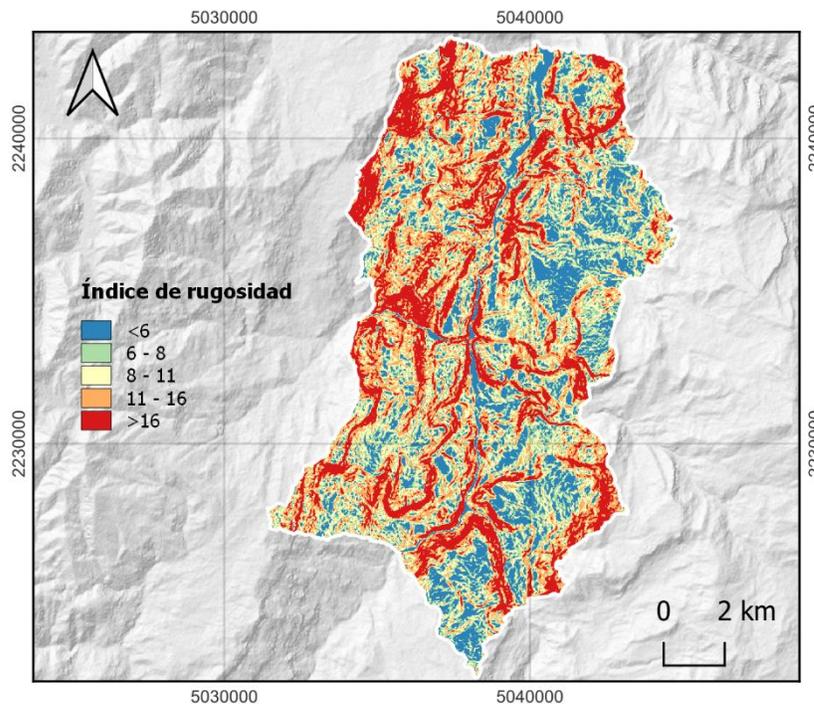
**Figura 5-10.** Distribución porcentual de área por clases de curvatura en planta.

## 5.2.4 Rugosidad del terreno

La rugosidad del terreno cuantifica la heterogeneidad y ondulación del terreno y se obtiene mediante el cálculo de la suma de cambios de la elevación entre un pixel central y sus ocho (8) celdas adyacentes (Riley et al., 1999; Wilson et al., 2007). Por convención, valores

pequeños de este índice denotan una menor rugosidad del terreno, expresada en laderas con tendencia a superficies rectas. Por otro lado, valores altos indican una superficie irregular con zonas cóncavas y convexas adyacentes.

Se incluyó la variable de rugosidad del terreno como un factor que influye en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en una ladera debido a que las zonas irregulares y onduladas permiten la convergencia de flujos de escorrentía y de sedimentos, lo que aumenta la susceptibilidad al desarrollo de estos fenómenos (García-Rodríguez et al., 2008; Pham et al., 2019). Esta variable se dividió en quintiles, distribuyéndola en las siguientes clases: <6, 6 – 8, 8 – 11, 11 – 16 y >16 (**Figura 5-11**).



**Figura 5-11.** Mapa de índice de rugosidad del terreno.

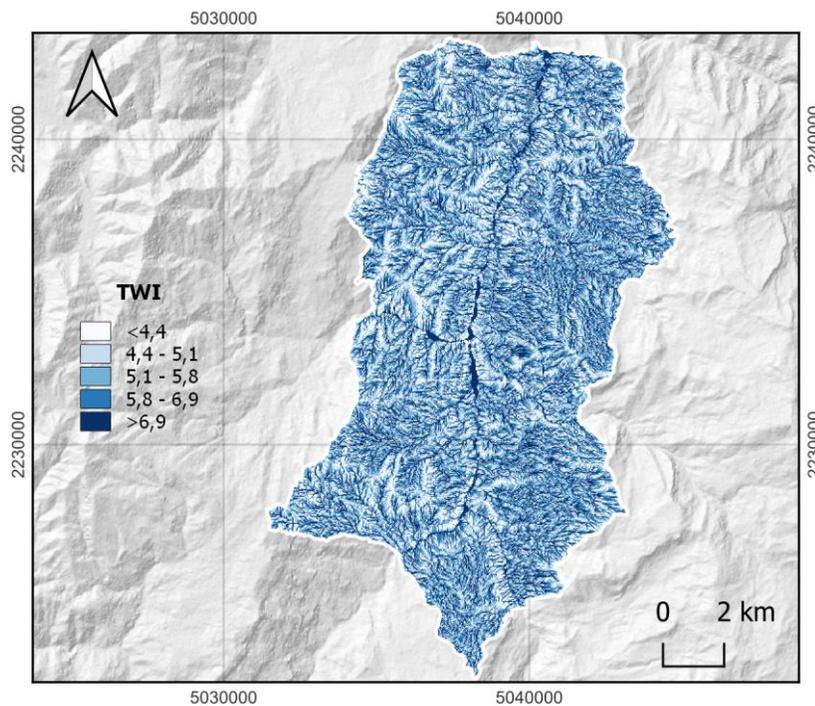
### 5.2.5 TWI (índice topográfico de humedad)

Este índice mide la cantidad de agua presente en el suelo, la cual es controlada por la topografía que establece la dirección del flujo de agua, de manera superficial y subsuperficial (Beven & Kirkby, 1979). A su vez, este índice asume condiciones estáticas y uniformes en las propiedades del suelo, como una transmisividad constante e igual a 1 en toda la cuenca (Conforti et al., 2014; Romer & Ferentinou, 2016). Para su cálculo se

emplea la siguiente ecuación, que relaciona el área específica de captación ( $\alpha$ ) y la pendiente ( $\beta$ ) (Moore et al., 1991):

$$TWI = \ln \frac{\alpha}{\tan \beta}$$

Este factor es útil para el cálculo de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales, ya que describe y cuantifica los patrones espaciales de humedad del suelo (Sørensen et al., 2006). Valores altos de este factor indican áreas cóncavas con poco gradiente topográfico, las cuales tienen una predisposición natural a concentrar agua, aumentando la presión de poros y, por consiguiente, reduciendo la resistencia al esfuerzo cortante, incrementando la probabilidad de ocurrencia de una zona inestable en ese punto (da Silva Henriques, 2014; Romer & Ferentinou, 2016). Esta variable se dividió en quintiles, clasificándola en las siguientes clases: <4,4, 4,4 – 5,1, 5,1 – 5,8, 5,8 – 6,9 y >6,9 (**Figura 5-12**).



**Figura 5-12.** Mapa de TWI.

### 5.2.6 SPI (índice de poder erosivo)

El SPI es un índice que cuantifica el poder erosivo de los flujos superficiales (velocidad) de agua en una ladera, basado en la premisa de que la descarga es proporcional al área específica de captación de la cuenca ( $\alpha$ ) y la pendiente ( $\beta$ ) (Moore et al., 1991).

$$SPI = \alpha \tan \beta$$

Este índice ha demostrado ser uno de los principales factores que controlan y cuantifican la erosión en una ladera, identificando los lugares donde el poder erosivo de los cauces influye positivamente en la incisión de la red de drenaje, y en la erosión de suelos y sedimentos hacia la base de taludes. El aumento de la capacidad erosiva incrementa la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales al remover el soporte inferior de los materiales (Conforti et al., 2014; Duman et al., 2006; Meinhardt et al., 2015). Para el análisis, esta variable se dividió en quintiles, clasificándola en las siguientes clases: <-1,5, -1,5 – 0,15, 0,15 – 1,1, 1,1 – 2,1 y >2,1 (Figura 5-13).

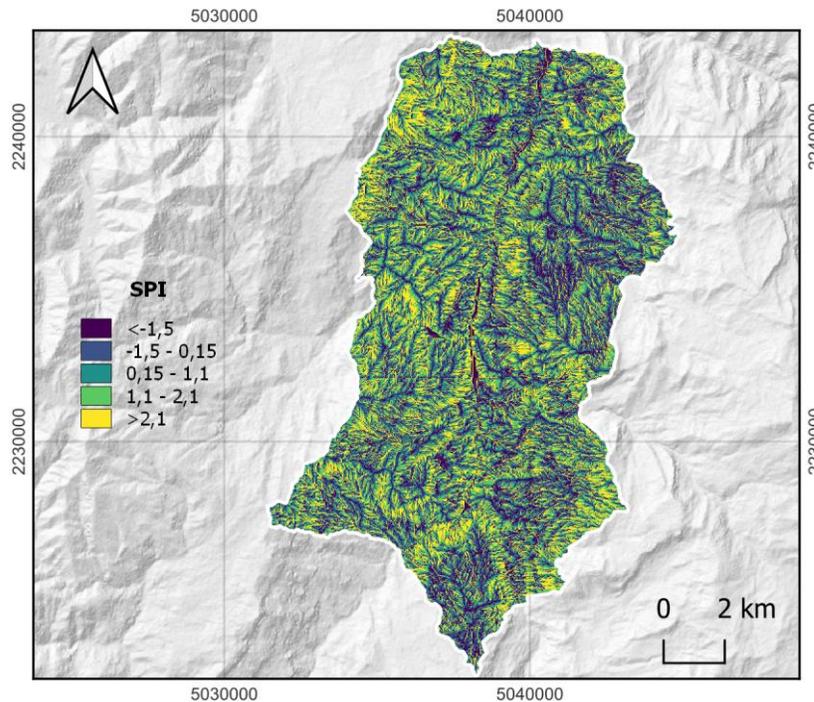


Figura 5-13. Mapa de SPI.

### 5.2.7 Proximidad y densidad de la red de drenaje

La proximidad a cauces de ríos y quebradas ha sido frecuentemente relacionada con una mayor cantidad y probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales en laderas, debido a la mayor actividad erosiva que se produce a medida que la distancia con la red de drenaje disminuye, lo que conlleva a la remoción del soporte hacia la base de los taludes (Vijith & Madhu, 2008). De igual forma, la proximidad también influye en el grado de saturación de agua del suelo, generando fluctuaciones positivas en la presión de poro y aumentando la probabilidad de estados de inestabilidad (Conforti & letto, 2021; Meinhardt et al., 2015; Ali Yalcin, 2008).

Para cuantificar la influencia de la distancia a la red de drenaje en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en el área de estudio, se crearon zonas de proximidad o *buffer* utilizando la herramienta de proximidad ráster de QGIS 3.22 a partir de las de las planchas topográficas del IGAC a escala 1:25000. Esta variable se dividió en las siguientes clases, las cuales representan los quintiles de los datos: <35 m, 35 – 79 m, 79 – 140 m, 140 – 240 m y >240 m (**Figura 5-14**).

En cuanto a la densidad de drenaje, esta se encuentra asociada con una menor infiltración de agua en episodios de lluvia y, por consiguiente, una mayor velocidad de flujo superficial, lo que facilita la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en aquellos sitios donde la densidad de ríos y quebradas sea alta (Lee & Min, 2001; Yalcin, 2008). Este factor se elaboró utilizando la herramienta de densidad de línea del software QGIS 3.22 a partir de la red de drenaje de las planchas topográficas de la zona de estudio. Posteriormente, se dividió en las siguientes clases, las cuales representan los quintiles de los datos: <1,2, 1,2 – 3,3, 3,3 – 6,4, 6,4 – 10,2 y >10,2 (**Figura 5-15**).

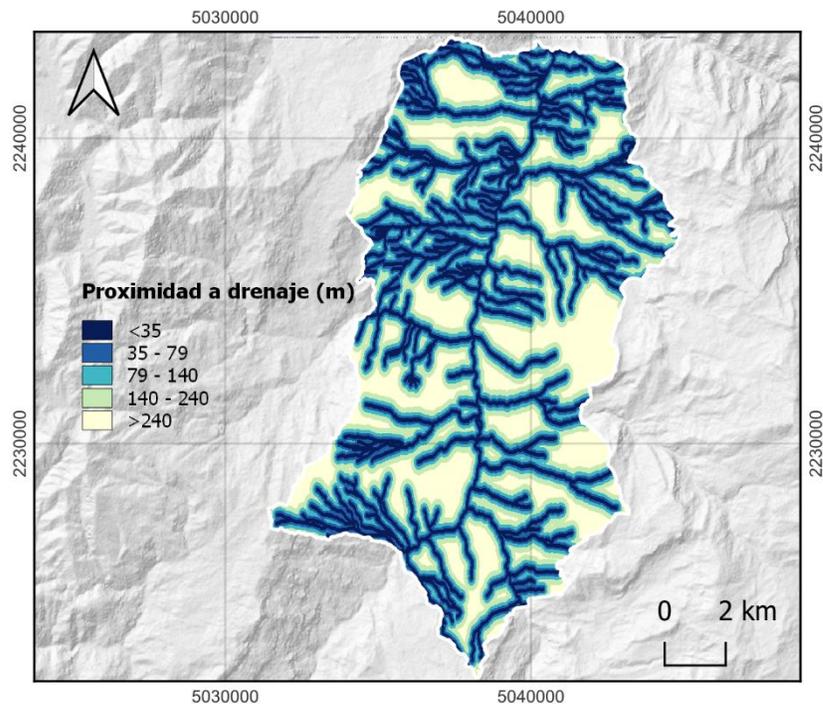


Figura 5-14. Mapa de proximidad a la red de drenaje.

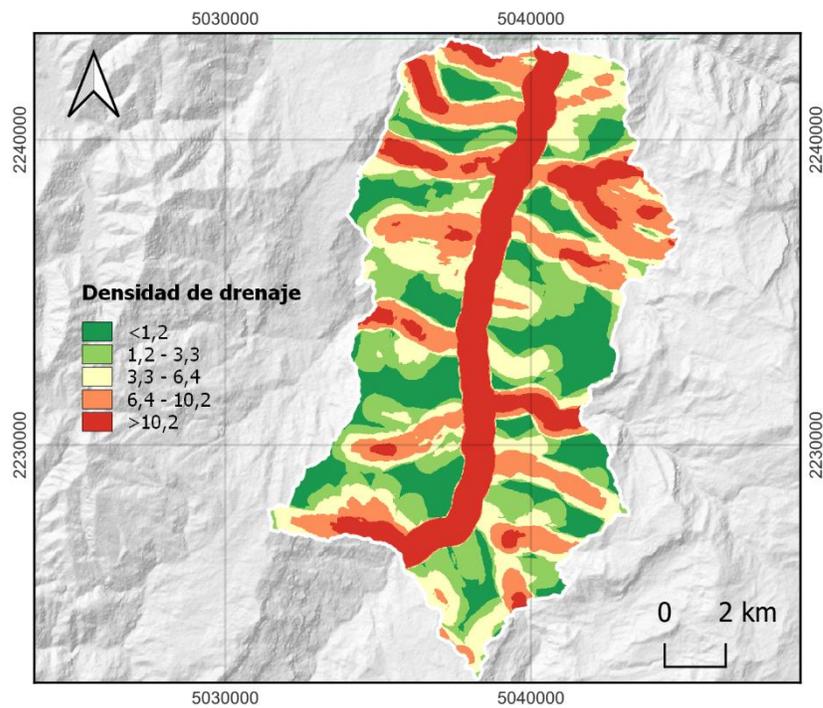


Figura 5-15. Mapa de densidad de la red de drenaje.

### 5.2.8 Precipitación media anual

La precipitación se utiliza como variable explicativa en el cálculo de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales, ya que facilita la acción de otros factores y afecta directa o indirectamente a procesos de meteorización, aumento en la saturación y nivel de agua en el suelo y crecimiento de vegetación (Bai et al., 2014; Buma & Dehn, 1998; Calcaterra & Parise, 2005; Mišćević et al., 2009; Sajinkumar et al., 2011; Wiczorek, 1996). Este factor se suele incluir en los estudios de susceptibilidad mediante el cálculo de mapas de lluvias promedio anuales (e. g. Broothaerts et al., 2012; García-Rodríguez et al., 2008; Schicker & Moon, 2012). No obstante, no siempre se dispone de suficiente información meteorológica para crear dichos mapas, como es el caso de la zona de estudio de esta investigación. Por lo tanto, es necesario buscar alternativas para suplir esta limitación.

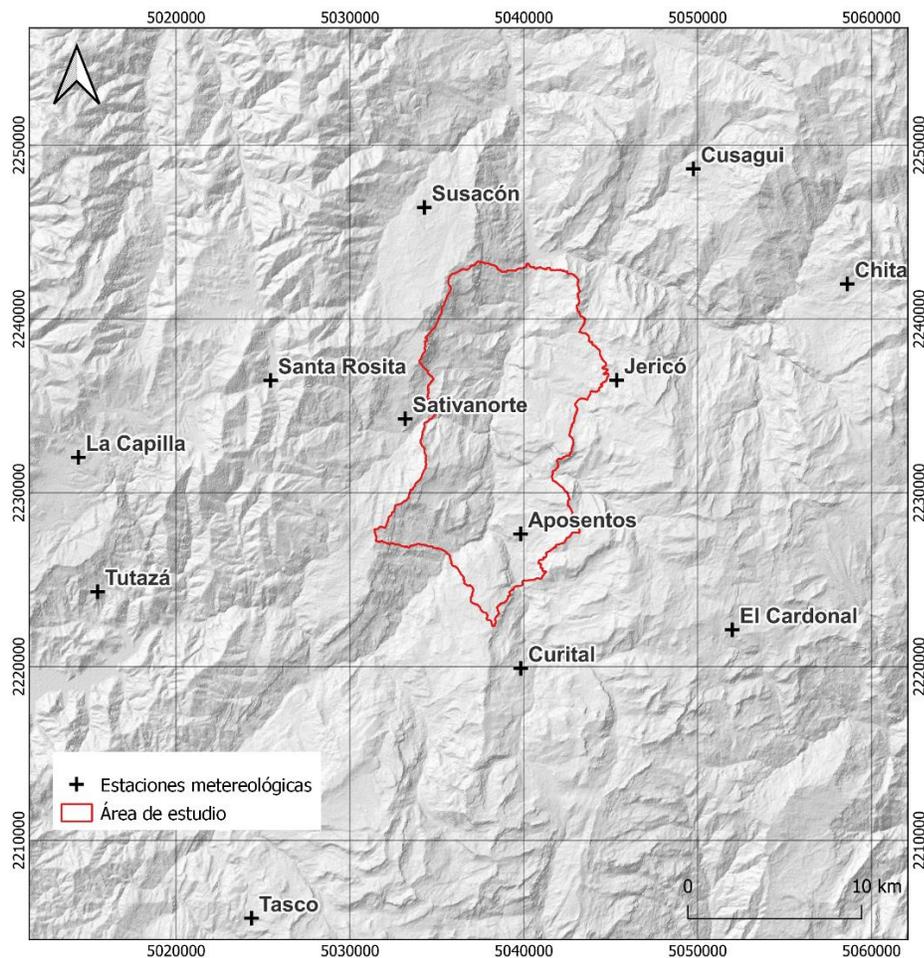
El área de estudio se encuentra en una región caracterizada por un fuerte control topográfico sobre las precipitaciones. La media anual varía desde 2000 – 2500 mm en las regiones con mayor elevación de la cuenca, descendiendo a 400 – 900 mm en las áreas más bajas (IDEAM - Geoportal en Valencia Ortiz & Martínez-Graña, 2023).

Lo anterior coincide con los patrones reportados en la literatura, donde se ha establecido que las características morfométricas del terreno tienen un efecto marcado y directo en la precipitación. La altura topográfica, la orientación de las laderas y las barreras montañosas juegan un papel directo en la lluvia (Kumari et al., 2017). En particular, se ha establecido que la cantidad de precipitación aumenta con la elevación del terreno debido al efecto orográfico que obliga a las masas de aire húmedo a elevarse y condensarse mediante el proceso de enfriamiento adiabático (Goovaerts, 1999, 2000; Jiang et al., 2021; Yoon & Bae, 2013).

De acuerdo con lo anterior, se han efectuado investigaciones en las que se ha demostrado que los aumentos locales de precipitación con la elevación del terreno se ajustan de manera aceptable a un modelo lineal para muchas regiones en el mundo (Daly et al., 1994). Por lo tanto, la generación de modelos que involucren la elevación como variable independiente descriptora de la precipitación en una zona ha dado buenos resultados. Por último, se ha demostrado que la lluvia al ser un proceso espacial complejo ligado directamente a la topografía presenta cambios locales que un modelo global puede no capturar. En este sentido, algunos autores han sugerido que el modelado de este proceso

por medio de una regresión local da lugar a mejores estimaciones de los parámetros al capturar cambios puntuales que una regresión global pasaría por alto (e. g. Kumari et al., 2017; Mallick et al., 2018).

De esta forma, se obtuvieron los datos de precipitación del área de estudio a través de la plataforma DHIME del IDEAM, utilizando un total de 12 estaciones meteorológicas cercanas al área de estudio (**Figura 5-16**). Dada la baja densidad de información en la zona y con lo mencionado anteriormente, se decidió elaborar un modelo de regresión local para los datos de precipitación que incluyera características topográficas del terreno como la altura, orientación de las laderas y el índice de posición topográfica (TPI), este último como una medida de la altura relativa de las cadenas montañosas en el área de estudio.

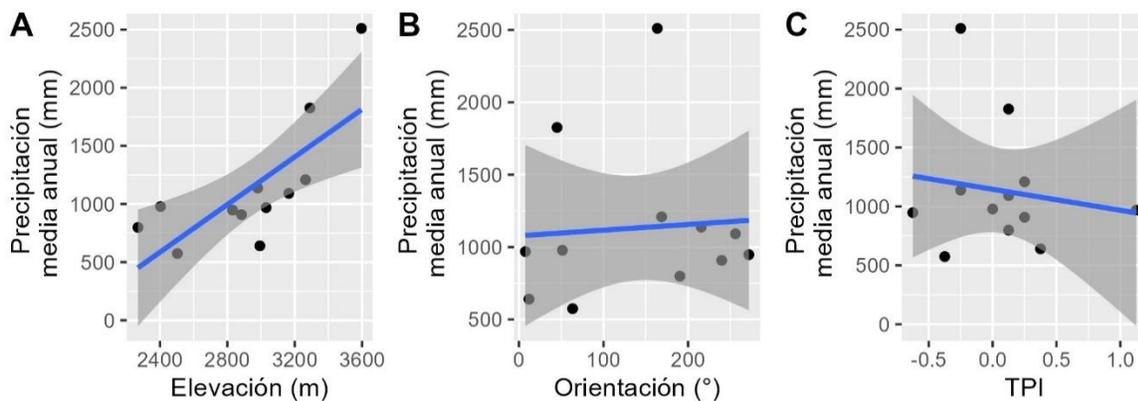


**Figura 5-16.** Mapa de ubicación de estaciones meteorológicas en áreas cercanas a la zona de estudio.

Para cada estación meteorológica se asociaron los valores de ubicación en coordenadas planas, elevación, orientación de la ladera y el índice de posición topográfica (TPI) (**Tabla 5-4**). Además, se calcularon las correlaciones entre las variables y la precipitación media anual, así como el coeficiente de correlación (**Figura 5-17**). La precipitación media anual para cada estación meteorológica se calculó con datos que abarcan un periodo de 20 años de registros (2000 al 2020).

**Tabla 5-4.** Datos de cada estación meteorológica (precipitación media anual (mm), elevación (m), orientación (°) e índice de posición topográfica (TPI)) utilizados para la elaboración de los modelos de regresión.

Estación meteorológica	Precipitación media anual (mm)	Elevación (m)	Orientación (°)	Índice de posición topográfica (TPI)
Curital	968,82	3030	7,59	1,125
Aposentos	798,75	2269	190,30	0,125
El Cardonal	2510,84	3596	163,61	-0,25
Jericó	908,075	2884	239,74	0,25
Sativanorte	978,14	2403	51,34	0
Santa Rosita	1826,318	3290	45	0,125
La Capilla	1209,065	3264	168,69	0,25
Tutazá	640,465	2993	11,88	0,375
Susacón	574,605	2503	63,43	-0,375
Cusagui	947,615	2831	271,84	-0,625
Chita	1137,74	2980	215,53	-0,25
Tasco	691,815	3165	255,96	0,125



**Figura 5-17.** Correlación entre variables obtenidas de cada estación meteorológica para el cálculo de la precipitación media anual en el área de estudio. (a) Elevación; (b) orientación; (c) TPI.

A partir de los datos se ajustaron dos modelos: uno global, basado en una regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y uno local, estimado mediante un análisis de regresión geográficamente ponderada. Los resultados de ambos modelos se resumen en la **Tabla 5-5**.

**Tabla 5-5.** Resultados de modelos de regresión global y local para la estimación de la precipitación media anual (mm) en el área de estudio.

Variable	Modelo global MCO	Modelo local GWR		
		Mínimo	Mediana	Máximo
Intercepto	-1151,989	-1515,277	-1066,201	-508,177
Elevación	0,747	0,482	0,731	0,920
Orientación	-0,171	-0,421	0,111	0,461
TPI	-337,256	-408,528	-272,316	-272,316
<b><i>R<sup>2</sup>Adj</i></b>	0,128	0,479		
<b><i>AICc</i></b>	186,897	175,757		

Finalmente, se creó un mapa de precipitación media anual utilizando los coeficientes obtenidos por el modelo local. Este mapa se dividió en clases con incrementos de 100 mm entre cada una, siguiendo las subdivisiones propuestas por Anis et al. (2019), Skilodimou et al. (2018) y Wang et al. (2015): <200 mm, 200 – 400 mm, 400 – 600 mm, 600 – 800 mm, 800 – 1000 mm y >1000 mm (**Figura 5-18** y **Figura 5-19**).

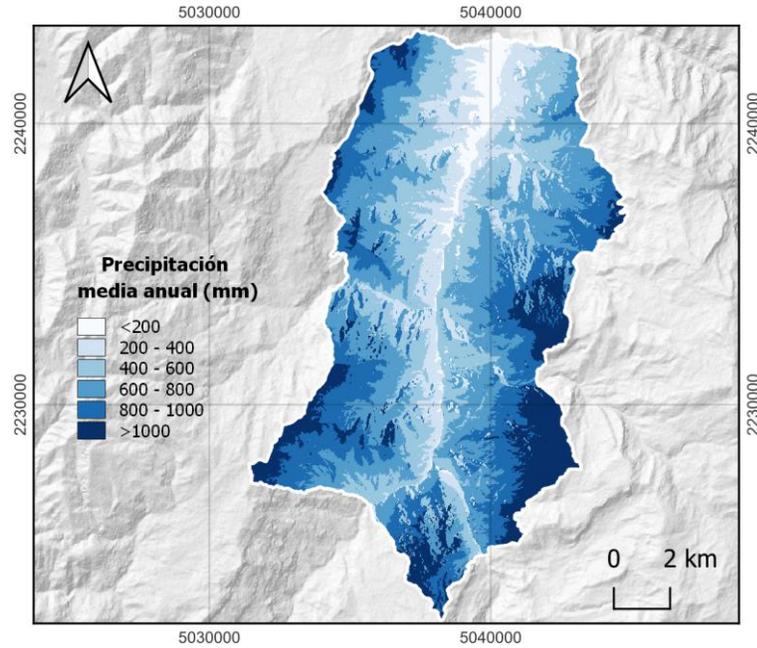


Figura 5-18. Mapa de precipitación media anual.

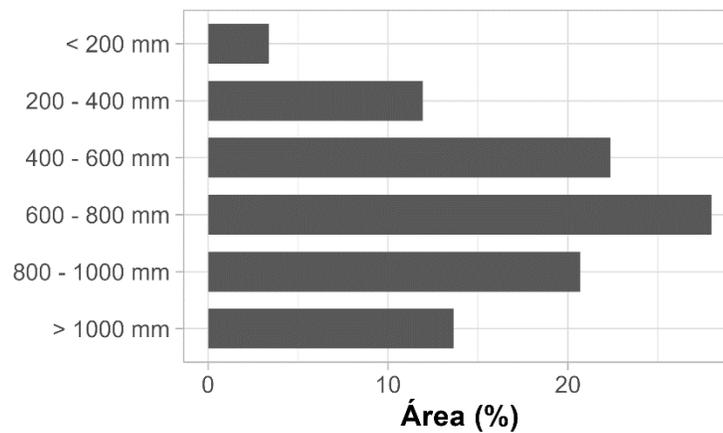


Figura 5-19. Distribución porcentual de área por clases de precipitación media anual.

### 5.2.9 Proximidad a vías

En las zonas adyacentes a la red vial se llevan a cabo excavaciones que remueven el soporte de las laderas, se realizan rellenos que conducen a sobrecarga y aumento de la

pendiente, y se exponen fracturas y diaclasas de rocas propiciando su meteorización, lo que aumenta la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales (Meinhardt et al., 2015; Palenzuela-Baena et al., 2019; Romer & Ferentinou, 2016; Skilodimou et al., 2018). Además, estos cambios conducen a la modificación de las características hidrológicas en la superficie y el subsuelo, lo que genera zonas de acumulación de agua, aumentando la presión de poro y el potencial erosivo debido a los cambios en el flujo de agua (Ayalew & Yamagishi, 2005; Pradhan & Lee, 2010).

Para cuantificar la contribución de este factor a la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales en la zona de estudio, se utilizó el método de creación de *buffers* alrededor de la red vial y carreteras de la cartografía base 1:25000 del IGAC. Esta variable se dividió en las siguientes clases (quintiles): <28 m, 28 – 64 m, 64 – 114 m, 114 – 201 m y >201 m (Figura 5-20).

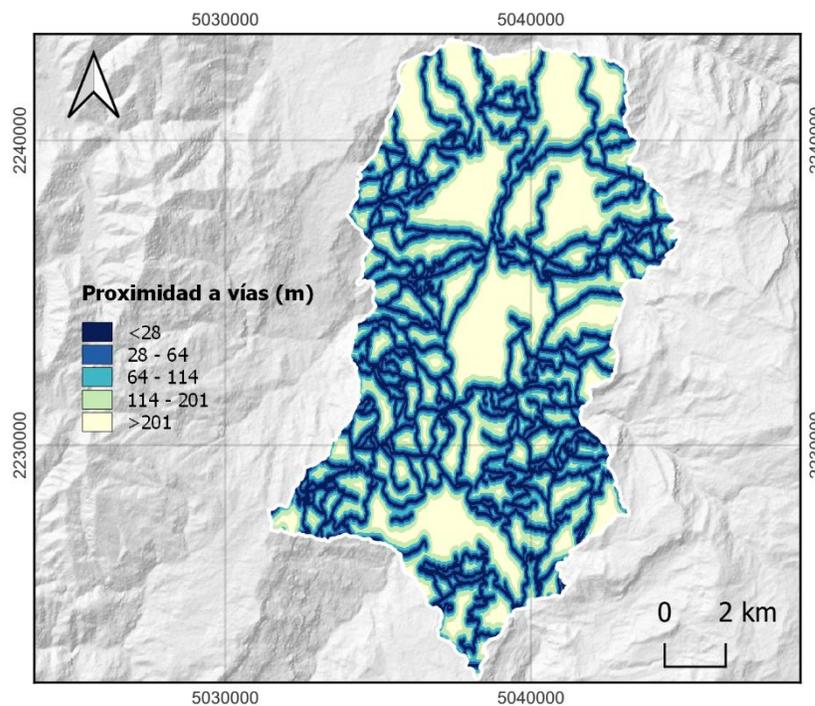


Figura 5-20. Mapa de proximidad a vías.

### 5.2.10 Cobertura de la tierra y NDVI

Los factores relacionados con la cobertura de la tierra y la cantidad de vegetación han demostrado ser uno de los más importantes para la cuantificación de la estabilidad de una ladera (Glade, 2003; van Beek & van Asch, 2004). La relación entre la cobertura vegetal y los movimientos en masa superficiales está condicionada al hecho de que normalmente la vegetación protege al suelo de procesos erosivos y de inestabilidad (Karsli et al., 2009; Roccati et al., 2021). La protección que brinda la vegetación a los procesos de inestabilidad en las laderas es el resultado directo de su efecto en las condiciones hidrológicas y de la estructura mecánica del suelo (Persichillo, 2017). Parámetros como la cohesión, el ángulo de fricción interna, peso y presión de poro se ven modificados de forma sustancial por la vegetación (Gómez & Kavzoglu, 2005; Karsli et al., 2009).

En este sentido, se ha planteado que la estabilidad se reduce según la cantidad y altura de la vegetación (Lee, 2007; Meinhardt et al., 2015). Aquellas zonas con vegetación más densa proveen el mayor refuerzo debido a la mayor cantidad de raíces, seguidas por coberturas más bajas, como zonas arbustivas, pastos y finalmente, lugares sin vegetación donde la ausencia de raíces facilita en gran medida el desarrollo de zonas inestables (Coppin & Richards, 1990).

Como resultado de lo anteriormente expuesto, se elaboraron mapas que cuantificaran la cobertura de la tierra, la cantidad y densidad de vegetación en la zona de estudio. El mapa temático de cobertura de la tierra se elaboró a partir de la clasificación supervisada de una imagen multibanda Sentinel-2 (fecha de toma: 2020/12/11) con el plugin "*Semi-Automatic Classification Plugin*" en QGIS 3.22 (Congedo, 2021). Las clases en las que se dividió esta variable fueron: zonas de cultivo, pastos, bosques, escasa vegetación - sin vegetación/superficies artificiales (SV/SA) y cuerpos de agua (Anis et al., 2019; Meinhardt et al., 2015) y se utilizaron como factor en la estimación de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales en este estudio (**Figura 5-21** y **Figura 5-22**). Por otro lado, la densidad de vegetación se obtuvo mediante el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el cual indica a valores altos áreas densas de vegetación (Alkhasawneh et al., 2014). Este factor se dividió en las siguientes clases (quintiles): <0,29, 0,29 – 0,41, 0,41 – 0,49, 0,49 – 0,59 y >0,59 (**Figura 5-23**).

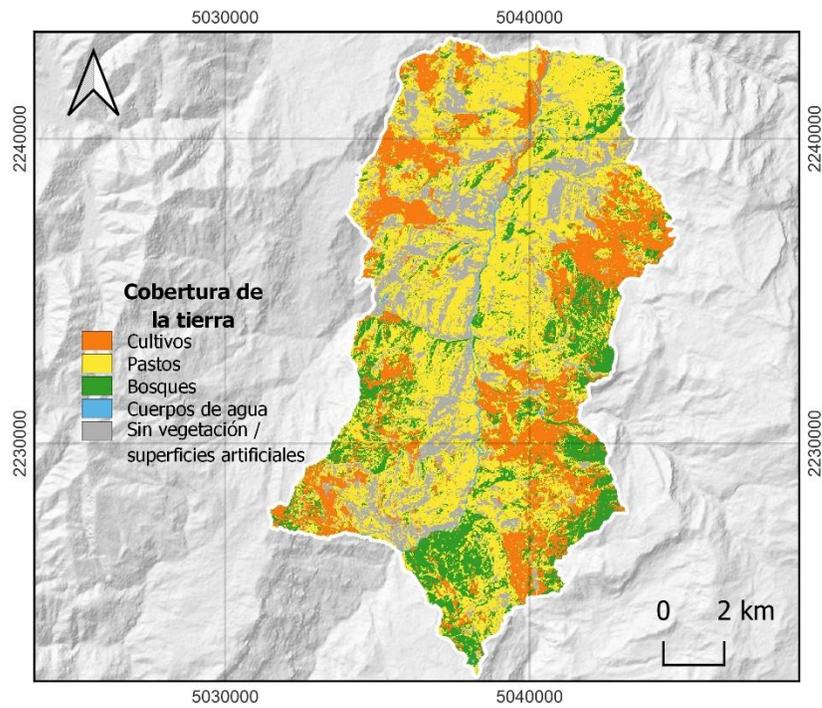


Figura 5-21. Mapa de cobertura de la tierra.

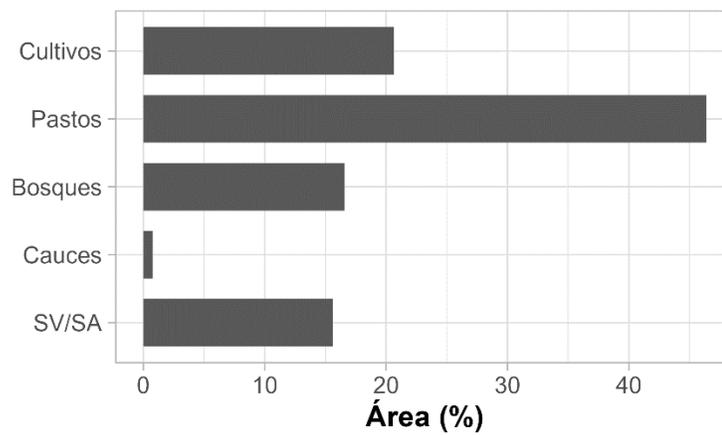
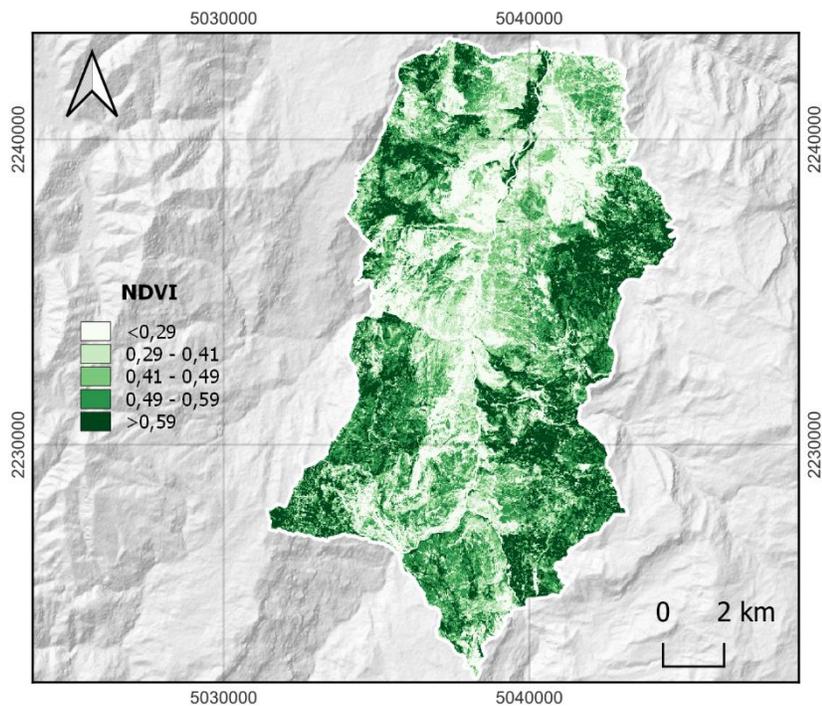


Figura 5-22. Distribución porcentual de área por clases de cobertura de la tierra.



**Figura 5-23.** Mapa de NDVI.

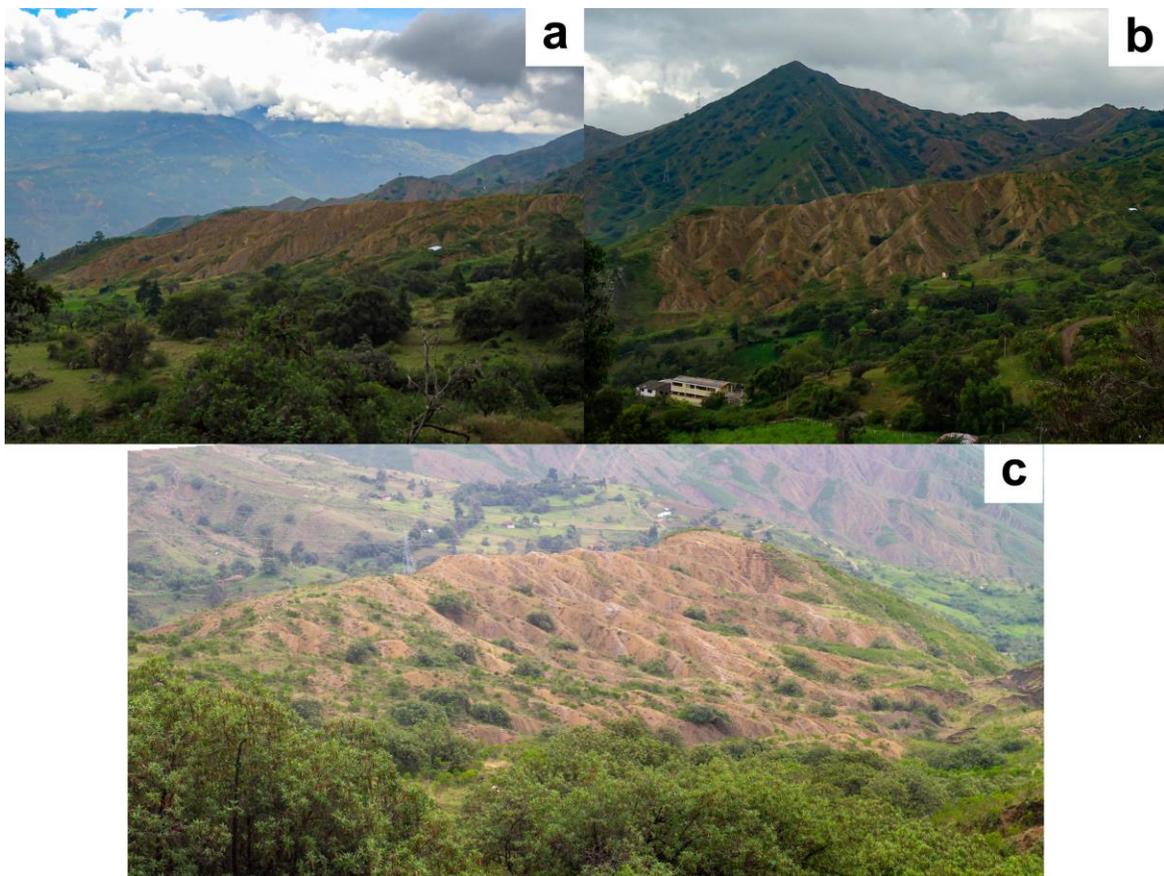
### 5.2.11 Zonas con predominio de procesos erosivos

Esta variable se empleó para asignar una probabilidad más baja de ocurrencia de movimientos en masa superficiales en los mapas de susceptibilidad obtenidos por cada una de las técnicas propuestas, en áreas donde predominan procesos diferentes a la generación de movimientos en masa superficiales. Estos sitios experimentan principalmente procesos erosivos (remoción y transporte) de los materiales de las laderas, debido a agentes distintos a la gravedad, como la escorrentía superficial o la acción del viento (**Figura 5-24**). Estos procesos erosivos tienen lugar en diversas formaciones aflorantes en el área (formaciones Guaduas, Arcillas de Socha y Concentración), donde se desarrollan densidades variables de cárcavamientos y surcos (Boardman et al., 2003). Asimismo, se consideran en este grupo a algunos afloramientos rocosos de algunas de las unidades más competentes (formaciones Une, Areniscas de Socha y Picacho).

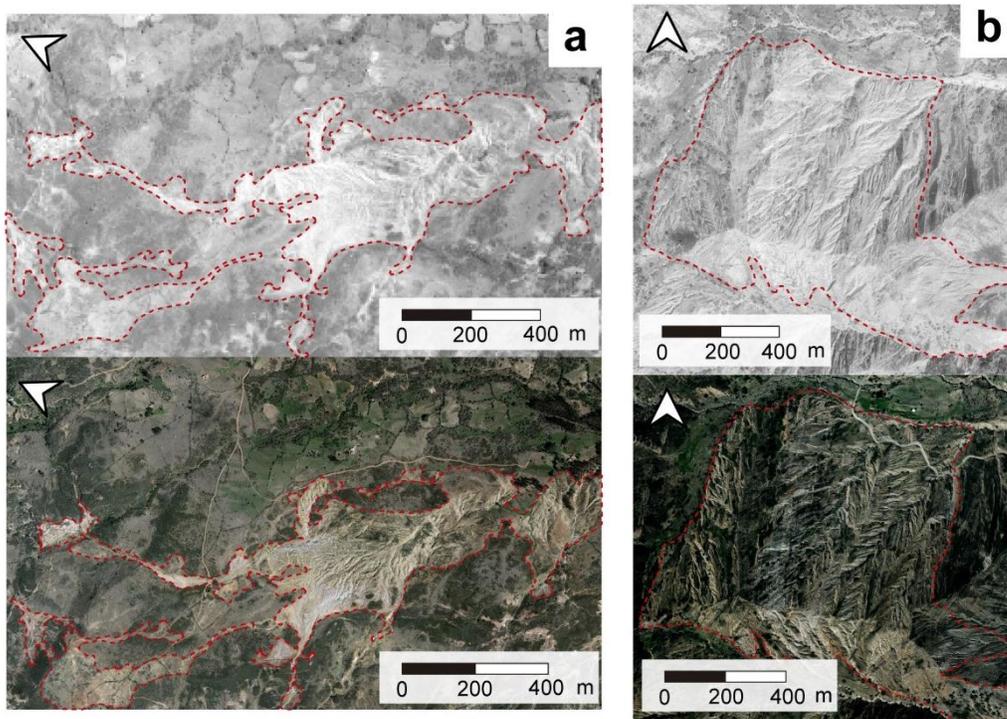
A estas zonas se les asigna una menor probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales, ya que durante el proceso de reconocimiento de cicatrices de rotura no se evidenciaron procesos de movimientos en masa en estas áreas (**Figura 5-25**). Sin

embargo, no se descarta la posibilidad de ocurrencia de movimientos en masa en estos lugares en el futuro, cuando se presenten las condiciones adecuadas para desencadenar este tipo de procesos.

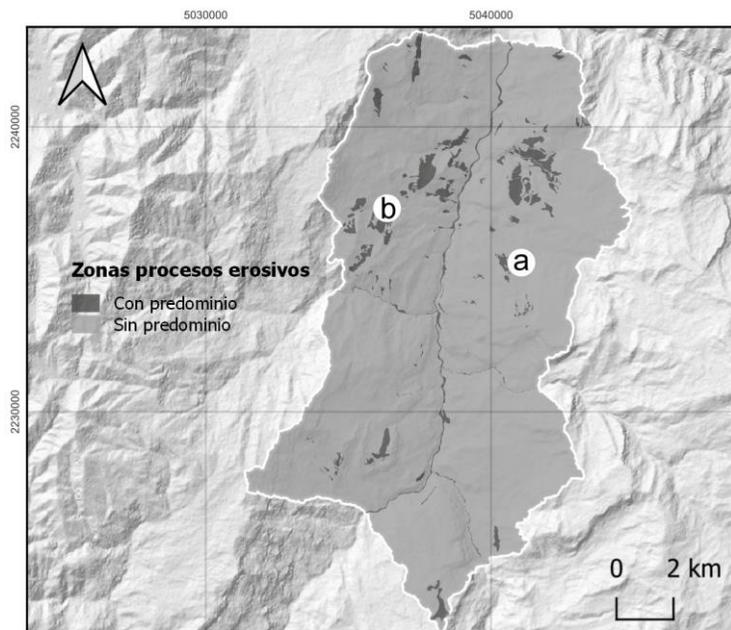
Esta variable no se utilizó para la calibración de los modelos de regresión globales y locales debido al desequilibrio existente en el área entre las clases de zonas con y sin predominio de procesos erosivos (**Figura 5-27**). En este sentido, para la creación de los modelos se consideró el valor promedio (*i. e.* la unidad) como coeficiente para el cálculo de la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales (Lee, 2007). Además, en estas zonas se incluyeron superficies artificiales y la red de drenaje. Esta variable se dividió en dos clases, las cuales se encuentran la **Figura 5-26** y **Figura 5-27**.



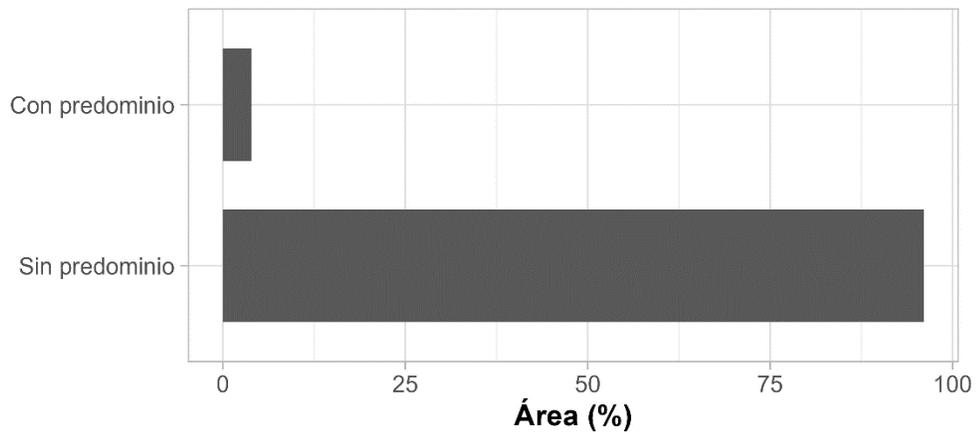
**Figura 5-24. (a); (b); (c)** zonas con predominio de procesos erosivos en el área de estudio.



**Figura 5-25.** Zonas con predominio de procesos erosivos en el área de estudio, sensores remotos. En la parte superior fotografías áreas tomadas en **(a)** 1990;**(b)** 1993. En la parte inferior fotografías áreas tomadas en 2015.



**Figura 5-26.** Mapa de zonas con predominio de procesos erosivos. Detalles a y b en la Figura 5-25.



**Figura 5-27.** Distribución porcentual de área por clases de zonas con y sin predominio de procesos erosivos.



## 6. Resultados y análisis

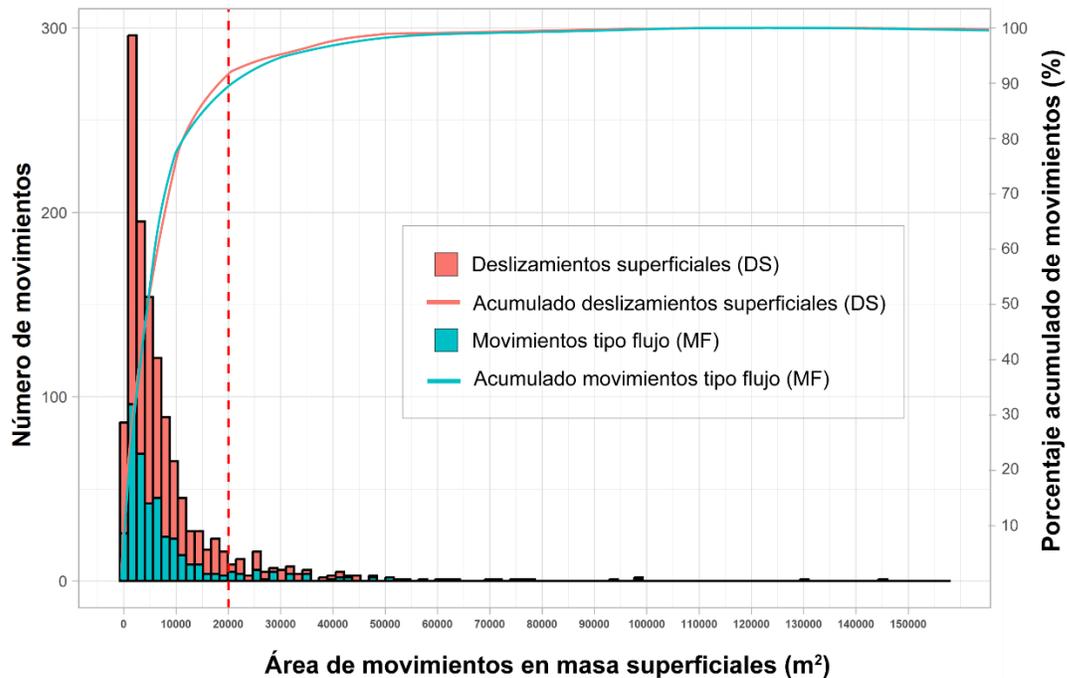
### 6.1 Inventario de movimientos en masa

Para el área de estudio se elaboró el inventario histórico de los principales movimientos en masa superficiales por medio de métodos de fotointerpretación y reconocimiento en campo reducido. Un total de 1274 movimientos en masa superficiales fueron identificados y cartografiados, 862 (68%) de ellos deslizamientos superficiales y 412 (32%) movimientos tipo flujo. Se cuidó que los movimientos no estuvieran dentro de lo que se cartografió como zonas con predominio de procesos erosivos (zonas desnudas) (**Figura 6-2**, **Figura 6-3** y **Figura 6-4**). Los conjuntos de datos de calibración (60%) consistieron en 1034 puntos para deslizamientos superficiales y 494 puntos para movimientos tipo flujo. En cuanto a los conjuntos de datos de prueba (40%) consistieron en 690 puntos para deslizamientos superficiales y 330 puntos para movimientos tipo flujo.

Para cada uno de los movimientos cartografiados se calculó de manera aproximada el largo por medio de la herramienta de recuadro delimitador mínimo de QGIS 3.22, el cual traza un rectángulo teniendo en cuenta el eje axial máximo de la geometría de cada movimiento. Con este método aunque se subestima o sobrestima levemente cada una de las medidas de los cuerpos, brinda una aproximación aceptable de la magnitud de los movimientos en masa (Estrada, 2017). Adicionalmente se calculó el área para cada cuerpo con la herramienta “*Real Surface Area*” en SAGA GIS 7.8.2 que tiene en cuenta el ángulo de la pendiente para una estimación precisa del área. En la **Tabla 6-1** y **Figura 6-1** se encuentran los resultados de la medida del área, junto a las demás estadísticas descriptivas de los movimientos en masa superficiales del área de estudio.

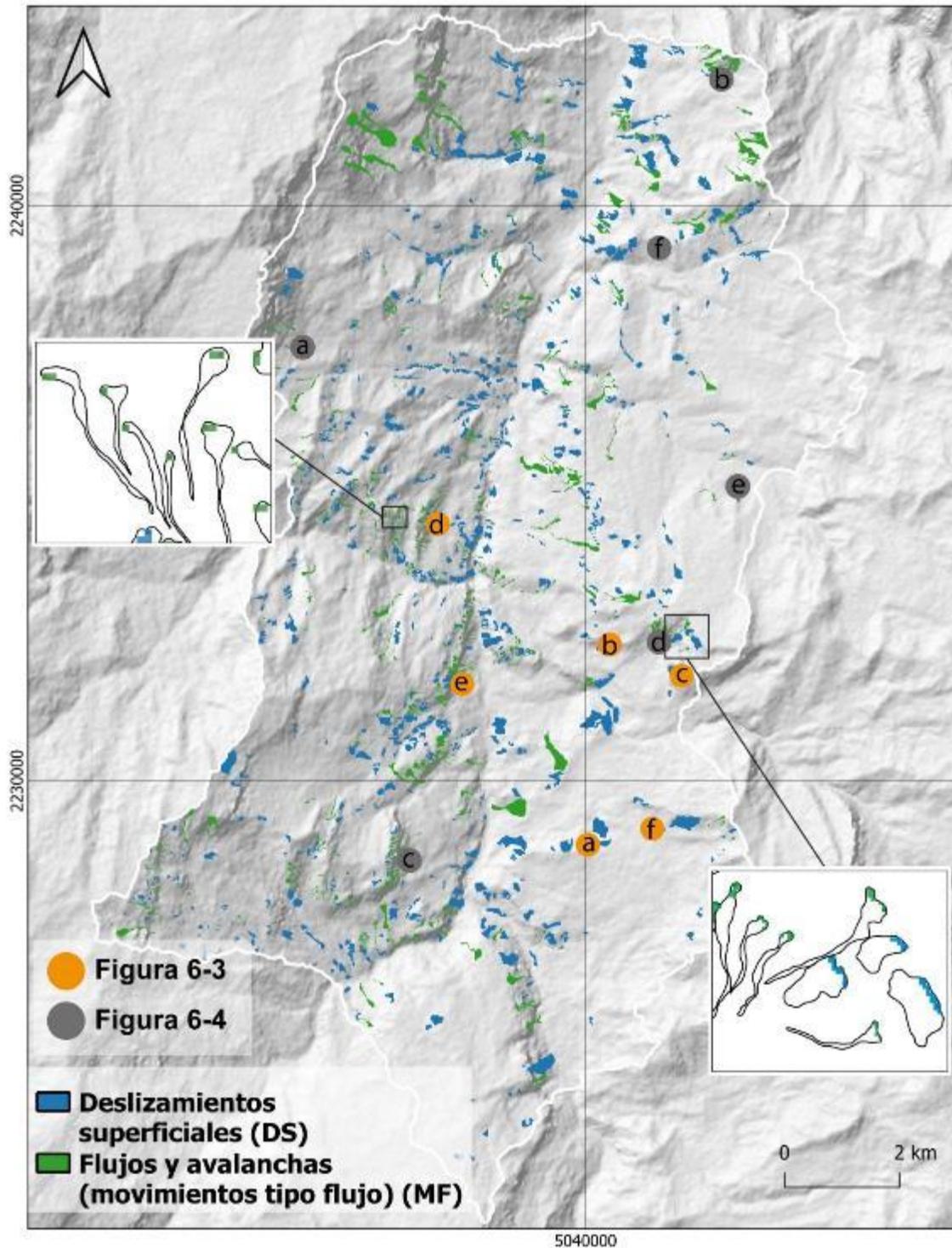
**Tabla 6-1.** Número de movimientos en masa superficiales y sus dimensiones en el área de estudio. MM/km<sup>2</sup> (densidad de movimientos por km<sup>2</sup>).

Tipo de movimiento en masa superficial	n	MM/km <sup>2</sup>	Área (m <sup>2</sup> )			Longitud (m)		
			Media	Min	Max	Media	Min	Max
Deslizamientos superficiales	862	5,5	7336,5	156,9	93225,2	71,1	16,1	313,5
Movimientos tipo flujo	412	2,6	7897,9	191,1	145750,9	257,3	55,6	1117,3

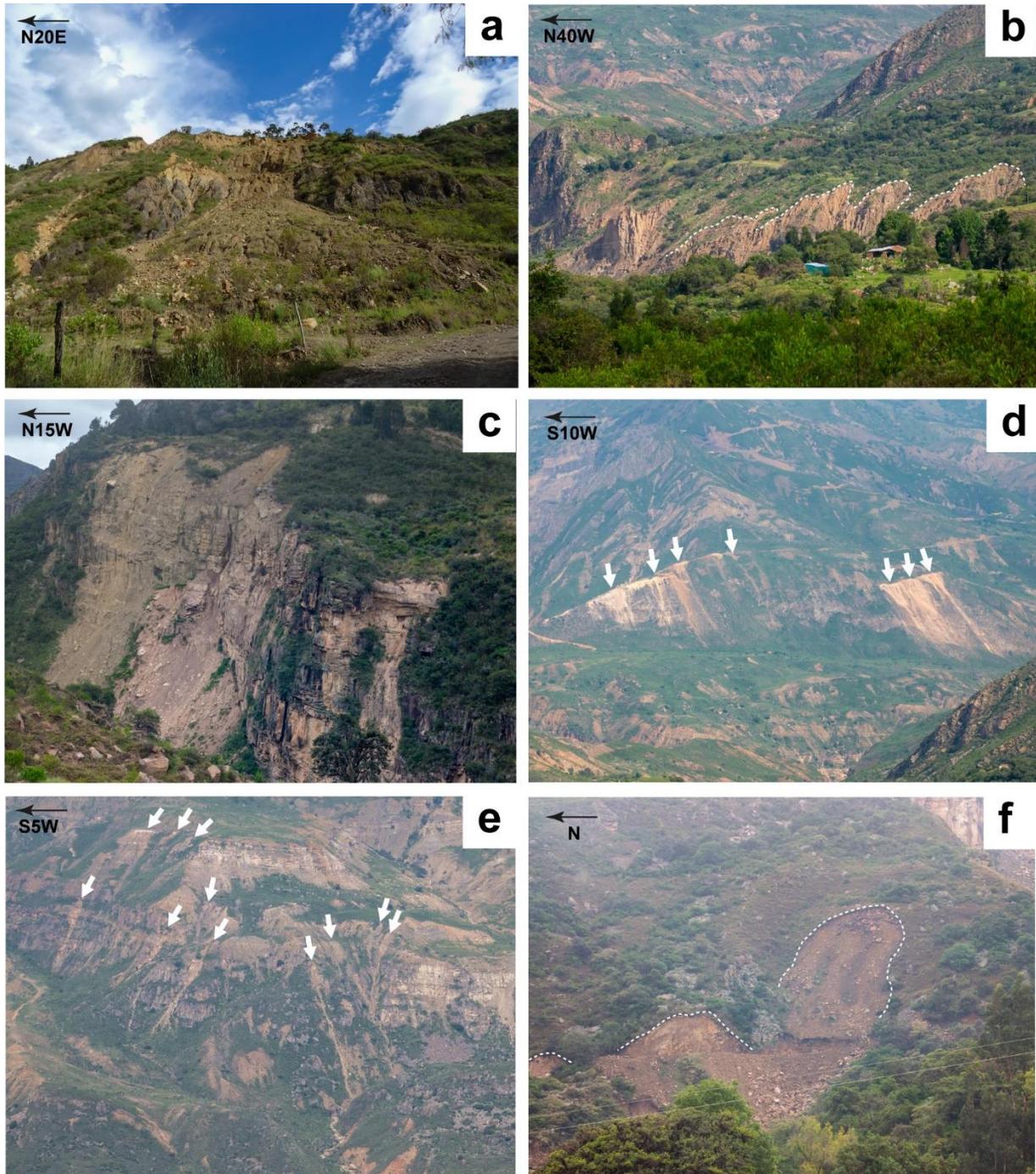


**Figura 6-1.** Histograma y frecuencia acumulada del área (m<sup>2</sup>) del inventario de movimientos en masa superficiales.

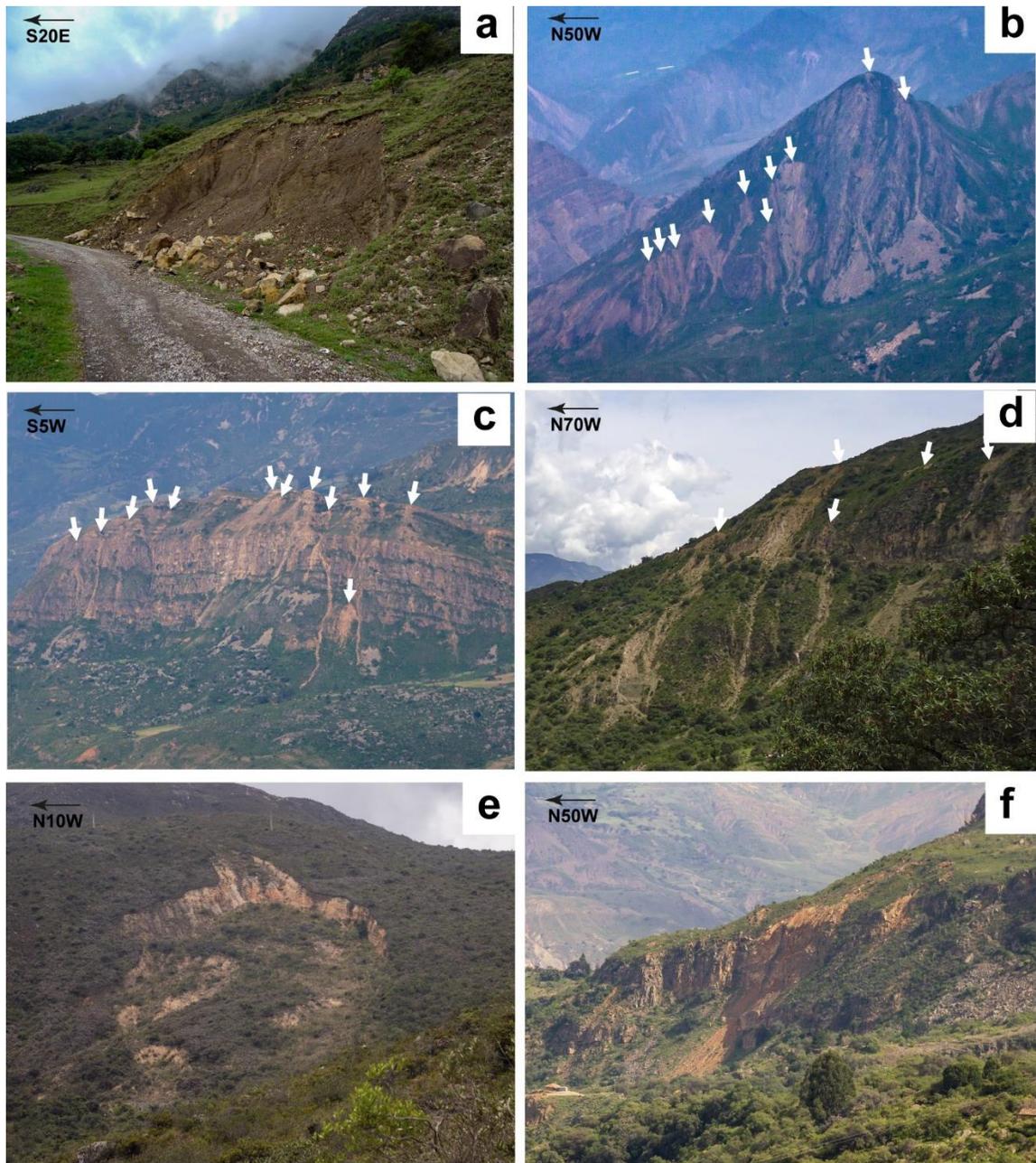
De acuerdo con la información presentada en la **Tabla 6-1**, se puede observar una diferencia en la longitud promedio entre los movimientos tipo flujo y deslizamientos superficiales, siendo la longitud promedio de los movimientos tipo flujo más de tres veces superior que la de los deslizamientos superficiales. En cuanto a las áreas de ambos tipos de movimientos, se aprecia que las distribuciones están sesgadas hacia la derecha con más del 90% de movimientos con un área menor a 20000 m<sup>2</sup>, como se muestra en la **Figura 6-1**. Todos los movimientos presentan áreas inferiores a 160000 m<sup>2</sup>, lo que concuerda con otros estudios que establecen este valor como el límite entre movimientos superficiales y profundos (e. g. Regmi, 2010; Regmi et al., 2014).



**Figura 6-2.** Inventario de movimientos en masa superficiales del área de estudio. Detalles muestran el 10% del total de píxeles de cada movimiento con mayor elevación y un punto en el píxel con mayor elevación para el muestreo de métodos estadísticos multivariados.



**Figura 6-3.** Movimientos en masa superficiales en el área de estudio. **(a)** Deslizamiento superficial desarrollado sobre niveles arcillosos y arenosos meteorizados de la Fm. Areniscas de Socha; **(b)** deslizamientos superficiales de detritos y suelos en unidades coluviales; **(c)** deslizamientos superficiales – caída de detritos y suelos (Fm. Picacho); **(d)** movimientos tipo flujo (avalanchas de detritos) desarrollados en material superficial de Fm. Picacho; **(e)** flujos y avalanchas de detritos desarrollados en Fm. Picacho y Fm. Concentración; **(f)** deslizamientos superficiales de componente traslacional en suelo (Fm. Areniscas de Socha).



**Figura 6-4.** Movimientos en masa superficiales en el área de estudio. **(a)** Deslizamiento superficial de suelo sobre depósitos coluviales; **(b)** movimientos tipo flujo (avalanchas y flujos de detritos) afectando material superficial de Fm. Guaduas, Fm. Areniscas de Socha y Fm. Arcillas de Socha; **(c)** movimientos tipo flujo (avalanchas y flujos de detritos) y algunos deslizamientos superficiales desarrollados sobre material superficial de las formaciones Picacho y Concentración y depósitos coluviales en la base de la ladera; **(d)** avalanchas de detritos afectando material superficial de la Fm. Picacho; **(e)** deslizamiento superficial confinado de componente rotacional en suelo y material superficial Fm. Concentración; **(f)** deslizamientos superficiales de suelo y detritos – caída sobre materiales superficiales provenientes de meteorización de la Fm. Picacho.

## 6.2 Resultados método bivariado

Para cada uno de los factores seleccionados para estimar la susceptibilidad en el área de estudio, se realizó un análisis preliminar de los datos mediante un método bivariado. La **Tabla 6-2**, **Tabla 6-3**, **Tabla 6-4** y **Tabla 6-5** muestran la relación entre la ocurrencia de movimientos en masa superficiales y cada factor, junto con los respectivos valores de *Frequency Ratio* (FR) para cada clase.

Los valores de peso o de densidad normalizada obtenidos para las clases de todas las variables mediante este análisis bivariado fueron el insumo para la elaboración de los modelos de regresión globales y locales (ver **Anexo B**). Esto, como se explica en la sección 5.2, evita problemas de multicolinealidad que son frecuentes en variables categóricas con muchos niveles (*i. e.* clases) que impiden calcular el ancho de banda en regresiones locales (Comber et al., 2020).

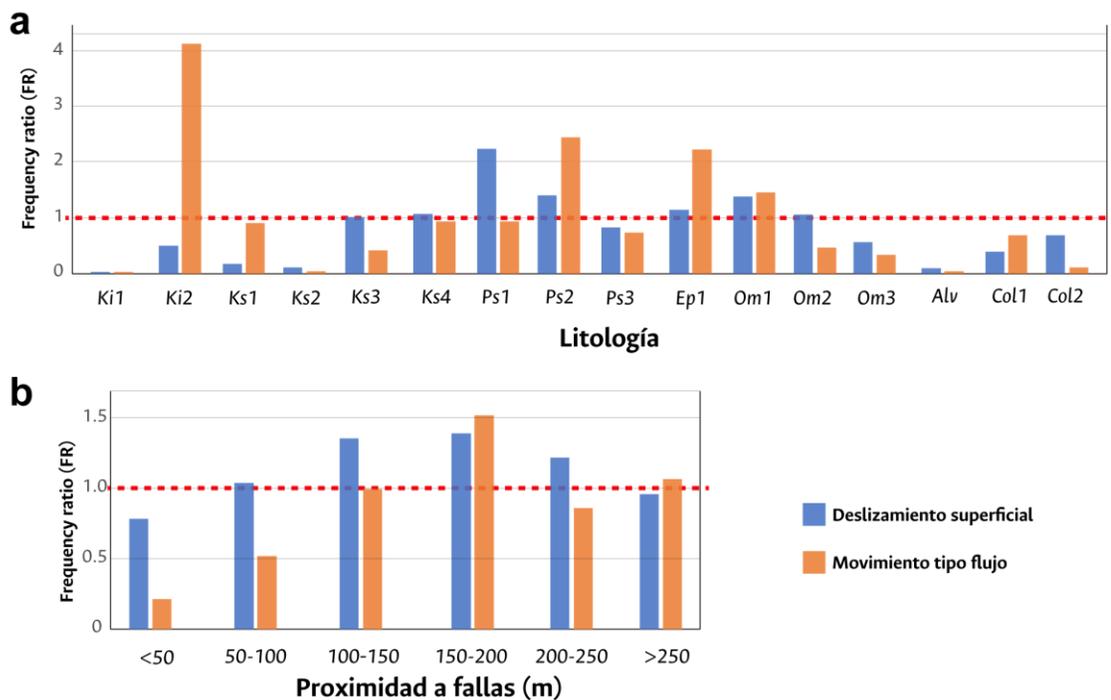
### 6.2.1 Litología y proximidad a fallas

La litología muestra una relación positiva con la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en nueve clases diferentes. Para deslizamientos superficiales, la clase de litología que tiene el efecto más importante es la unidad de arenitas de la Formación Areniscas de Socha – Ps1 (FR=2,22). Además, con valores importantes de  $FR > 1$ , se encuentran también las unidades litológicas que representan la parte inferior de la Formación Arcillas de Socha – Ps2 (FR=1,39), la parte inferior de la Formación Concentración – Om1 (FR=1,39) y la Formación Picacho – Ep1 (FR=1,13). Con una influencia menor, pero aún con valores de  $FR > 1$ , se encuentra la parte superior de la Formación Guaduas – Ks4 (FR=1,06) y la parte media de la Formación Concentración – Om2 (FR=1,02) (**Figura 6-5a**).

En cuanto a las relaciones entre la litología y la ocurrencia de movimientos tipo flujo, la clase con mayor densidad de movimientos es la que conforma las arenitas de la Formación Une – Ki2 (FR=4,09). El nivel inferior de la Formación Arcillas de Socha – Ps2, también tiene un papel importante en la ocurrencia de zonas inestables (FR=2,42), así como la Formación Picacho – Ep1 (FR=2,20). Por último, el nivel inferior de la Formación Concentración – Om1 también muestra una favorabilidad considerable a la ocurrencia de movimientos tipo flujo (FR=1,43) (**Figura 6-5a**).

En el caso de las unidades litológicas que tienen una relación negativa a movimientos en masa superficiales, destacan todas las coluviales y aluviales con valores de  $FR < 1$ , al igual que la parte superior de la Formación Concentración – Om3, parte superior de la Formación Arcillas de Socha – Ps3, parte inferior de la Formación Guaduas – Ks3 y, por último, las formaciones Arenisca Tierna – Ks2, Chipaque – Ks1 y Fómeque – Ki1 (**Figura 6-5a**).

La proximidad a fallas indica una leve relación positiva con la ocurrencia de movimientos en masa superficiales, especialmente del tipo deslizamiento superficial. El análisis bivariado indica un impacto positivo en la clase de 100 a 250 m. Las demás categorías tienen valores de  $FR < 1$ , que en algunos casos se encuentran cercanos a la unidad, sugiriendo que no proveen de condiciones favorables para el desarrollo de movimientos. Para movimientos tipo flujo, las únicas clases propensas a la ocurrencia de inestabilidad son las que comprenden entre 150 – 200 m y  $>250$  m ( $FR=1,45$  y  $FR=1,06$ , respectivamente) (**Figura 6-5b**).



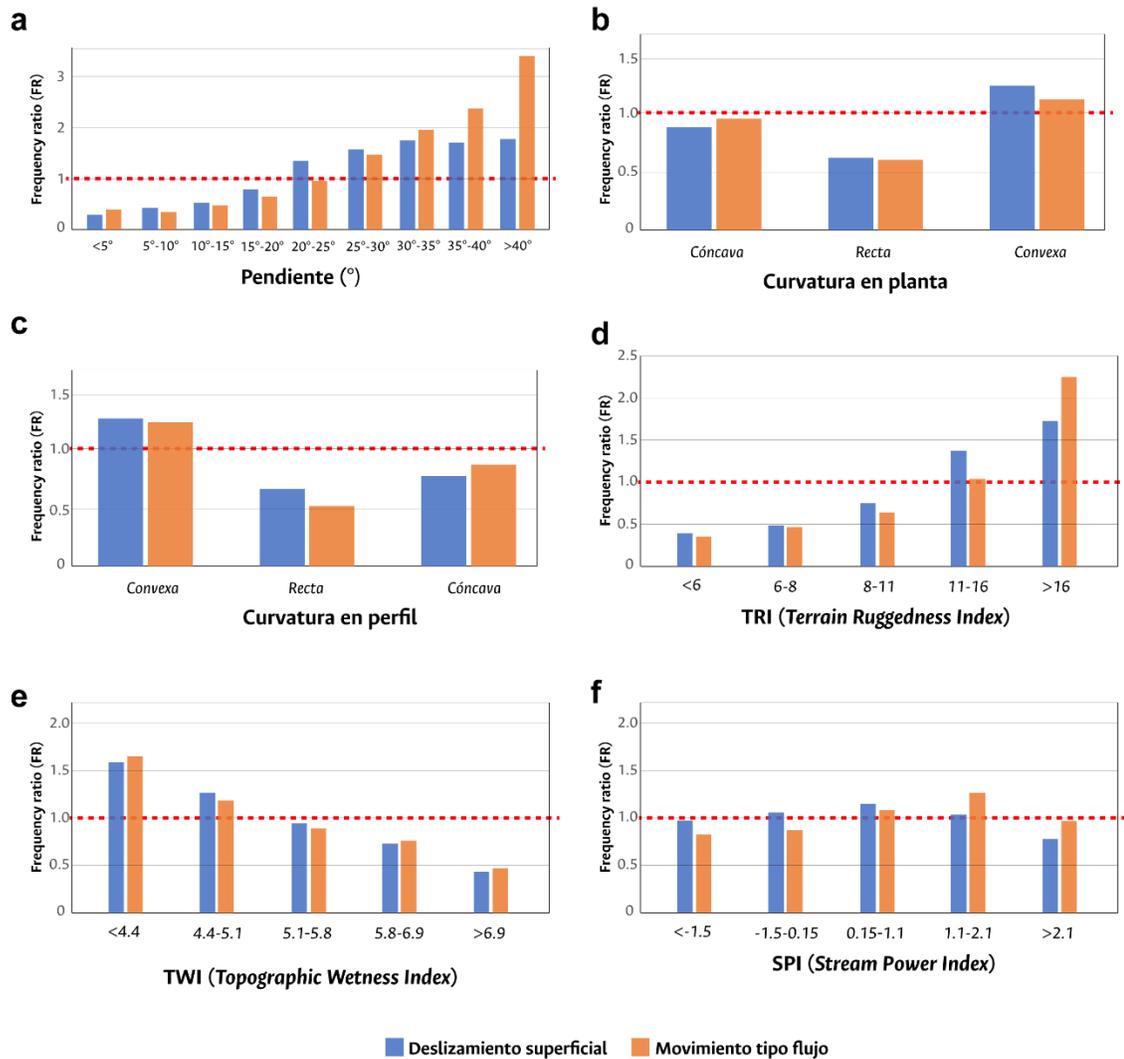
**Figura 6-5.** Valores de FR de cada clase para las variables de: **(a)** litología; **(b)** proximidad a fallas. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimiento tipo flujo).

## 6.2.2 Morfometría del terreno

El análisis bivariado entre la pendiente del terreno y la ocurrencia de movimientos en masa superficiales indica una mayor influencia a medida que el ángulo de inclinación de las laderas aumenta. Las clases comprendidas entre  $20^\circ$  a  $>40^\circ$  poseen valores de  $FR > 1$  para ambos tipos de movimientos en masa superficiales, y en particular, para movimientos tipo flujo la clase de  $>40^\circ$  tiene un efecto marcado, observado en el valor de FR obtenido ( $FR=3,39$ ) (**Figura 6-6a**). Con respecto a la curvatura de las laderas, el valor de FR señala una relación marginal como variable predictiva de movimientos en masa superficiales en la zona de estudio. Ambas curvaturas (planta y perfil) tienen un valor de  $FR > 1$  únicamente para formas convexas (**Figura 6-6b** y **Figura 6-6c**).

Los valores de FR para la rugosidad del terreno muestran una correlación positiva con la ocurrencia de movimientos en masa superficiales ( $FR > 1$ ) para las clases que contienen los valores más altos de TRI. Los valores de FR para las clases de TRI entre 11 a 16 y  $>16$  son considerables para deslizamientos superficiales ( $FR=1,37$  y  $FR=1,73$ , respectivamente). Por otro lado, para movimientos tipo flujo, solo es importante la clase de TRI con valores  $>16$  ( $FR=2,24$ ). Las demás clases de TRI poseen valores de  $FR < 1$  o muy cercanos a la unidad, denotando que, a valores bajos, esta variable está relacionada de manera directa con una menor frecuencia de movimientos (**Figura 6-6d**).

Sobre la variable TWI, las clases  $<4,4$  y  $4,4 - 5,1$  tienen un efecto positivo en la ocurrencia de todos los movimientos en masa superficiales ( $FR > 1$ ), en contraste, las demás clases de esta variable poseen valores de  $FR < 1$ , denotando un impacto positivo en la estabilidad (**Figura 6-6e**). En cuanto al poder erosivo de la red de drenaje (SPI) no hay una tendencia clara observable. Únicamente resaltan los valores de FR para las clases entre  $0,15 - 1,1$  de deslizamientos superficiales ( $FR=1,15$ ) y entre  $1,1 - 2,1$  de movimientos tipo flujo ( $FR=1,26$ ) (**Figura 6-6f**).



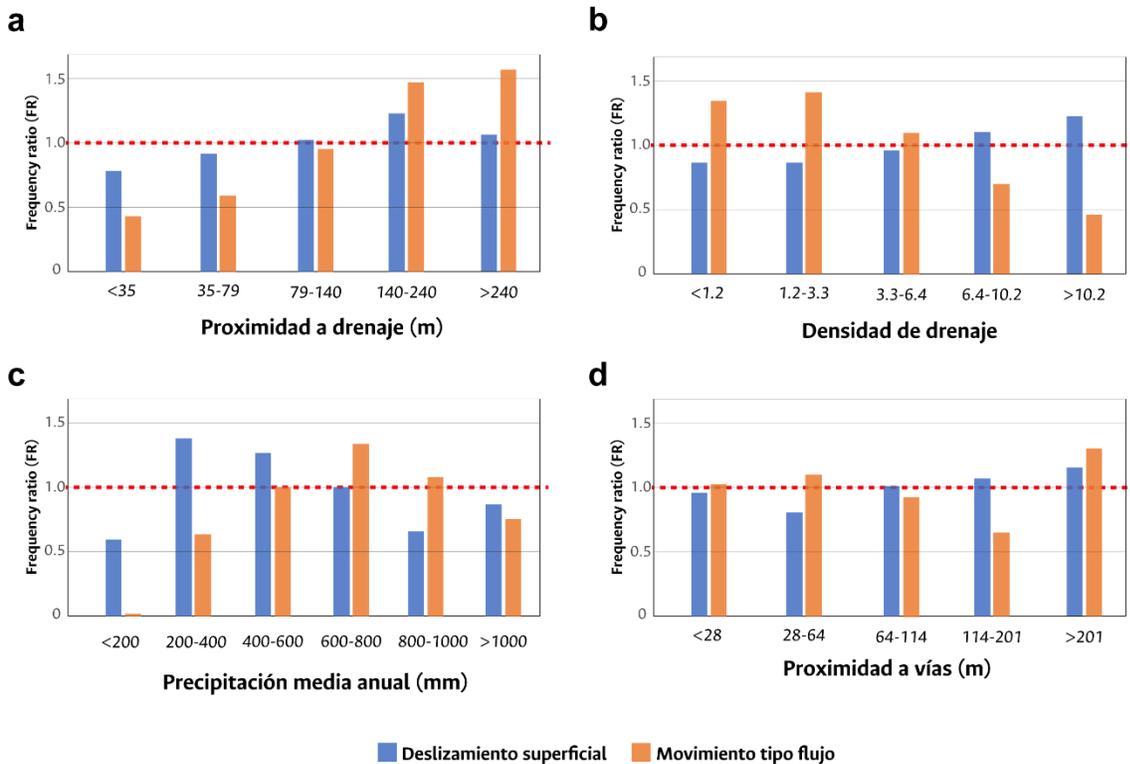
**Figura 6-6.** Valores de FR de cada clase para las variables de: **(a)** pendiente; **(b)** curvatura en planta; **(c)** curvatura en perfil; **(d)** TRI; **(e)** TWI; **(f)** SPI. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo).

### 6.2.3 Variables de proximidad y densidad de la red de drenaje, precipitación media anual y proximidad a vías

En el caso de la proximidad al drenaje para deslizamientos superficiales, las clases 79 – 140 m, 140 – 240 m y >240 m tienen un efecto positivo en la frecuencia de movimientos (FR>1). Con respecto a movimientos tipo flujo, las clases con mayor frecuencia de zonas inestables (FR>1) son 140 – 240 m (FR=1,47) y >240 m (FR=1,57) (**Figura 6-7a**). Concerniente a la densidad de drenaje, para deslizamientos superficiales se presentan los

mayores valores de FR en las clases comprendidas entre 6,4 – 10,2 y >10,2 (FR=1,10 y FR=1,22, respectivamente), mientras que para movimientos tipo flujo las clases más propensas son <1,2 y 1,2 – 3,3 (FR=1,33 y FR=1,41, respectivamente) (**Figura 6-7b**).

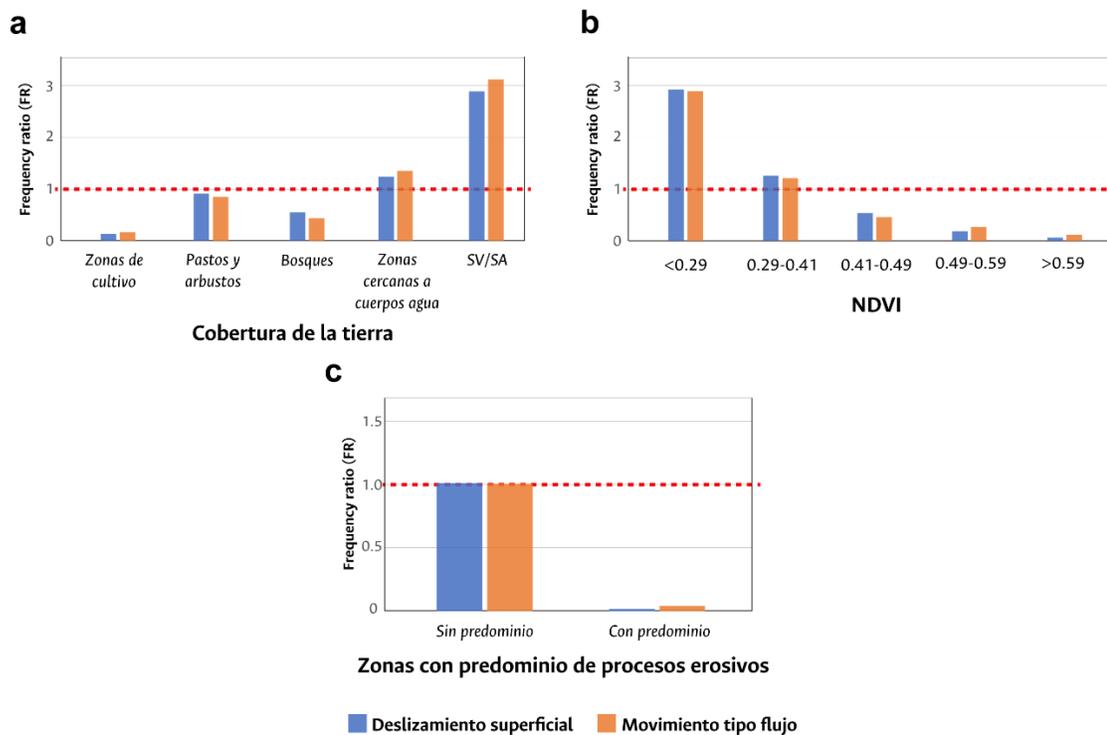
La variable de precipitación media anual posee valores de FR>1 relevantes en las clases de 200 – 400 mm y 400 – 600 mm para deslizamientos superficiales (FR=1,38 y FR=1,27, respectivamente) y en la clase 600 – 800 mm para movimientos tipo flujo (FR=1,34) (**Figura 6-7c**). Finalmente, para la proximidad a vías, los valores obtenidos de FR señalan que la frecuencia de movimientos en masa tiende a aumentar con la distancia. La clase con mayor valor de ponderación es, tanto para deslizamientos superficiales como para movimientos tipo flujo aquella con distancias mayores a 201 m (FR=1,15 y FR=1,30, respectivamente) (**Figura 6-7d**).



**Figura 6-7.** Valores de FR de cada clase para las variables de: **(a)** proximidad a drenaje; **(b)** densidad de drenaje; **(c)** precipitación media anual; **(d)** proximidad a vías. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo).

### 6.2.4 Cobertura de la tierra, NDVI y zonas con predominio de procesos erosivos

Relativo a la cobertura de la tierra en la zona de estudio, las clases con valores de  $FR > 1$  son aquellas que están relacionadas a zonas cercanas a cuerpos de agua y sectores sin o con escasa vegetación, para los dos tipos de movimientos en masa superficiales. En contraste, los valores de  $FR < 1$  están asociados a sectores de cultivos, bosques y pastos donde la frecuencia de ocurrencia de movimientos en masa superficiales es mínima (**Figura 6-8a**). El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) posee valores de  $FR > 1$  para las clases  $< 0,29$  y  $0,29 - 0,41$  para los dos tipos movimientos en masa superficiales (máximo  $FR = 2.93$ ). Por el contrario, las demás clases y en especial, aquella que incluye los valores más altos de NDVI ( $> 0,59$ ) poseen la menor ponderación (mínimo  $FR = 0,06$ ) (**Figura 6-8b**). Por último, la variable de zonas con predominio de procesos erosivos muestra valores de  $FR < 1$  bastante cercanos a cero para la clase que cuantifica esta característica, indicando una muy baja frecuencia de movimientos en masa superficiales (**Figura 6-8c**).



**Figura 6-8.** Valores de FR de cada clase para las variables de: **(a)** cobertura de la tierra; **(b)** NDVI; **(c)** formación superficial. DS (deslizamientos superficiales) y MF (movimientos tipo flujo).

**Tabla 6-2.** Análisis bivariado de variables litología y proximidad a fallas. Si: 10% de píxeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación).

Variable	Clase	Ai (número de píxeles)	Deslizamientos superficiales (número de píxeles)		Movimientos tipo flujo (número de píxeles)	% área de clase	% Deslizamientos superficiales	% Movimientos tipo flujo	Deslizamientos superficiales		Movimientos tipo flujo
			Si	FR					FR	FR	
Litología	Col1	237961	48	47	23,70	15,50	2,24	0,65	0,09		
	Col2	31264	3	0	3,11	1,17	2,08	0,37	0,67		
	Alv	18470	36	12	1,84	0,07	0,00	0,04	0,00		
	Om3	16243	187	46	1,62	0,87	0,52	0,54	0,32		
	Om2	44695	811	461	4,45	4,56	2,02	1,02	0,45		
	Om1	142906	413	442	14,23	19,75	20,38	1,39	1,43		
	Ep1	89063	331	167	8,87	10,05	19,53	1,13	2,20		
	Ps3	104034	321	308	10,36	8,07	7,39	0,78	0,71		
	Ps2	56480	666	147	5,62	7,81	13,63	1,39	2,42		
	Ps1	73457	472	229	7,31	16,21	6,51	2,22	0,89		
	Ks4	108930	110	24	10,85	11,49	10,11	1,06	0,93		
	Ks3	26769	1	0	2,67	2,67	1,08	1,00	0,40		
	Ks2	4120	7	23	0,41	0,03	0,00	0,07	0,00		
	Ks1	11241	66	306	1,12	0,17	1,01	0,15	0,90		
	Ki2	33127	0	0	3,30	1,60	13,51	0,49	4,09		
	Ki1	5453	174	35	0,54	0,00	0,00	0,00	0,00		
Proximidad a fallas	< 50 m	52727	227	70	5,25	4,23	1,54	0,81	0,29		
	50 - 100 m	53652	269	111	5,34	5,52	3,07	1,03	0,58		
	100 - 150 m	49988	273	162	4,98	6,54	4,93	1,31	0,99		
	150 - 200 m	49595	225	91	4,94	6,65	7,18	1,35	1,45		
	200 - 250 m	46131	2940	1793	4,59	5,47	4,02	1,19	0,87		
	> 250 m	751974	48	47	74,89	71,59	79,26	0,96	1,06		

**Tabla 6-3.** Análisis bivariado de variables pendiente, curvatura en planta, curvatura en perfil, índice de irregularidad del terreno (TRI) y TWI. Si: 10% de píxeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación).

Variable	Clase	Ai (número de píxeles)	Deslizamientos superficiales (número de píxeles)		Movimientos tipo flujo (número de píxeles)	% área de clase	% Deslizamientos superficiales	% Movimientos tipo flujo	Deslizamientos superficiales		Movimientos tipo flujo
			Si	Si					FR	FR	
Pendiente	< 5°	35185	45	31	3,50	1,09	1,39	0,31	0,40		
	5° - 10°	124303	209	98	12,38	5,10	4,34	0,41	0,35		
	10° - 15°	204049	427	216	20,32	10,40	9,57	0,51	0,47		
	15° - 20°	211210	682	308	21,03	16,61	13,61	0,79	0,65		
	20° - 25°	152989	843	333	15,23	20,52	14,71	1,35	0,97		
	25° - 30°	115229	743	382	11,47	18,09	16,87	1,58	1,47		
	30° - 35°	73585	530	323	7,33	12,91	14,27	1,76	1,95		
35° - 40°	42729	300	228	4,25	7,31	10,06	1,72	2,36			
> 40°	44934	327	344	4,47	7,96	15,19	1,78	3,39			
Curvatura en planta	Cóncava	460063	1553	985	45,80	37,81	43,56	0,83	0,95		
	Recta	82335	205	118	8,20	5,00	5,21	0,61	0,64		
	Convexa	462099	2349	1159	46,00	57,19	51,23	1,24	1,11		
Curvatura en perfil	Convexa	464001	2438	1316	46,19	59,36	58,18	1,29	1,26		
	Recta	67447	175	81	6,71	4,26	3,58	0,63	0,53		
	Cóncava	473049	1494	865	47,09	36,38	38,24	0,77	0,81		
	< 6	179685	286	141	17,90	6,97	6,24	0,39	0,35		
índice de irregularidad del terreno (TRI)	6 - 8	157303	317	165	15,67	7,71	7,31	0,49	0,47		
	8 - 11	215537	661	310	21,48	16,08	13,71	0,75	0,64		
	11 - 16	234785	1316	552	23,40	32,04	24,40	1,37	1,04		
	> 16	216251	1528	1093	21,55	37,20	48,33	1,73	2,24		
	< 4,4	207700	1349	772	20,68	32,85	34,14	1,59	1,65		
TWI	4,4 - 5,1	201916	1049	539	20,10	25,55	23,84	1,27	1,19		
	5,1 - 5,8	198188	765	399	19,73	18,63	17,63	0,94	0,89		
	5,8 - 6,9	200907	588	344	20,00	14,32	15,23	0,72	0,76		
	> 6,9	195786	356	207	19,49	8,66	9,16	0,44	0,47		

**Tabla 6-4.** Análisis bivariado de variables SPI, proximidad a drenaje, densidad de drenaje, precipitación media anual y proximidad a vías. Si: 10% de píxeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación).

Variable	Clase	Ai (número de píxeles)	Deslizamientos superficiales (número de píxeles)		Movimientos tipo flujo (número de píxeles)		% área de clase	% Deslizamientos superficiales	% Movimientos tipo flujo	Deslizamientos superficiales		Movimientos tipo flujo	
			Si		Si					FR	FR	FR	FR
SPI	< -1,5	186268	735		350		18,54	17,90	15,47	0,97		0,83	
	-1,5 - 0,15	214188	931		419		21,32	22,68	18,53	1,06		0,87	
	0,15 - 1,1	203627	959		493		20,27	23,34	21,80	1,15		1,08	
	1,1 - 2,1	198572	848		566		19,77	20,65	25,01	1,04		1,26	
	> 2,1	201842	633		434		20,09	15,42	19,20	0,77		0,96	
Proximidad a drenaje	< 35 m	203393	646		195		20,23	15,72	8,62	0,78		0,43	
	35 - 79 m	200850	753		267		19,98	18,34	11,80	0,92		0,59	
	79 - 140 m	198524	831		424		19,75	20,23	18,76	1,02		0,95	
	140 - 240 m	197525	991		652		19,65	24,13	28,81	1,23		1,47	
	> 240 m	204971	886		724		20,39	21,58	32,02	1,06		1,57	
Densidad de drenaje	< 1,2	197672	694		590		19,67	16,90	26,07	0,86		1,33	
	1,2 - 3,3	202548	714		642		20,15	17,38	28,40	0,86		1,41	
	3,3 - 6,4	205884	805		509		20,49	19,59	22,49	0,96		1,10	
	6,4 - 10,2	199170	898		313		19,82	21,86	13,86	1,10		0,70	
	> 10,2	199718	997		208		19,87	24,26	9,18	1,22		0,46	
Precipitación media anual	< 200 mm	33901	82		0		3,38	2,00	0,00	0,59		0,00	
	200 - 400 mm	119804	676		169		11,94	16,47	7,49	1,38		0,63	
	400 - 600 mm	224480	1169		506		22,37	28,47	22,35	1,27		1,00	
	600 - 800 mm	280877	1148		851		27,99	27,95	37,61	1,00		1,34	
	800 - 1000 mm	207623	554		504		20,69	13,50	22,28	0,65		1,08	
Proximidad a vías	> 1000 mm	136876	477		232		13,64	11,61	10,27	0,85		0,75	
	< 28 m	200055	782		462		19,92	19,05	20,43	0,96		1,03	
	28 - 64 m	200897	669		498		20,01	16,29	22,01	0,81		1,10	
	64 - 114 m	198352	823		413		19,75	20,03	18,28	1,01		0,93	
	114 - 201 m	203116	885		299		20,23	21,54	13,20	1,07		0,65	
> 201 m	201756	948		590		20,09	23,08	26,08	1,15		1,30		

**Tabla 6-5.** Análisis bivariado de variables cobertura de la tierra, NDVI y formación superficial. Si: 10% de pixeles de cada movimiento en masa superficial (mayor elevación).

Variable	Clase	Ai (número de pixeles)	Deslizamientos superficiales (número de pixeles)		Movimientos tipo flujo (número de pixeles)	% área de clase	% Deslizamientos superficiales	% Movimientos tipo flujo	Deslizamientos superficiales		Movimientos tipo flujo
			Si	FR					FR	FR	
Cobertura de la tierra	Cultivos	207362	110	77	77	20,65	2,67	3,39	0,13	0,16	
	Pastos	465766	1739	895	895	46,38	42,33	39,58	0,91	0,85	
	Bosques	166518	374	163	163	16,58	9,09	7,19	0,55	0,43	
	Cauces	7693	39	23	23	0,77	0,95	1,04	1,24	1,35	
NDVI	Sin vegetación/ superficies artificiales	156885	1846	1104	1104	15,62	44,95	48,80	2,88	3,12	
	< 0,29	207179	2485	1351	1351	20,63	60,52	59,74	2,93	2,90	
	0,29 - 0,41	196233	1002	539	539	19,54	24,39	23,83	1,25	1,22	
	0,41 - 0,49	178091	393	185	185	17,73	9,58	8,17	0,54	0,46	
	0,49 - 0,59	223783	175	134	134	22,28	4,25	5,94	0,19	0,27	
	> 0,59	198946	52	52	52	19,81	1,26	2,32	0,06	0,12	
Zonas con predominio de procesos erosivos	Sin predominio procesos erosivos	964685	4105	2242	2242	96,06	99,95	99,10	1,04	1,03	
	Predominio de procesos erosivos	39597	2	20	20	3,94	0,05	0,90	0,01	0,23	

## 6.3 Resultados regresión logística

Los modelos de regresión logística de susceptibilidad se calibraron utilizando el conjunto de datos de calibración, el cual está diferenciado para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo. Los valores de las variables independientes utilizados para el ajuste de los modelos fueron los obtenidos en el análisis bivariado para cada variable (ver **Anexo B**). Se elaboraron modelos por separado para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo. Se reportaron los coeficientes estimados ( $\beta$ ) para las variables independientes en cada modelo de regresión, así como el error estándar, los z-valores y la significancia estadística.

### 6.3.1 Análisis de multicolinealidad

Para evitar problemas de multicolinealidad en los modelos de susceptibilidad, se calcularon los índices de tolerancia (TOL) y el factor de inflación de la varianza (VIF) para el conjunto total de factores. Del análisis, se encontró que las variables de pendiente e índice de rugosidad del terreno (TRI) poseían valores de  $VIF > 2$  y  $TOL < 0,4$  (**Tabla 6-6**). Al remover la variable del índice de rugosidad del terreno (TRI), los valores de VIF y TOL para la pendiente se redujeron a valores aceptables. En el caso de este estudio, se prefirió utilizar la pendiente en lugar del índice de rugosidad del terreno (TRI) para la calibración de las regresiones debido a su influencia directa observada en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en el área de estudio.

**Tabla 6-6.** Análisis de índices multicolinealidad para 14 variables. \* variables con multicolinealidad.

Variable	Deslizamientos superficiales		Movimientos tipo flujo	
	TOL	VIF	TOL	VIF
Litología	0,934	1,067	0,892	1,121
Proximidad a fallas	0,982	1,018	0,933	1,071
Pendiente*	0,057	17,654	0,043	23,0127
Precipitación media anual	0,811	1,233	0,702	1,425
Curvatura en planta	0,785	1,274	0,697	1,434
Curvatura en perfil	0,902	1,109	0,851	1,175
TRI*	0,057	17,565	0,044	22,872
SPI	0,724	1,381	0,741	1,349
TWI	0,578	1,729	0,535	1,870
Proximidad a drenaje	0,859	1,164	0,932	1,073
Densidad de drenaje	0,806	1,240	0,778	1,284
NDVI	0,602	1,662	0,519	1,929
Cobertura de la tierra	0,665	1,505	0,569	1,757
Proximidad a vías	0,894	1,118	0,827	1,209

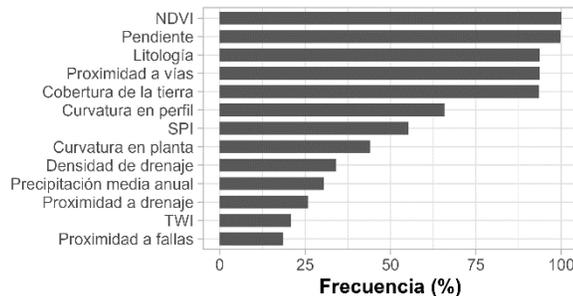
### 6.3.2 Deslizamientos superficiales

Para el modelo inicial de susceptibilidad a este tipo de movimientos en masa superficiales, producto de un análisis global de regresión logística, se incluyeron todas las variables que después de la evaluación de multicolinealidad no presentaron problemas. Los parámetros estimados de la regresión se encuentran en la **Tabla 6-8**, y los estadísticos diagnósticos que cuantifican la calidad de ajuste en la **Tabla 6-7**.

**Tabla 6-7.** Resumen de estadísticos de bondad de ajuste de los modelos regresión logística inicial y final con menor número de variables independientes de deslizamientos superficiales. Test de razón de verosimilitudes:  $p[\chi^2(7)>9,49]=0,219$ . Test de bondad de ajuste para el modelo final de la Cessie – van Houwelingen – Copas – Hosmer:  $z=0,2185$ ,  $p=0,827$ .

Modelo	Devianza	McFadden pseudo R <sup>2</sup>	AIC
<b>Inicial</b>	1028,946	0,282	1056,947
<b>Final</b>	1038,436	0,276	1052,437

Para ajustar el modelo final de regresión logística, se realizó un remuestreo *bootstrap* de 1000 iteraciones combinado con la minimización del valor de AIC y significancia estadística de 0,05 para las variables explicativas en una eliminación escalonada hacia atrás (*backward stepwise selection*). De esta manera, se aseguró la obtención del modelo más parsimonioso, es decir, aquel que tiene el menor número de variables independientes y conserva el mayor poder explicativo. Los resultados de esta selección indican que las variables con una frecuencia igual o mayor al 60% fueron: NDVI (100%), pendiente (99,7%), litología (93,7%), proximidad a vías (93,7%), cobertura de la tierra (93,5%) y curvatura en perfil (65,8%) (**Figura 6-9**).



**Figura 6-9.** Selección de variables mediante el procedimiento de remuestreo *bootstrap* de 1000 iteraciones y minimización del valor de AIC, para el modelo final deslizamientos superficiales.

**Tabla 6-8.** Resumen de resultados de regresión logística para deslizamientos superficiales para el modelo inicial y final con menor número de variables independientes.

Variable	Modelo inicial				Modelo final				
	$\beta$	Std.Error	z-valor	$Pr(>  z )$	$\beta$	Std.Error	Odds ratio (OR)	z-valor	$Pr(>  z )$
(Constante)	-0,154	0,129	-1,191	0,233	-0,055	0,079	-	-0,706	0,480
Litología	0,559	0,138	4,031	<0,001	0,542	0,135	1,719	4,013	<0,001
Proximidad a fallas	0,138	0,635	0,218	0,827					
Pendiente	0,721	0,156	4,596	<0,001	0,740	0,148	2,096	4,986	<0,001
Curvatura en planta	0,432	0,371	1,163	0,244					
Curvatura en perfil	0,504	0,302	1,667	0,095	0,608	0,287	1,837	2,117	0,034
TWI	-0,039	0,243	-0,163	0,870					
SPI	1,336	0,673	1,983	0,047					
Proximidad a drenaje	0,422	0,538	0,783	0,433					
Densidad de drenaje	0,672	0,612	1,099	0,271					
Precipitación media anual	-0,311	0,318	-0,979	0,327					
Proximidad a vías	-2,00	0,705	-2,840	0,004	-2,068	0,687	0,126	-3,011	0,002
Cobertura de la tierra	0,364	0,120	3,037	0,002	0,360	0,119	1,433	3,023	0,002
NDVI	0,847	0,095	8,856	<0,001	0,841	0,092	2,319	9,081	<0,001

A partir de las 6 variables elegidas se calibró el modelo global final de regresión logística para deslizamientos superficiales. Los resultados de la regresión se encuentran en la **Tabla 6-8** y los estadísticos diagnósticos que cuantifican la calidad de ajuste en la **Tabla 6-9**.

Todas las variables explicativas, excepto por la proximidad a vías, parecen tener una relación positiva con la ocurrencia de deslizamientos superficiales en el área de estudio, dado los valores estimados de los coeficientes (**Figura 6-12**).

La litología tiene una influencia positiva moderada en la ocurrencia de deslizamientos superficiales ( $\beta=0,542$ ;  $OR=1,719$ ). La pendiente juega un papel importante, incidiendo de manera positiva en la localización de zonas inestables. Cuando esta variable aumenta, la probabilidad de encontrar la zona de inicio de un movimiento aumenta de forma considerable ( $\beta=0,740$ ;  $OR=2,096$ ). Por otro lado, el valor del coeficiente de la curvatura en perfil muestra un efecto positivo en la ocurrencia de deslizamientos superficiales, con un impacto moderado ( $\beta=0,608$ ;  $OR=1,837$ ).

En cuanto al NDVI tiene una relación positiva importante en la susceptibilidad ( $\beta=0,841$ ;  $OR=2,319$ ). La cobertura de la tierra, aunque posee un efecto positivo de menor magnitud, también indica una influencia relevante en la ocurrencia de deslizamientos superficiales ( $\beta=0,360$ ;  $OR=1,433$ ). El impacto en la generación de zonas inestables de la variable de proximidad a vías es negativo, lo que implica que se encuentra relacionada en una disminución en la susceptibilidad cuando el valor de FR de sus clases aumenta ( $\beta=-2,068$ ;  $OR=0,126$ ) (ver **Figura 6-12**).

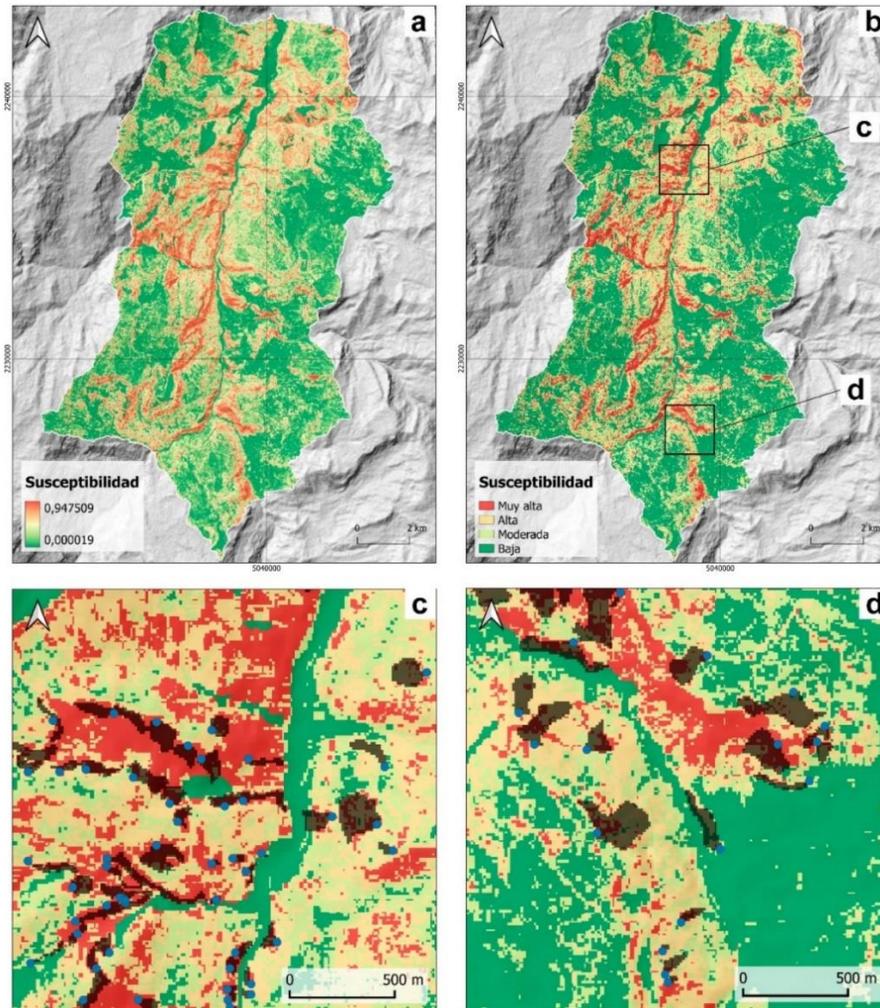
En lo concerniente a la calidad de ajuste de ambos modelos sobre el conjunto de datos de calibración, se observa que el modelo final realiza una mejora significativa en el valor de AIC, lo que indica un ajuste más eficiente con el menor número de variables explicativas elegidas. Para comprobar si el modelo final de susceptibilidad estaba correctamente especificado, se realizó la prueba de bondad de ajuste de le Cessie – Van Houwelingen – Copas – Hosmer. No se rechaza la hipótesis nula de esta prueba y se concluye que los valores estimados por el modelo se ajustan a los observados (**Tabla 6-7**).

El mapa de susceptibilidad fue elaborado a partir de los coeficientes de regresión estimados de cada variable independiente utilizada en la calibración del modelo final (ver **Tabla 6-8**), así como los valores de ponderación obtenidos en el análisis bivariado (ver **Anexo B**). Se aplicaron las siguientes ecuaciones para su elaboración:

$$z = -0,055 + 0,542(FR_{Litología}) + 0,740(FR_{Pendiente}) + 0,608(FR_{Curvatura\ en\ perfil}) - 2,068(FR_{Proximidad\ a\ vías}) \\ + 0,360(FR_{Cobertura\ de\ la\ tierra}) + 0,841(FR_{NDVI}) + FR_{Zonas\ con\ predominio\ de\ procesos\ erosivos}$$

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

El mapa obtenido se encuentra en la **Figura 6-10** y se dividió en 4 clases de susceptibilidad: baja (<0,25), moderada (0,25 – 0,5), alta (0,5 – 0,75) y muy alta (>0,75).

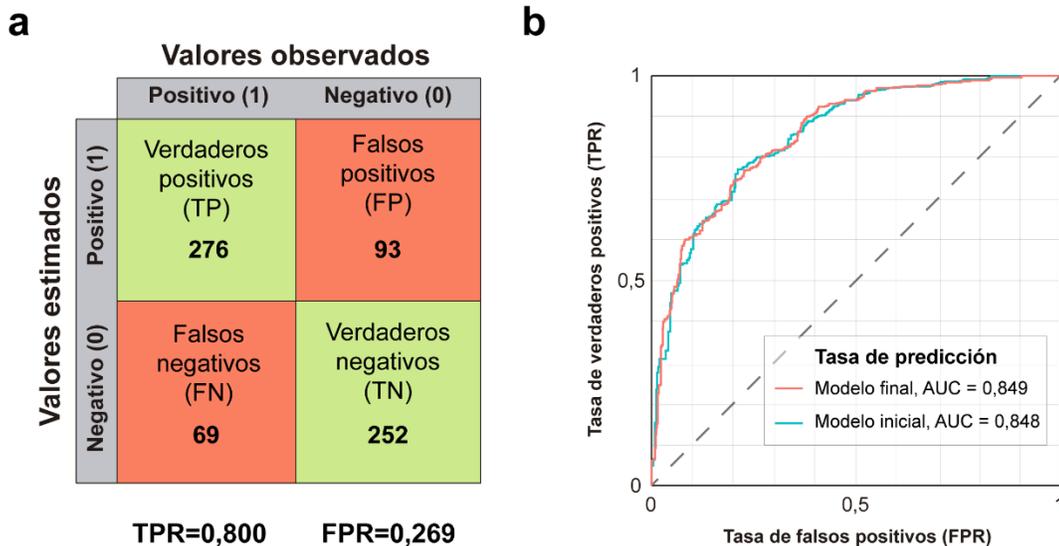


**Figura 6-10.** Mapas de susceptibilidad a deslizamientos superficiales. Modelo final de regresión logística. Visualización de probabilidades: **(a)** continua; **(b)** clases de susceptibilidad; **(c); (d)** detalles mapa de susceptibilidad con deslizamientos superficiales superpuestos.

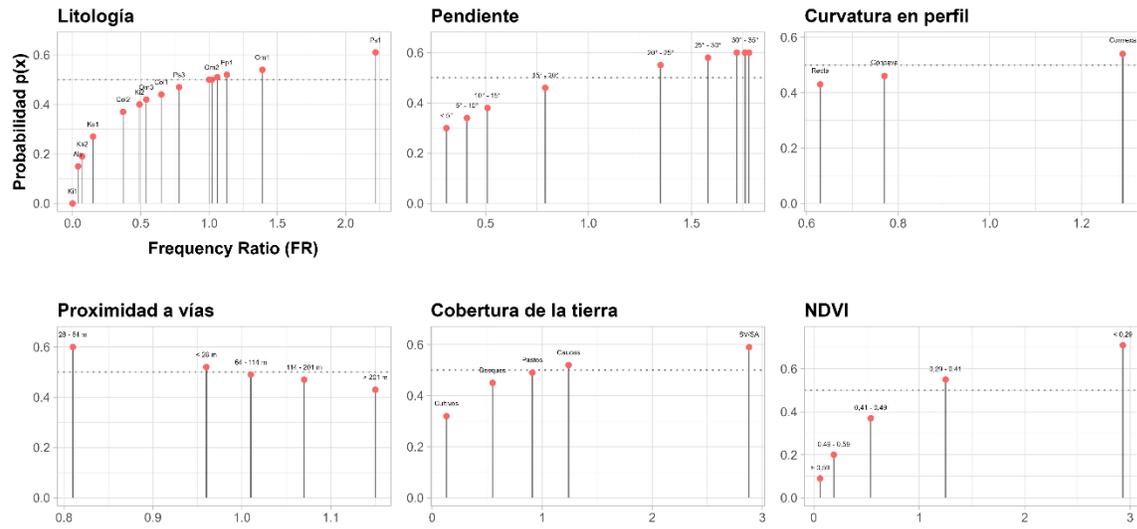
Las distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (49,39%), moderada (21,37%), alta (19,54%) y muy alta (9,69%).

En cuanto a la evaluación del mapa de susceptibilidad generado, esta fue llevada a cabo por medio del cálculo de la tasa de predicción del modelo a partir del conjunto de datos de prueba. Para fines comparativos, se elaboraron las curvas ROC y se calculó el área bajo la curva (AUC) tanto para el modelo final como para el inicial, esto con el objetivo de comprobar la eficiencia del modelo final por sobre el que fue calibrado con todas las variables. El área bajo la curva ROC para el modelo final de susceptibilidad fue de 0,829, mientras que para el modelo inicial fue de 0,828. La **Figura 6-11** muestra las curvas ROC, los resultados del área bajo la curva de cada modelo y la matriz de confusión con el conjunto de datos de prueba para el modelo final.

A partir de los resultados, se aprecia que el modelo final, a pesar de contar con un menor número de variables explicativas, muestra una mejor tasa de predicción. Esto sugiere que las variables independientes que fueron excluidas no tienen un efecto significativo en la ocurrencia de deslizamientos superficiales en el área de estudio, por lo que la exclusión de la calibración del modelo no afecta el rendimiento del mapa de susceptibilidad obtenido. Por último, la curva ROC indica que, por ejemplo, para el modelo final de susceptibilidad, el 25% del área del mapa obtenido captura más del 75% de los deslizamientos superficiales usados para la validación.



**Figura 6-11.** (a) Matriz de confusión de datos de prueba modelo final; (b) comparación de curvas ROC de validación con 13 (modelo inicial) y 6 (modelo final) variables para el conjunto de datos de prueba de deslizamientos superficiales.



**Figura 6-12.** Gráficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística final de deslizamientos superficiales. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR).

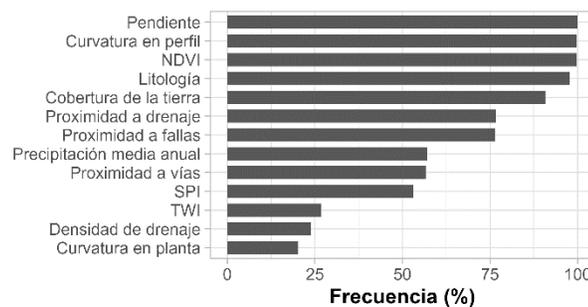
### 6.3.3 Movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas)

El modelo inicial de susceptibilidad para movimientos tipo flujo se calibró utilizando todas las variables explicativas que posterior a la evaluación de multicolinealidad no presentaron problemas. Los resultados de esta regresión logística (modelo inicial) se presentan en la **Tabla 6-10**, mientras que los estadísticos diagnósticos que cuantifican la calidad de ajuste se encuentran en la **Tabla 6-9**.

**Tabla 6-9.** Resumen de estadísticos de bondad de ajuste de los modelos regresión logística inicial y final con menor número de variables independientes de movimientos tipo flujo. Test de razón de verosimilitudes:  $p[\chi^2(6) > 9,616] = 0,142$ . Test de bondad de ajuste para el modelo final de le Cessie – van Houwelingen – Copas – Hosmer:  $z = -0,5251$ ,  $p = 0,5995$ .

Modelo	Devianza	McFadden pseudo R <sup>2</sup>	AIC
<i>Inicial</i>	456,970	0,331	484,971
<i>Final</i>	466,586	0,317	482,587

Para calibrar el modelo final de regresión logística, se siguió la misma metodología empleada para los deslizamientos superficiales. Se aplicó un remuestreo *bootstrap* combinado con la minimización del valor de AIC y significancia estadística a un nivel de 0,05 para las variables explicativas en una eliminación escalonada hacia atrás (*backward stepwise selection*). Los resultados de esta selección indicaron que las variables que tuvieron una frecuencia igual o mayor al 60% siendo estadísticamente significativas del total de 1000 iteraciones fueron: pendiente (100%), curvatura en perfil (99,7%), NDVI (99,7%), litología (97,8%), cobertura de la tierra (90,9%), proximidad a la red de drenaje (76,7%) y proximidad a fallas (76,5%) (**Figura 6-13**).



**Figura 6-13.** Selección de variables mediante el procedimiento de remuestreo *bootstrap* de 1000 iteraciones y minimización del valor de AIC, para el modelo final de movimientos tipo flujo.

**Tabla 6-10.** Resumen de resultados de regresión logística para movimientos tipo flujo para el modelo inicial y final con menor número de variables independientes.

Variable	Modelo inicial				Modelo final				
	$\beta$	Std.Error	z-valor	$Pr(>  z )$	$\beta$	Std.Error	Odds ratio (OR)	z-valor	$Pr(>  z )$
(Constante)	-0,501	0,213	-2,352	0,018	-0,517	0,208	-	-2,481	0,013
Litología	0,682	0,223	3,058	0,002	0,713	0,222	2,040	3,212	0,001
Proximidad a fallas	-2,114	1,027	-2,058	0,039	-2,097	1,019	0,123	-2,058	0,039
Pendiente	1,251	0,247	5,065	<0,001	1,219	0,230	3,384	5,300	<0,001
Curvatura en planta	0,181	0,605	0,299	0,765					
Curvatura en perfil	2,054	0,473	4,342	<0,001	2,013	0,448	7,486	4,494	<0,001
TWI	-0,276	0,388	-0,711	0,477					
SPI	1,543	1,032	1,495	0,134					
Proximidad a drenaje	1,822	0,888	2,052	0,040	1,915	0,868	6,787	2,206	0,027
Densidad de drenaje	-0,431	0,970	-0,444	0,657					
Precipitación media anual	-0,706	0,521	-1,355	0,175					
Proximidad a vías	-1,514	1,045	-1,449	0,147					
Cobertura de la tierra	0,536	0,192	2,792	0,005	0,531	0,191	1,701	2,782	0,005
NDVI	0,636	0,149	4,268	<0,001	0,633	0,147	1,883	4,286	<0,001

A partir de las 7 variables independientes seleccionadas, se ajustó el modelo global final de regresión logística para movimientos tipo flujo. Los resultados de la regresión y los estadísticos diagnósticos que cuantifican la calidad de ajuste se encuentran en la **Tabla 6-10** y la **Tabla 6-9**, respectivamente.

La litología tiene una influencia positiva fuerte en la susceptibilidad a movimientos tipo flujo ( $\beta=0,713$ ;  $OR=2,040$ ). En cuanto a la proximidad a fallas, el valor negativo del coeficiente revela que, en términos generales, el aumento en la distancia disminuye las posibilidades de presentar inestabilidad en las laderas que puedan generar flujos y avalanchas ( $\beta=-2,097$ ;  $OR=0,123$ ) (**Figura 6-16**). Referente a la pendiente de terreno, su influencia en la susceptibilidad es positiva y con una magnitud alta ( $\beta=1,219$ ;  $OR=3,384$ ).

La curvatura en perfil tiene un efecto positivo fuerte en la localización de zonas inestables que conducen a movimientos tipo flujo ( $\beta=2,013$ ;  $OR=7,486$ ), al igual que la proximidad a la red de drenaje, lo que indica que, a mayor distancia de los cauces, aumenta la susceptibilidad ( $\beta=1,915$ ;  $OR=6,787$ ) (**Figura 6-16**). Relativo al NDVI y a la cobertura de la tierra, las zonas con menor cantidad de vegetación están ligadas de manera positiva en la localización de sitios susceptibles a la generación de movimientos tipo flujo ( $\beta=0,633$ ;  $OR=1,883$  y  $\beta=0,531$ ;  $OR=1,701$ , respectivamente) (**Figura 6-16**).

La calidad de ajuste de los modelos fue similar dado los valores obtenidos del *pseudo* coeficiente de determinación de McFadden y el estadístico de la devianza. Sin embargo, el modelo final presentó una reducción significativa en el valor de AIC, lo que indica que es más eficiente en términos de grado de ajuste con una menor complejidad. Por lo tanto, se seleccionó este último modelo para la elaboración del mapa de susceptibilidad. Para evaluar la correcta especificación del modelo final, se aplicó la prueba de bondad de ajuste de le Cessie - van Houwelingen – Copas - Hosmer. No se rechaza la hipótesis nula de esta prueba y se concluye que el modelo realiza un buen ajuste de los datos del conjunto de calibración (**Tabla 6-9**).

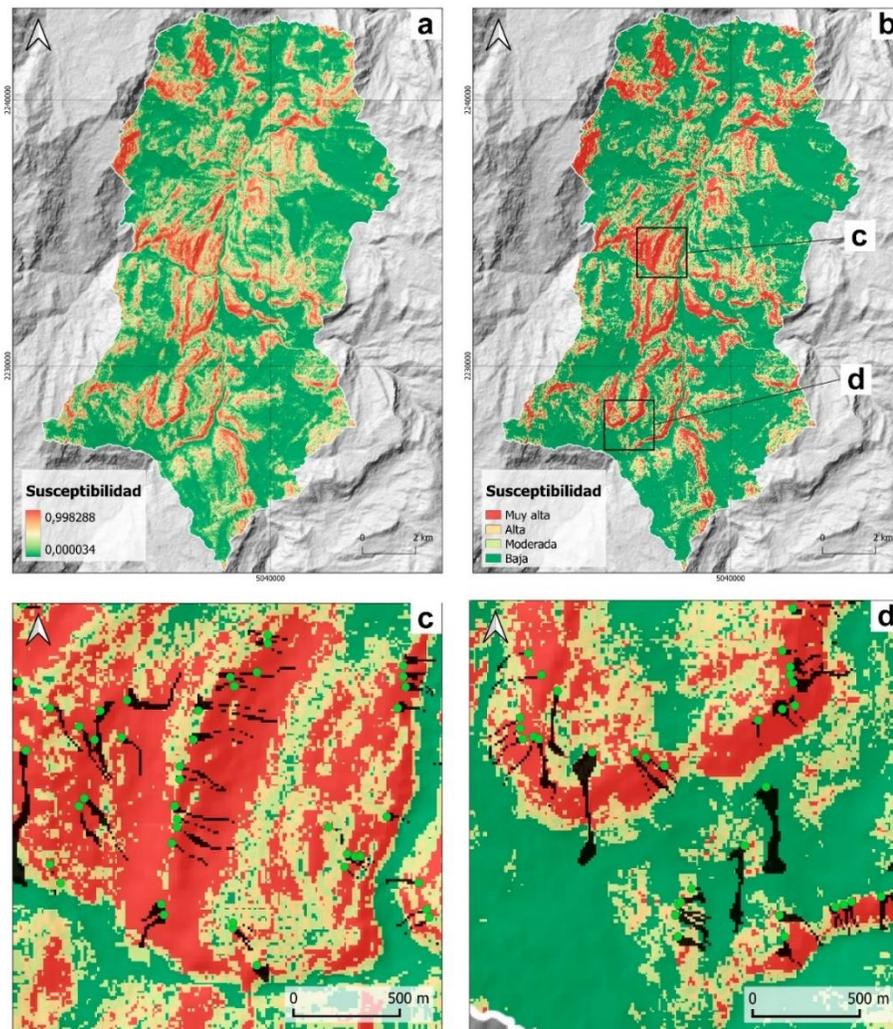
El mapa de susceptibilidad se generó utilizando la herramienta calculadora ráster en QGIS 3.22 utilizando los valores estimados de los coeficientes de regresión del modelo final (ver

**Tabla 6-10)** y los valores de *Frequency Ratio* FR de cada una de las variables utilizadas (ver **Anexo B**), a partir de las siguientes ecuaciones:

$$z = -0,517 + 0,713(FR_{Litología}) - 2,097(FR_{Proximidad\ a\ fallas}) + 1,219(FR_{Pendiente}) \\ + 2,013(FR_{Curvatura\ en\ perfil}) + 1,915(FR_{Proximidad\ a\ drenaje}) + 0,531(FR_{Cobertura\ de\ la\ tierra}) \\ + 0,633(FR_{NDVI}) + FR_{Zonas\ con\ predominio\ de\ procesos\ erosivos}$$

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

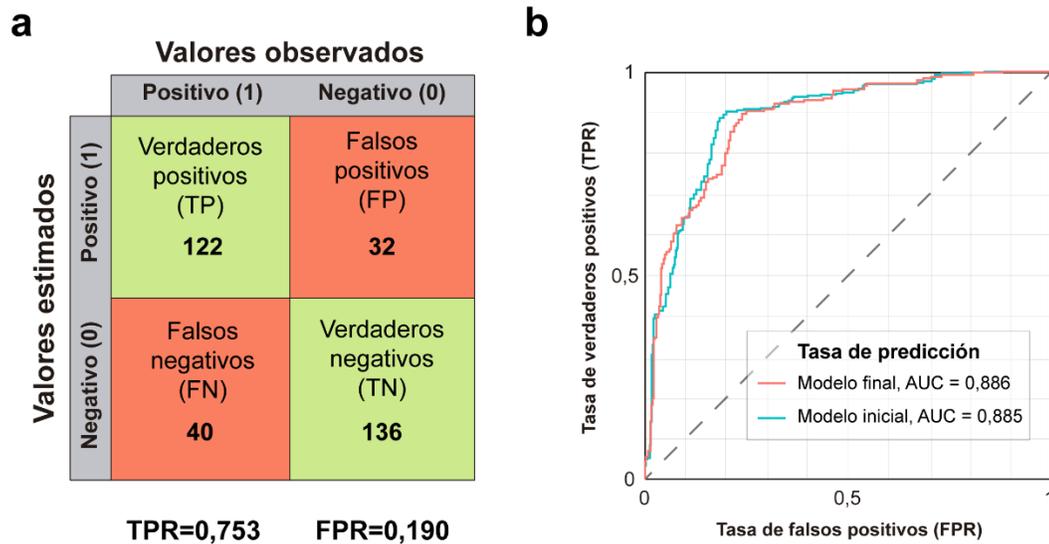
En la **Figura 6-14** se encuentra el mapa obtenido, el cual también se dividió en 4 clases de susceptibilidad: baja (<0,25), moderada (0,25 – 0,5), alta (0,5 – 0,75) y muy alta (>0,75).



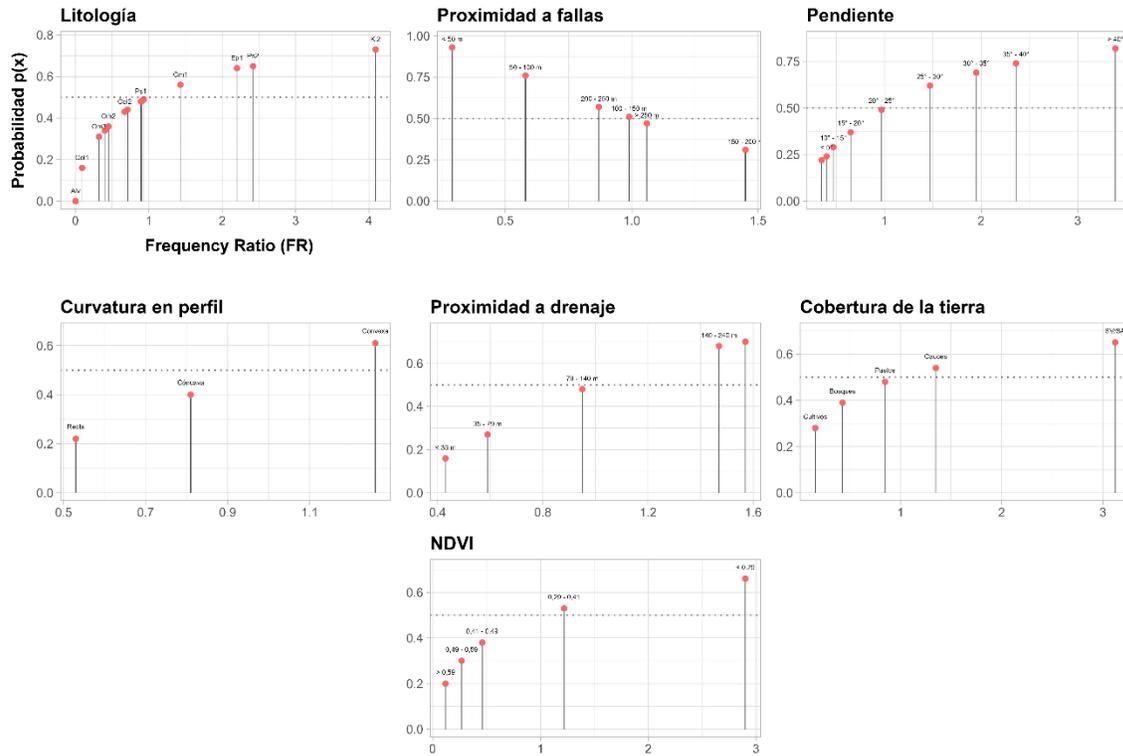
**Figura 6-14.** Mapas de susceptibilidad a movimientos tipo flujo. Modelo de regresión logística final. Visualización de probabilidades: (a) continua; (b) clases de susceptibilidad; (c); (d) detalles mapa de susceptibilidad con movimientos tipo flujo superpuestos.

La distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (58,01%), moderada (16,39%), alta (12,43%) y muy alta (13,17%).

De manera similar a la validación realizada para el modelo de susceptibilidad a deslizamientos superficiales, se calculó la tasa de predicción a partir del conjunto de datos de prueba de movimientos tipo flujo. Se elaboraron las curvas ROC y se calculó el área bajo la curva (AUC) para el modelo inicial y final de susceptibilidad (**Figura 6-15**). El valor del área bajo la curva para el modelo final fue de 0,886 y para el modelo inicial fue de 0,885. La eliminación de las variables no significativas por medio de la metodología empleada no afectó el rendimiento del modelo final, debido a que esos factores no influyen de manera significativa en la ocurrencia de movimientos tipo flujo en el área estudiada. Por último, de la curva ROC se observa que el modelo final de susceptibilidad captura más del 85% de las zonas con presencia de movimientos tipo flujo del conjunto de datos de prueba en el 25% del área del mapa generado.



**Figura 6-15.** (a) Matriz de confusión de datos de prueba modelo final; (b) comparación de curvas ROC con 13 (modelo inicial) y 7 (modelo final) variables para el conjunto de datos de prueba de movimientos tipo flujo.

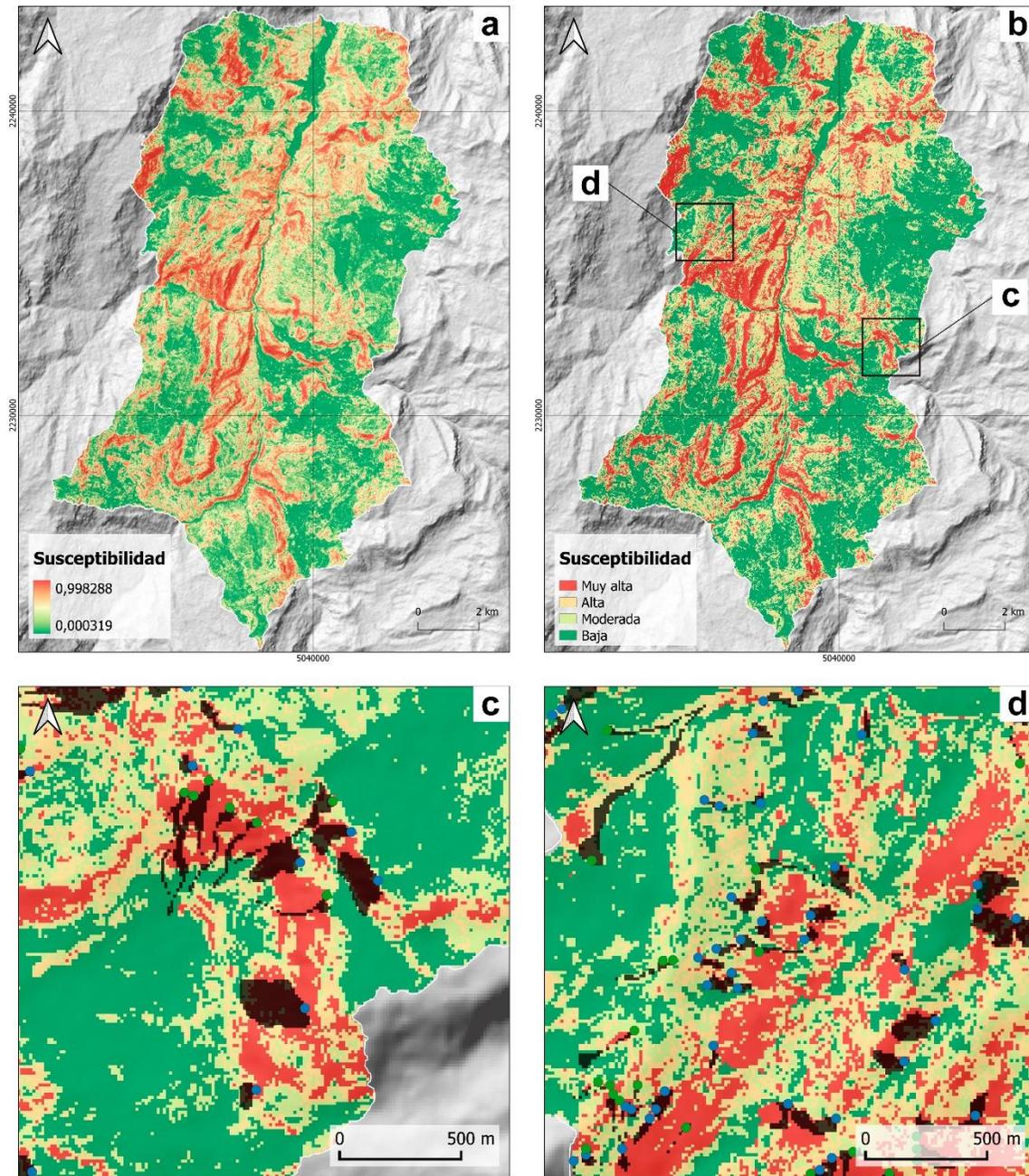


**Figura 6-16.** Gráficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo de regresión logística final de movimientos tipo flujo. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR).

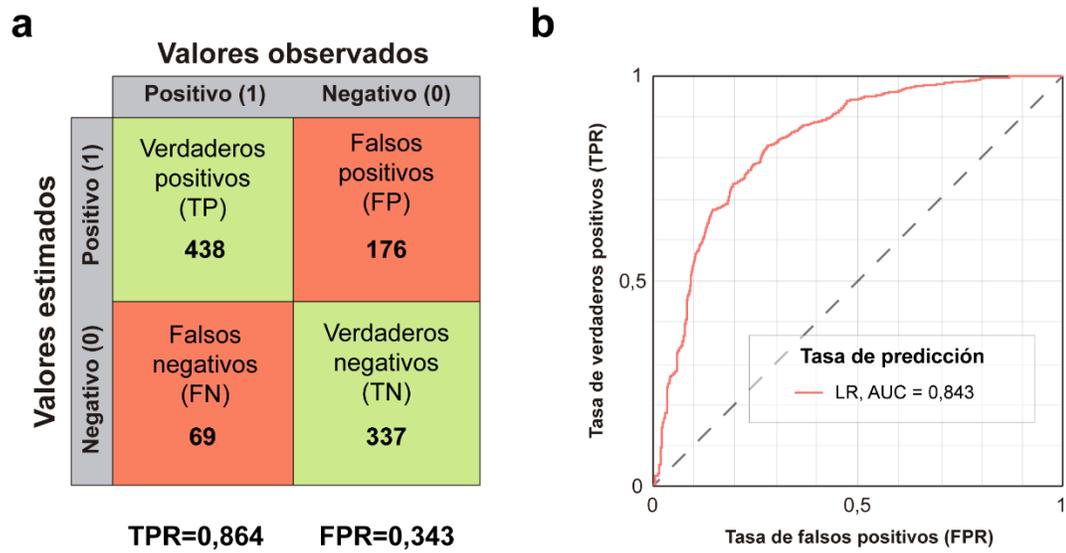
### 6.3.4 Combinación de mapas de susceptibilidad

Con el objetivo de obtener un único mapa de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales para el área de estudio a partir del análisis de regresión logística global, se combinaron los mapas de probabilidad obtenidos para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas). Esta combinación consistió en asignar, a cada celda o píxel, la probabilidad más alta encontrada en los dos mapas de susceptibilidad correspondientes a cada tipo de movimiento (modelos globales). El mapa final combinado de probabilidad se clasificó en cuatro niveles de susceptibilidad: baja ( $<0,25$ ), moderada ( $0,25 - 0,5$ ), alta ( $0,5 - 0,75$ ) y muy alta ( $>0,75$ ) (**Figura 6-17**). La distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (40,88%), moderada (21,49%), alta (20,16%) y muy alta (17,46%).

Para validar el mapa combinado de susceptibilidad, se calculó la tasa de predicción utilizando los datos de prueba de ambos tipos de movimientos en masa superficiales (deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo). Se generó una curva ROC y se calculó el área bajo la curva (AUC), además de la matriz de confusión (**Figura 6-18**). El valor del AUC para el mapa de susceptibilidad combinado, obtenido mediante la aplicación por separado de la regresión logística global o convencional, fue igual a 0,843. A partir de la curva ROC, se observa que este modelo de susceptibilidad captura más del 75% de las zonas inestables con presencia de movimientos en masa superficiales en el 25% del área del mapa generado (susceptibilidad muy alta).



**Figura 6-17.** Mapa de susceptibilidad combinado para movimientos en masa superficiales. Modelo de regresión logística convencional. Visualización de probabilidades: **(a)** continua; **(b)** clases de susceptibilidad; **(c)**; **(d)** detalles de mapa de susceptibilidad con movimientos en masa superficiales superpuestos (puntos azules, deslizamientos superficiales; puntos verdes, movimientos tipo flujo).



**Figura 6-18.** (a) Matriz de confusión de datos de prueba combinados de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas); (b) curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba combinados.

## 6.4 Resultados regresión logística geográficamente ponderada

A partir de las variables independientes seleccionadas y utilizadas para la construcción de los modelos finales de regresión global para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo, se elaboraron los modelos locales por medio de la aplicación de una regresión logística geográficamente ponderada. Los valores de las variables independientes utilizados fueron los obtenidos en la ponderación del análisis bivariado (ver **Anexo B**).

El análisis de autocorrelación espacial de los residuos de los modelos finales globales de susceptibilidad reveló que existe una dependencia espacial de las zonas inestables en el área de estudio para ambos tipos de movimientos en masa superficiales (**Tabla 6-11**). El valor positivo y significativo del estadístico I de Moran para ambos tipos de movimientos indica una agrupación de valores similares de los residuos de cada regresión global. Esto indica que, para ciertas ubicaciones en el área de estudio, los modelos globales sobrestiman o subestiman la susceptibilidad, generando un patrón espacial de agrupamiento que puede ser en gran medida eliminado mediante la aplicación de una regresión local.

**Tabla 6-11.** Resultados de autocorrelación espacial de los residuos de las regresiones logísticas globales.

Modelo	Estadístico I de Moran	p-valor
Deslizamientos superficiales modelo global	0,1096	0,001
Movimientos tipo flujo modelo global	0,1319	0,001

### 6.4.1 Análisis de multicolinealidad

El análisis de multicolinealidad para el conjunto de variables independientes utilizadas en la calibración de los modelos de regresión local para deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo no reveló problemas. Ninguna de las variables que conforman cada uno de los modelos propuestos mostró un valor local del factor de inflación de la varianza (VIF) superior a 10. En el caso del número de condición (CN), los valores para el modelo de deslizamientos superficiales oscilaron entre 2,5 – 5,2, y para el modelo de movimientos

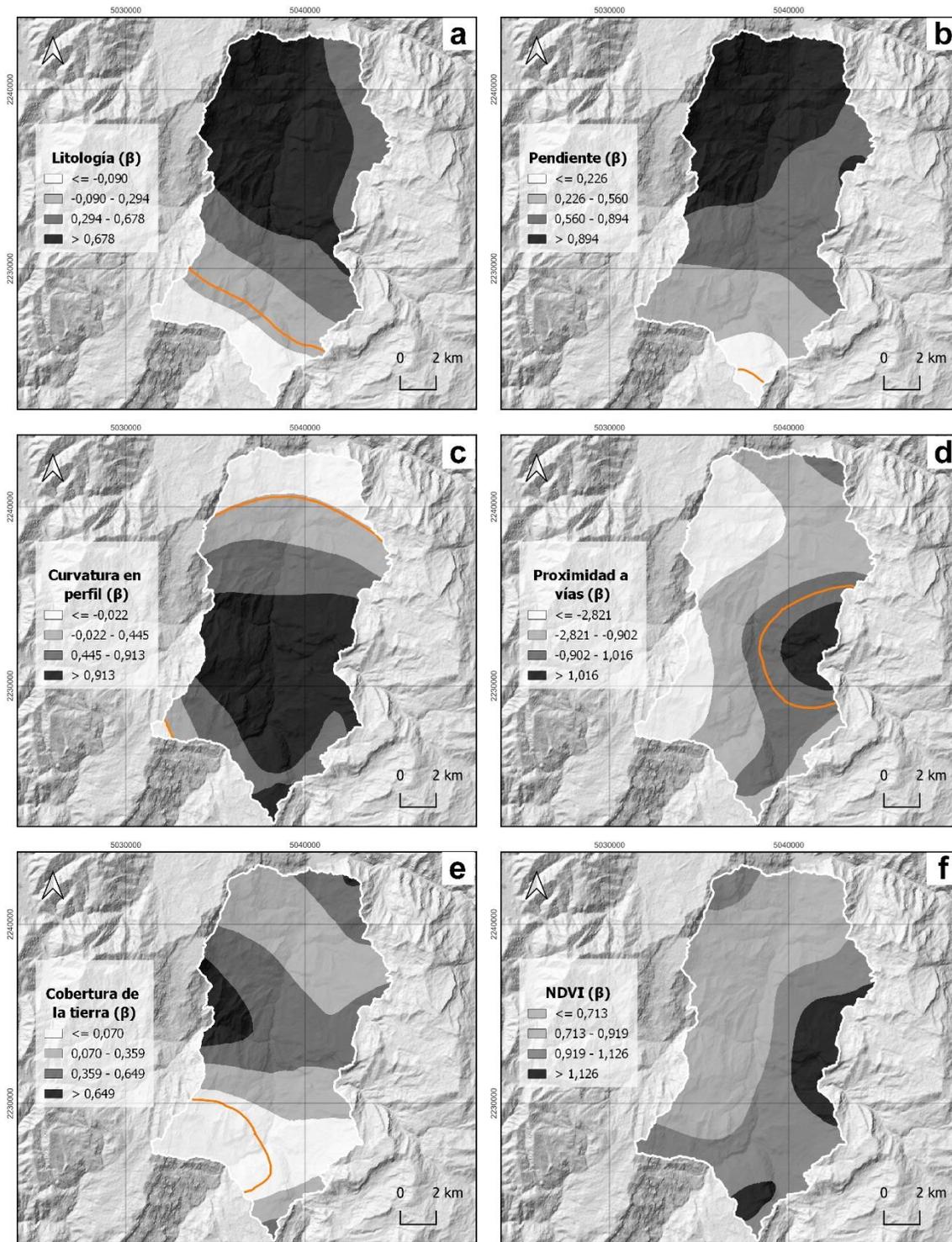
tipo flujo entre 3,5 a 4,6. En ambos casos, el valor de CN no fue mayor a 30, por lo tanto, no se detectó multicolinealidad entre las variables explicativas.

### 6.4.2 Deslizamientos superficiales

El modelo local de susceptibilidad se elaboró utilizando el conjunto de datos de calibración de deslizamientos superficiales y las variables explicativas seleccionadas para la calibración del modelo final global de regresión. Los resultados del análisis de la regresión logística geográficamente ponderada se resumen en la **Tabla 6-12**, mientras que las distribuciones espaciales de la variabilidad de los coeficientes estimados para cada variable se presentan en la **Figura 6-19**. El ancho de banda calculado, y que fue utilizado para seleccionar la influencia de los puntos de calibración fue de 5800,485 m. En el **Anexo C** se incluyen las distribuciones espaciales de variabilidad en términos de *odds ratio* (OR) para cada variable.

**Tabla 6-12.** Resultados de regresión logística geográficamente ponderada para deslizamientos superficiales. Función kernel bicuadrada.

Variable	Min ( $\beta$ )	Odds ratio (OR) Min	Max ( $\beta$ )	Odds ratio (OR) Max	Mediana ( $\beta$ )	Des. Est
(Constante)	-0,619	-	0,718	-	-0,135	0,230
Litología	-0,474	0,623	1,061	2,888	0,707	0,401
Pendiente	-0,107	0,898	1,228	3,413	0,866	0,293
Curvatura en perfil	-0,492	0,611	1,385	3,994	0,842	0,454
Proximidad a vías	-4,730	0,009	2,900	18,176	-1,993	1,532
Cobertura de la tierra	-0,218	0,804	0,938	2,555	0,326	0,251
NDVI	0,507	1,660	1,335	3,802	0,873	0,172
<b>Devianza</b>	940,096					
<b>McFadden pseudo <math>R^2</math></b>	0,344					
<b>AIC</b>	1022,648					
<b>Ancho de banda</b>	5800,485 m					



**Figura 6-19.** Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para deslizamientos superficiales. Línea de contorno naranja para valores de  $\beta=0$ . **(a)** Litología; **(b)** pendiente; **(c)** curvatura en perfil; **(d)** proximidad a vías; **(e)** cobertura de la tierra; **(f)** NDVI.

Los estimados de los coeficientes de regresión para cada una de las variables explicativas exhiben un comportamiento no estacionario a lo largo de la zona de estudio, lo que implica que la influencia en la ocurrencia de deslizamientos superficiales de cada una de las variables varía espacialmente. En la **Figura 6-22** se aprecian los cambios en los valores marginales de probabilidad para cada variable utilizada según los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión (ver **Tabla 6-12**).

La litología presenta una fuerte influencia positiva hacia el sector noroeste, donde el coeficiente alcanza valores elevados ( $\beta > 0,678$ ;  $OR > 1,970$ ). Estos valores disminuyen gradualmente hacia el sur, y son incluso menores a uno en la zona más extrema, con un valor mínimo de  $\beta \approx -0,474$ ;  $OR \approx 0,623$ , lo que indica una relación negativa en su influencia (**Figura 6-19a**). Respecto a la pendiente del terreno, su efecto es positivo hacia el extremo noroeste ( $\beta > 0,894$ ;  $OR > 2,445$ ) y disminuye constantemente en dirección sur - sureste, llegando a tener una influencia débilmente negativa en la ocurrencia de deslizamientos superficiales ( $\beta = -0,107$ ;  $OR = 0,899$ ) en una pequeña porción hacia este extremo (**Figura 6-19b**). La curvatura en perfil presenta una variabilidad espacial marcada en toda el área, con un impacto positivo importante en la parte central y el extremo más sur ( $\beta$  varía entre 1,385 y 0,445;  $OR$  varía entre 3,995 y 1,576), mientras que en los sectores norte y suroeste más distales su efecto es negativo ( $\beta < 0$ ;  $OR < 1$ ) en la ocurrencia de deslizamientos superficiales (**Figura 6-19c**).

Por lo que corresponde al NDVI, tiende a mostrar un efecto positivo en toda el área, con una tendencia al aumento del valor del coeficiente hacia el este, sur y noroeste ( $\beta > 0,713$ ;  $OR > 2,040$ ) (**Figura 6-19f**). Por el contrario, la cobertura de la tierra presenta una tendencia positiva de influencia hacia el oeste y noreste ( $\beta = 0,938$  máximo;  $OR = 2,555$  máximo) e impactos débilmente negativos en el sur - suroeste ( $\beta = -0,218$ ;  $OR = 0,804$ ) (**Figura 6-19e**). Por último, la influencia de la proximidad a vías muestra un comportamiento no estacionario marcado, con valores positivos elevados del coeficiente de regresión ( $\beta > 2,700$ ;  $OR > 14,880$ ) en el este, los cuales disminuyen rápidamente en dirección oeste, volviéndose negativos ( $\beta < 0$ ;  $OR < 1$ ) para el resto del área de estudio (**Figura 6-19d**).

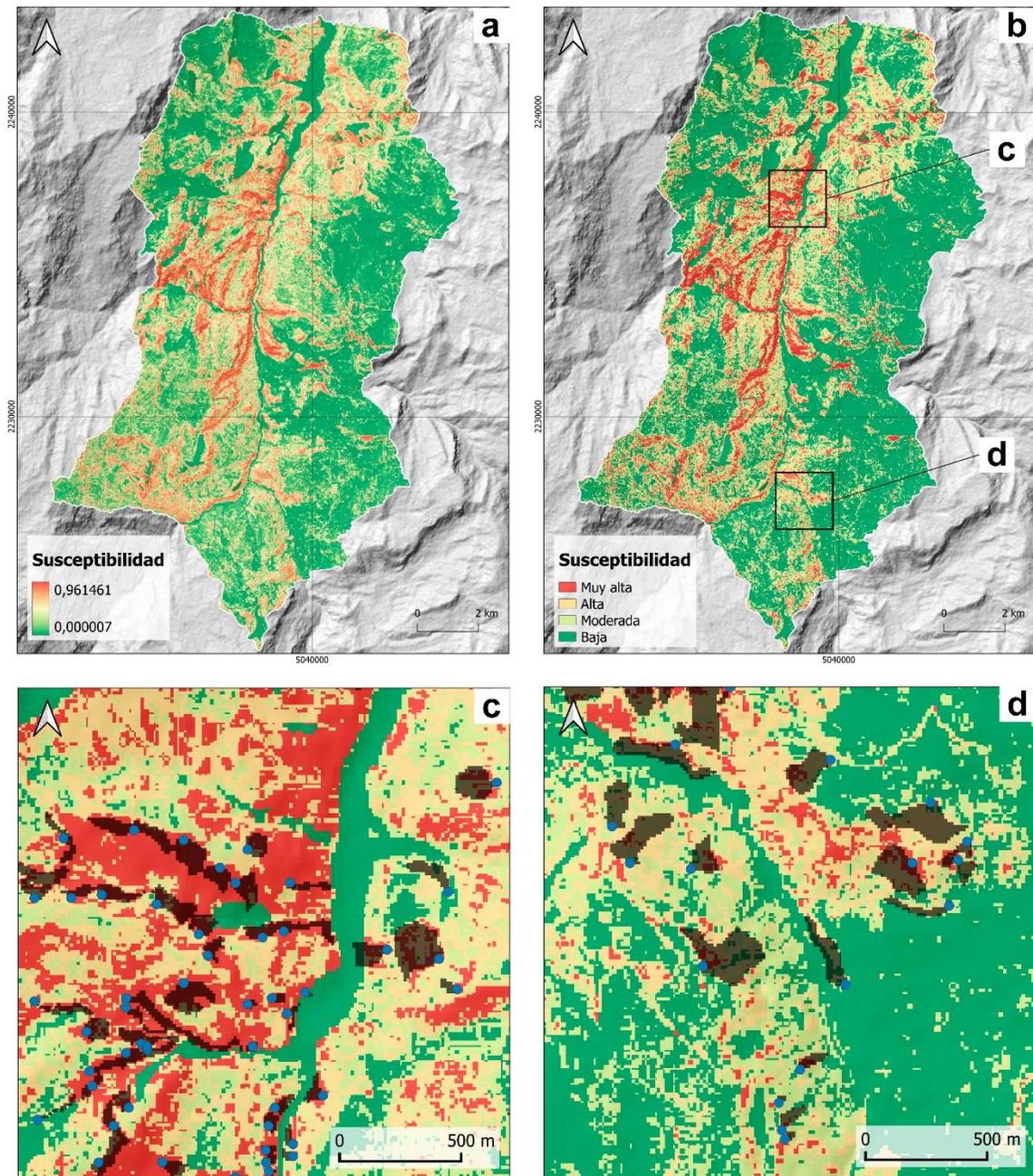
El mapa de susceptibilidad a deslizamientos superficiales se muestra en la **Figura 6-20**. Para su elaboración, se utilizó la herramienta calculadora ráster de QGIS 3.22, operando

las superficies de los valores de coeficientes estimados por la regresión local (ver **Figura 6-19**) con las capas de ponderación de los valores de *Frequency Ratio* (FR) de cada variable independiente empleada (ver **Anexo B**). Esto se realizó a través de las siguientes ecuaciones:

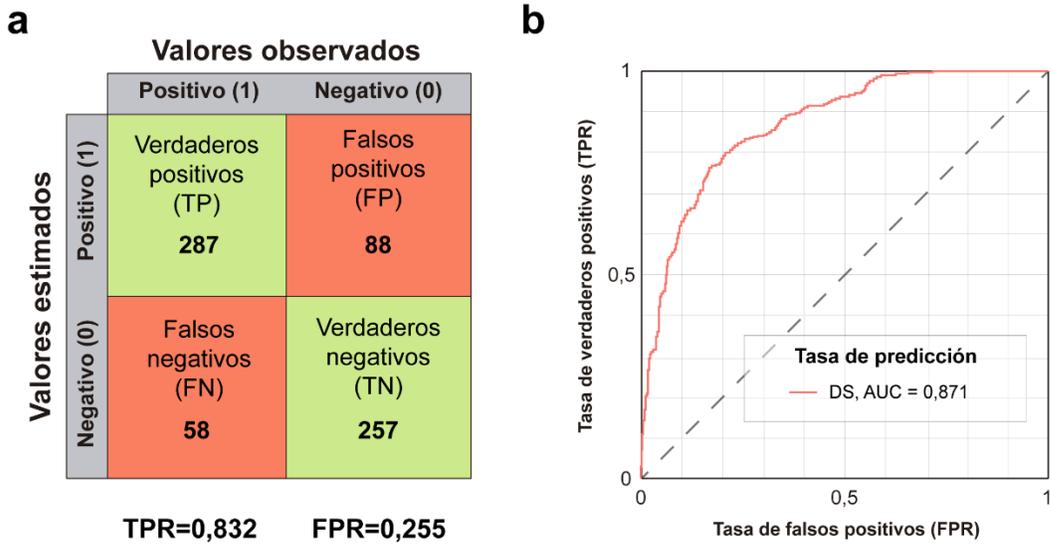
$$\begin{aligned}
 z = & \beta_{\text{constante}} + \beta_{\text{Litología}}(FR_{\text{Litología}}) + \beta_{\text{pendiente}}(FR_{\text{pendiente}}) \\
 & + \beta_{\text{Curvatura en perfil}}(FR_{\text{Curvatura en perfil}}) + \beta_{\text{Proximidad a vías}}(FR_{\text{Proximidad a vías}}) \\
 & + \beta_{\text{Cobertura de la tierra}}(FR_{\text{Cobertura de la tierra}}) + \beta_{\text{NDVI}}(FR_{\text{NDVI}}) \\
 & + FR_{\text{Zonas con predominio de procesos erosivos}} \\
 p(x)_i = & \frac{1}{1 + e^{-z}}
 \end{aligned}$$

Además, se generó un mapa de susceptibilidad dividido en 4 clases: baja (<0,25), moderada (0,25 – 0,5), alta (0,5 – 0,75) y muy alta (>0,75). La distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (51,06%), moderada (20,75%), alta (18,52%) y muy alta (9,67%).

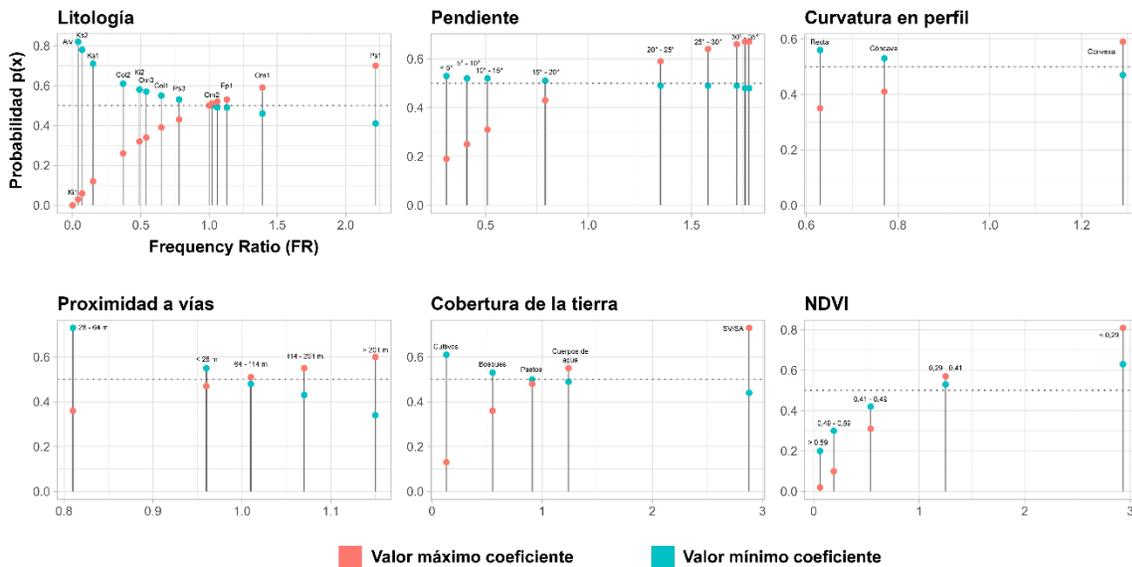
Para la validación del mapa resultante se utilizó el conjunto de datos de prueba de deslizamientos superficiales. Se calculó la tasa de predicción mediante la curva ROC, el área bajo la curva AUC y la matriz de confusión (**Figura 6-21**). El valor del área bajo la curva para el modelo de regresión local fue igual a 0,871.



**Figura 6-20.** Mapas de susceptibilidad a deslizamientos superficiales. Modelo de regresión logística local. Visualización de probabilidades: **(a)** continua; **(b)** clases de susceptibilidad; **(c); (d)** detalles de mapa de susceptibilidad con deslizamientos superficiales superpuestos.



**Figura 6-21. (a)** Matriz de confusión de datos de prueba para el modelo de regresión logística geográficamente ponderada de susceptibilidad a deslizamientos superficiales; **(b)** curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba.



**Figura 6-22.** Graficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística geográficamente ponderada de deslizamientos superficiales con los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR).

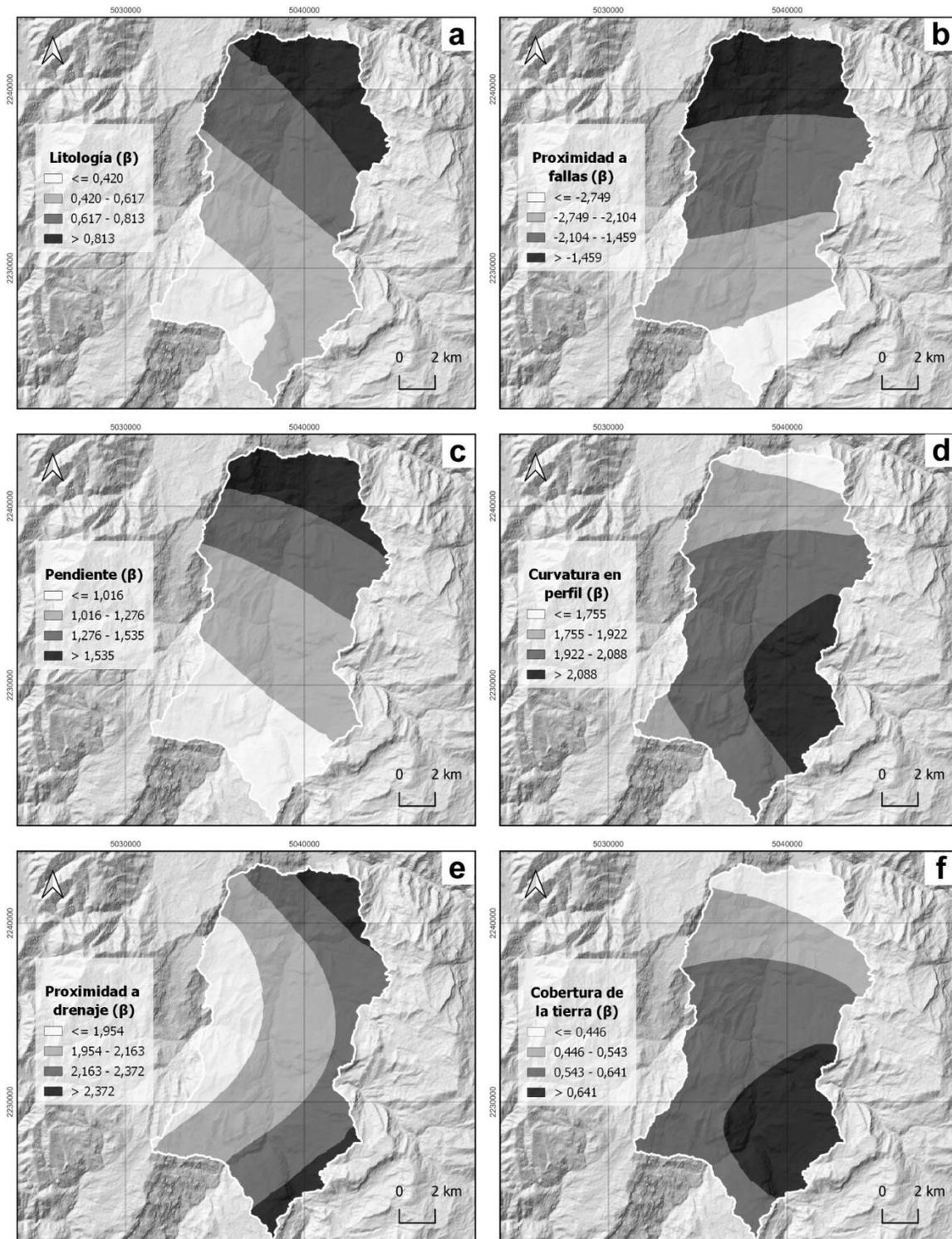
### 6.4.3 Movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas)

El modelo local de susceptibilidad fue ajustado con el conjunto de datos de calibración de movimientos tipo flujo, y las variables explicativas seleccionadas para la calibración del modelo final global de susceptibilidad. Los resultados del análisis de regresión logística geográficamente ponderada (coeficientes estimados y estadísticos de calidad de ajuste) se encuentran resumidos en la **Tabla 6-13**. El ancho de banda fijo utilizado para seleccionar la influencia de los puntos de calibración fue de 13089,69 m.

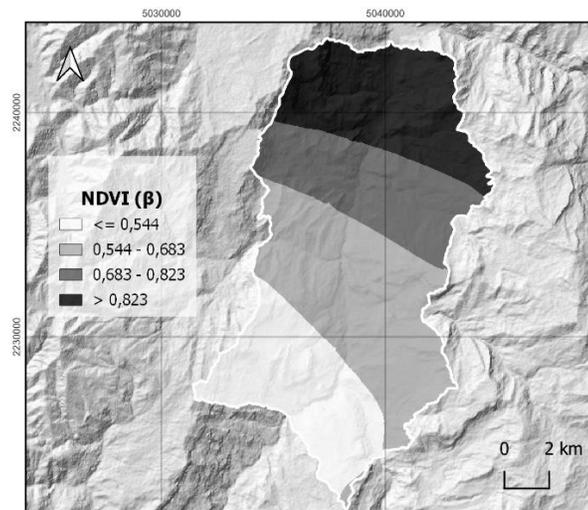
**Tabla 6-13.** Resultados de regresión logística geográficamente ponderada para movimientos tipo flujo. Función kernel bicuadrada

Variable	Min ( $\beta$ )	Odds ratio (OR) Min	Max ( $\beta$ )	Odds ratio (OR) Max	Mediana ( $\beta$ )	Des. Est
(Constante)	-0,924	-	-0.177	-	-0,542	0,203
Litología	0,225	1,252	1,006	2,733	0,586	0,191
Proximidad a fallas	-3,397	0,033	-0,806	0,446	-1.893	0,567
Pendiente	0,754	2,126	1,799	6,045	1,165	0,255
Curvatura en perfil	1,582	1,582	2,252	9,511	1,997	0,121
Proximidad a drenaje	1,738	1,738	2,585	13,261	2,072	0,173
Cobertura de la tierra	0,345	1,411	0,740	2,096	0,597	0,080
NDVI	0,404	1,498	0,962	2,618	0,634	0,154
<b>Devianza</b>	445,580					
<b>McFadden pseudo R<sup>2</sup></b>	0,348					
<b>AIC</b>	475,595					
<b>Ancho de banda</b>	13089,69 m					

Los coeficientes estimados de las variables explicativas reflejan que existen comportamientos no estacionarios en la zona de estudio, lo que indica que, la influencia de cada factor en la generación de movimientos tipo flujo varía espacialmente. Con el objetivo de observar e interpretar esta variabilidad, se elaboraron las superficies de los coeficientes para cada variable (**Figura 6-23** y **Figura 6-24**). En el **Anexo C** se incluyen las distribuciones espaciales de variabilidad en términos de *odds ratio* (OR) para cada variable.



**Figura 6-23.** Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para movimientos tipo flujo. **(a)** Litología; **(b)** proximidad a fallas; **(c)** pendiente; **(d)** curvatura en perfil; **(e)** proximidad a drenaje; **(f)** cobertura de la tierra.



**Figura 6-24.** Variación espacial de los estimados de coeficientes de regresión local para movimientos tipo flujo. Variable NDVI.

En la **Figura 6-27** se aprecian los cambios en los valores marginales de probabilidad para cada variable utilizada según los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión (ver **Tabla 6-13**).

La litología, ejerce una fuerte influencia positiva estimada para la parte noreste en la ocurrencia de zonas inestables que conllevan a flujos y avalanchas ( $\beta=1,006$ ;  $OR=2,744$ ). Este efecto varía de manera gradual y constante hacia el suroeste, donde su impacto es menor ( $\beta=0,225$ ;  $OR=1,252$ ) (**Figura 6-23a**). En cuanto a la proximidad a fallas, el efecto en la ocurrencia de movimientos tipo flujo es negativo en toda el área, con la menor influencia hacia el sur ( $\beta=-3,397$ ;  $OR=0,033$ ), y que progresivamente, presenta un mayor impacto hacia el norte para las clases más cercanas a estas estructuras (hasta  $\beta=-0,806$ ;  $OR=0,446$ ) (**Figura 6-23b**).

Acerca de la influencia de la pendiente en la ocurrencia de movimientos tipo flujo en el área de estudio, se observa una variabilidad que indica una tendencia a presentar un mayor efecto hacia el norte y noreste ( $\beta>1,535$ ;  $OR>4,641$ ), disminuyendo paulatinamente hacia el sur (mínimo  $\beta=0,754$ ;  $OR=2,125$ ) (**Figura 6-23c**). El análisis de regresión local también revela que la curvatura en perfil tiene una variabilidad considerable, con un efecto positivo generalizado en la ocurrencia a movimientos tipo flujo en toda el área de estudio para las formas convexas, especialmente hacia la parte oeste, donde se presentan los mayores

valores de coeficiente ( $\beta > 2,088$ ;  $OR > 8,069$ ). En cambio, su efecto disminuye de manera constante en dos direcciones: hacía el norte y suroeste, pero que, sin embargo, continúa teniendo un efecto destacable debido a su magnitud ( $\beta > 1,582$ ;  $OR > 4,865$ ) (**Figura 6-23d**).

Para la proximidad a la red de drenaje, se observa que esta variable tiene una mayor influencia en la susceptibilidad a movimientos tipo flujo en los costados noreste y sureste del área de estudio ( $\beta > 2,372$ ;  $OR > 10,719$ ). El efecto disminuye gradualmente desde ambas ubicaciones hacía el oeste, donde su influencia sigue siendo positiva, pero de menor magnitud (valor mínimo de  $\beta = 1,738$ ;  $OR = 5,686$ ) (**Figura 6-23e**). Con relación al NDVI y la cobertura de la tierra, ambos factores muestran una influencia positiva en la ocurrencia de movimientos tipo flujo en toda el área de estudio. En el caso del NDVI, la variabilidad indica un mayor efecto hacía el norte, el cual disminuye de manera constante en torno al sur - suroeste ( $\beta$  varía entre 0,962 y 0,404;  $OR$  varía entre 2,617 y 1,498) (**Figura 6-24**), y para la cobertura de la tierra, un mayor efecto hacía el sur - sureste, que disminuye hacía el norte - noreste (valores de  $\beta$  entre 0,740 y 0,345;  $OR$  entre 2,096 y 1,412) (**Figura 6-23f**).

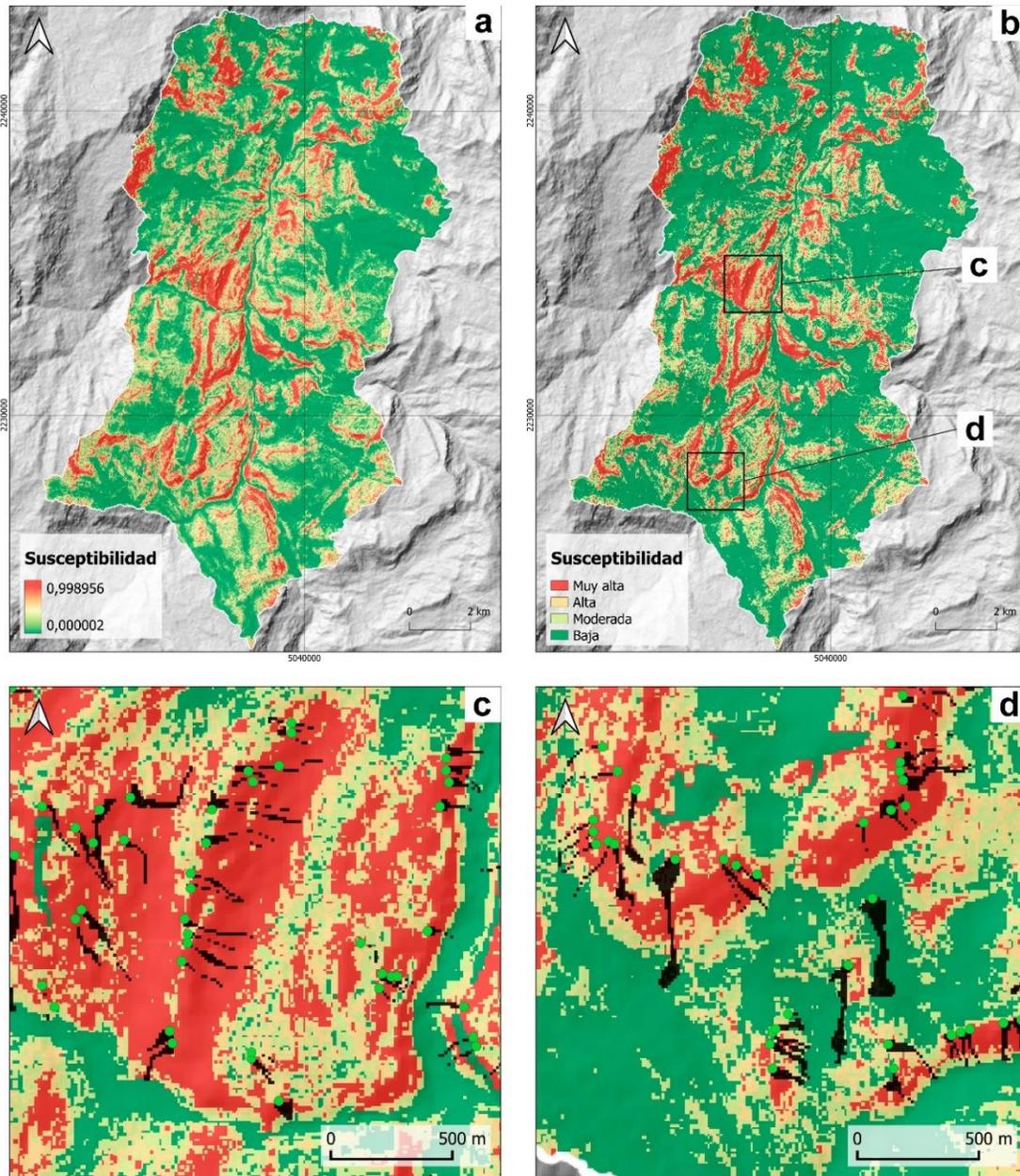
El mapa de susceptibilidad a movimientos tipo flujo se encuentra en la **Figura 6-25**. Este fue elaborado en la herramienta calculadora ráster de QGIS 3.22 utilizando las superficies de los coeficientes estimados por la regresión local (ver **Figura 6-23** y **Figura 6-24**), y los valores de *Frequency Ratio* (FR) de cada una de las variables utilizadas en su calibración (ver **Anexo B**), a través de las siguientes ecuaciones:

$$z = \beta_{constante} + \beta_{Litologia}(FR_{Litologia}) + \beta_{pendiente}(FR_{pendiente}) \\ + \beta_{Curvatura\ en\ perfil}(FR_{Curvatura\ en\ perfil}) + \beta_{Proximidad\ a\ vías}(FR_{Proximidad\ a\ vías}) \\ + \beta_{Cobertura\ de\ tierra}(FR_{Cobertura\ de\ la\ tierra}) + \beta_{NDVI}(FR_{NDVI}) \\ + FR_{Zonas\ con\ predominio\ de\ procesos\ erosivos}$$

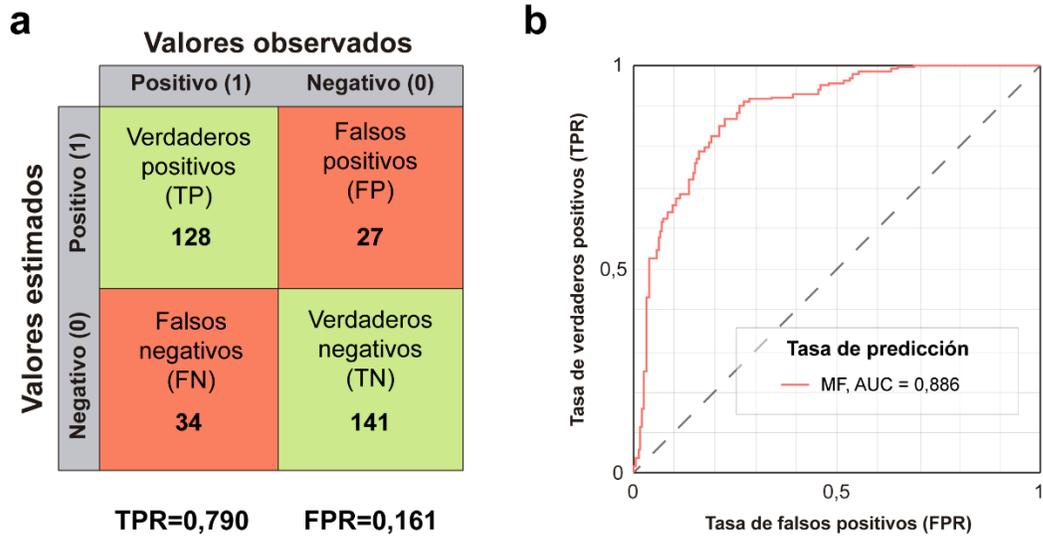
$$p(x)_i = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Además, se presenta el mapa de susceptibilidad que fue dividido en 4 clases: baja ( $< 0,25$ ), moderada ( $0,25 - 0,5$ ), alta ( $0,5 - 0,75$ ) y muy alta ( $> 0,75$ ). La distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (59,38%), moderada (15,80%), alta (12,02%) y muy alta (12,80%). La validación, al igual que los demás mapas de susceptibilidad anteriormente

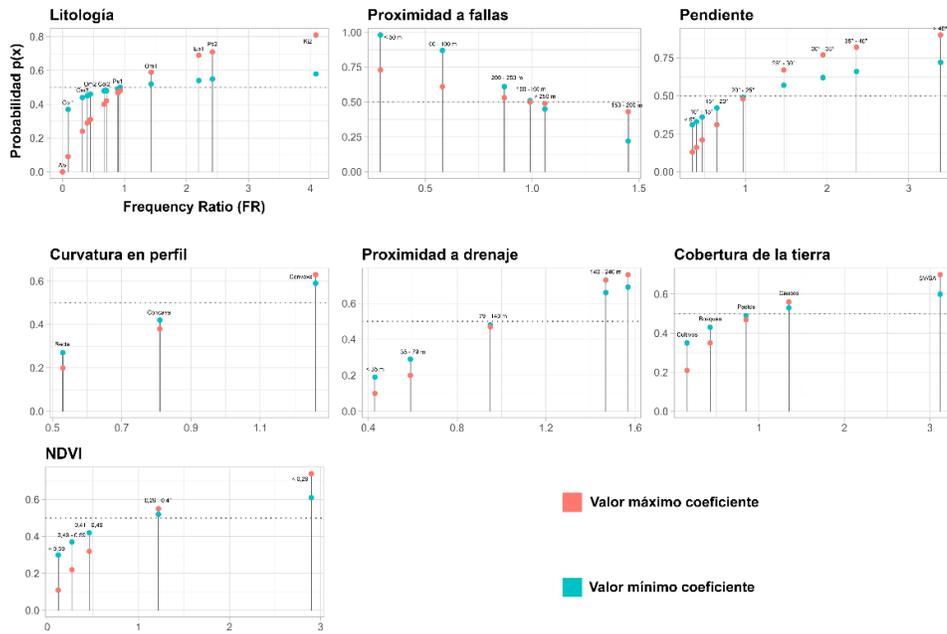
presentados, se realizó con el conjunto de datos de prueba, en este caso, de movimientos tipo flujo. Se calculó la tasa de predicción por medio de la elaboración de una curva ROC y la estimación del área bajo la curva (AUC), además de la matriz de confusión (**Figura 6-26**). El valor obtenido de AUC para el modelo de regresión logística local para movimientos tipo flujo fue de 0,886.



**Figura 6-25.** Mapas de susceptibilidad a movimientos tipo flujo. Modelo de regresión logística local. Visualización de probabilidades: **(a)** continua; **(b)** clases de susceptibilidad; **(c); (d)** detalles mapas de susceptibilidad con movimientos tipo flujo superpuestos.



**Figura 6-26. (a)** Matriz de confusión de datos de prueba para el modelo de regresión logística geográficamente ponderada de susceptibilidad a movimientos tipo flujo; **(b)** curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba.

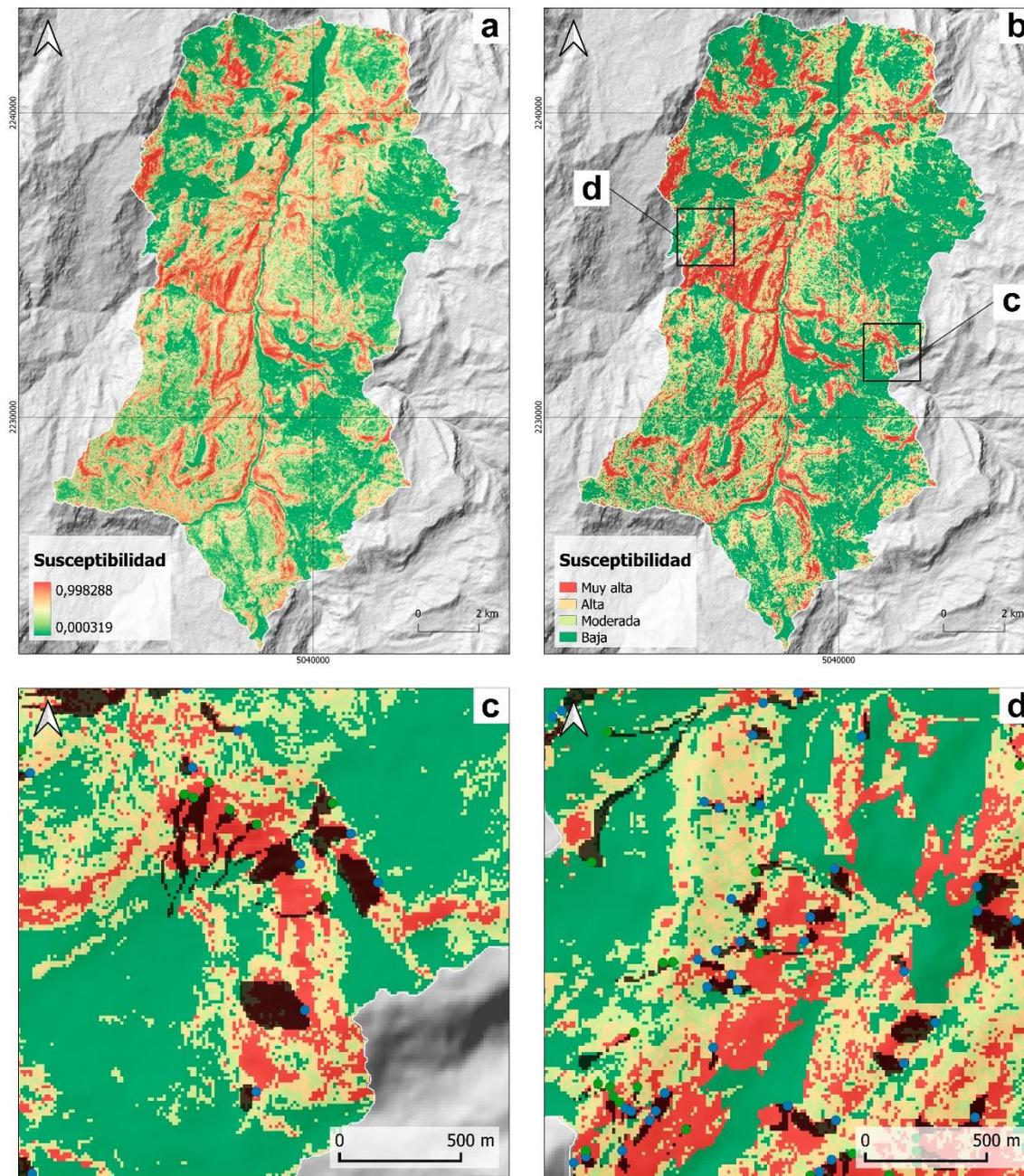


**Figura 6-27.** Graficas de respuesta marginal de probabilidad para las variables utilizadas en la calibración del modelo regresión logística geográficamente ponderada de movimientos tipo flujo con los valores mínimos y máximos de los coeficientes de regresión. Los valores utilizados de cada variable fueron los obtenidos por el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR).

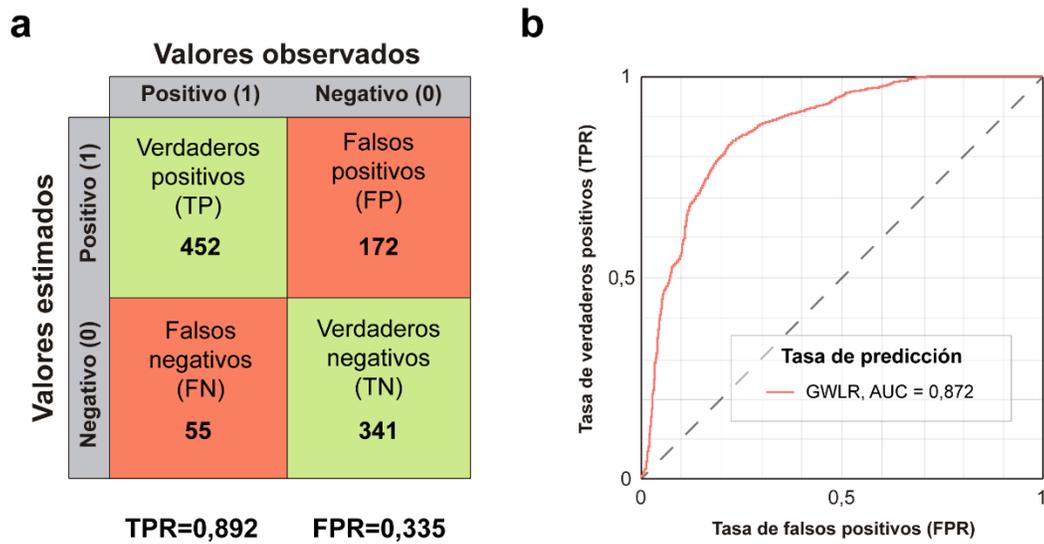
#### 6.4.4 Combinación de mapas de susceptibilidad

El mapa de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales del área de estudio, estimado a partir de la aplicación de un análisis de regresión logística local se obtuvo con la combinación de los mapas de probabilidad correspondientes a deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas). Esta combinación consistió en asignar a cada pixel la mayor probabilidad encontrada entre los dos mapas de susceptibilidad correspondientes a cada tipo de movimiento (modelos locales). En la **Figura 6-28** se muestra el mapa de susceptibilidad, presentado tanto en una escala continua como en una escala discreta, dividido en cuatro niveles de susceptibilidad: baja ( $<0,25$ ), moderada ( $0,25 - 0,5$ ), alta ( $0,5 - 0,75$ ) y muy alta ( $>0,75$ ). La distribución areal de las clases de susceptibilidad es: baja (42,50%), moderada (20,92%), alta (19,24%) y muy alta (17,34%).

Para validar el mapa combinado de susceptibilidad, se calculó la tasa de predicción a partir del conjunto de datos de prueba de ambos tipos de movimientos en masa superficiales. Se generó la curva ROC, se calculó el área bajo la curva (AUC) y se elaboró la matriz de confusión (**Figura 6-29**). El valor AUC para el mapa de susceptibilidad combinado, obtenido mediante los modelos generados en la aplicación de las regresiones logísticas geográficamente ponderadas fue igual a 0,872. La curva ROC obtenida indica que el modelo de susceptibilidad combinado predice aproximadamente el 85% de las zonas inestables con presencia de movimientos en masa superficiales (conjunto de datos de prueba) en el 25% del área (susceptibilidad muy alta).



**Figura 6-28.** Mapa de susceptibilidad combinado para movimientos en masa superficiales. Modelo de regresión logística geográficamente ponderada. Visualización de probabilidades: **(a)** continua; **(b)** clases de susceptibilidad; **(c); (d)** detalles de mapa de susceptibilidad con movimientos en masa superficiales superpuestos (puntos azules, deslizamientos superficiales; puntos verdes, movimientos tipo flujo).



**Figura 6-29. (a)** Matriz de confusión de datos de prueba combinados de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo (flujos y avalanchas); **(b)** curva ROC de validación para el conjunto de datos de prueba combinados.

## 6.5 Análisis de resultados

En primer lugar, para analizar adecuadamente la influencia de cada variable independiente en la ocurrencia de zonas inestables, es importante considerar los valores utilizados para calibrar los modelos de regresión globales y locales. Tal como se explica en el capítulo 5, en la calibración se emplearon los pesos obtenidos por el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR). De esta manera, las clases con mayor ponderación de *Frequency Ratio* (FR) y que pertenecen a una variable independiente con un coeficiente de regresión positivo y elevado se consideran importantes en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en la zona (Ayalew & Yamagishi, 2005).

Para ambos tipos de movimientos en masa superficiales se elaboró un primer modelo de regresión logística global en el que se tuvieron en cuenta todas las variables independientes que no presentaran multicolinealidad. Sin embargo, debido a que no existe un criterio universal para elegir las variables que más influyen en la ocurrencia de zonas inestables en un área (Ayalew & Yamagishi, 2005), se realizó una selección escalonada hacia atrás (*backward stepwise selection*) combinada con un remuestreo *bootstrap* de 1000 iteraciones con minimización del valor de AIC y un nivel de significancia de 0,05 (Persichillo et al., 2017).

Este procedimiento reveló que las variables independientes que más influyen de forma global en la ocurrencia de deslizamientos superficiales son: litología, pendiente, curvatura en perfil, cobertura de la tierra, NDVI y proximidad a vías. Para movimientos tipo flujo, las variables independientes más influyentes son: litología, proximidad a fallas, pendiente, curvatura en perfil, proximidad a drenaje, cobertura de la tierra y NDVI.

En este estudio se encontró que no existen diferencias significativas entre los valores de tasa de predicción de los modelos iniciales y finales globales de ambos tipos de movimientos en masa superficiales (ver **Figura 6-11** y **Figura 6-15**). Esto sugiere que las variables explicativas que fueron excluidas de la calibración de los modelos finales no tienen una influencia marcada en la ocurrencia de zonas inestables en el área de estudio. Por lo tanto, su eliminación no afecta el rendimiento de los modelos finales y, además, reducen el impacto de posibles problemas de sobreajuste (Conforti & Ietto, 2021; Costanzo et al., 2012; Hong et al., 2017).

### 6.5.1 Análisis de susceptibilidad

Las unidades litológicas más susceptibles para los dos tipos de movimientos en masa superficiales son: Ps2, Om1 y Ep1. Por otro lado, para deslizamientos superficiales se incluyen Ps1, Ks4 y Om2, mientras que para movimientos tipo flujo se añade Ki2.

La susceptibilidad de estas unidades a la ocurrencia de movimientos en masa superficiales se debe a sus características. La unidad Ki2, que corresponde a la Formación Une, se encuentra altamente fracturada debido a la acción de la falla de Soapaga hacia el noroeste del área de estudio (Incitema, 2015) (**Figura 3-3a**). La meteorización ha sido favorecida por el fracturamiento, lo que ha facilitado la generación de suelos residuales y material rocoso disgregado que son susceptibles a la ocurrencia de movimientos tipo flujo en el área de estudio.

En cuanto a las unidades Ks4, Ps2 y Om1, presentan niveles altos de susceptibilidad debido a la meteorización de arcillolitas y lodolitas, producto del intenso fracturamiento. La creación de material residual superficial con poca cohesión y baja resistencia se ha facilitado debido a que estas rocas tienden a ser fisibles y a dividirse en fragmentos (hojuelas). Además, en el aumento de la susceptibilidad contribuyen cambios de permeabilidad entre el regolito más permeable y el substrato, que conducen a condiciones críticas de presión de poro en episodios de lluvia. Este comportamiento es similar al de diversas unidades compuestas por arcillolitas y lodolitas en todo el mundo, las cuales tienden a presentar una alta susceptibilidad a la generación de zonas inestables en las laderas (e. g. Borgomeo et al., 2014; Regmi, 2010; Romer & Ferentinou, 2016; Skilodimou et al., 2018).

En este sentido, también trabajos anteriores han confirmado la alta susceptibilidad de la parte superior de la Formación Guaduas (Ks4) y de la Formación Arcillas de Socha (Ps2 y Ps3) en el área de estudio, a las que se les considera como unidades altamente susceptibles (Colegial, 1989; CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; Pacheco, 1971; SGC, 2015). Al igual que la Formación Concentración, para la cual se ha encontrado que muchos de los movimientos en masa del área, están relacionados con depósitos de meteorización *in situ*, con alta porosidad y poca cohesión debido a procesos de disolución de minerales asociados al yeso y meteorización de arcillolitas – arenitas (Cano-Burgos, 2022; Perez & Llinas, 1990).

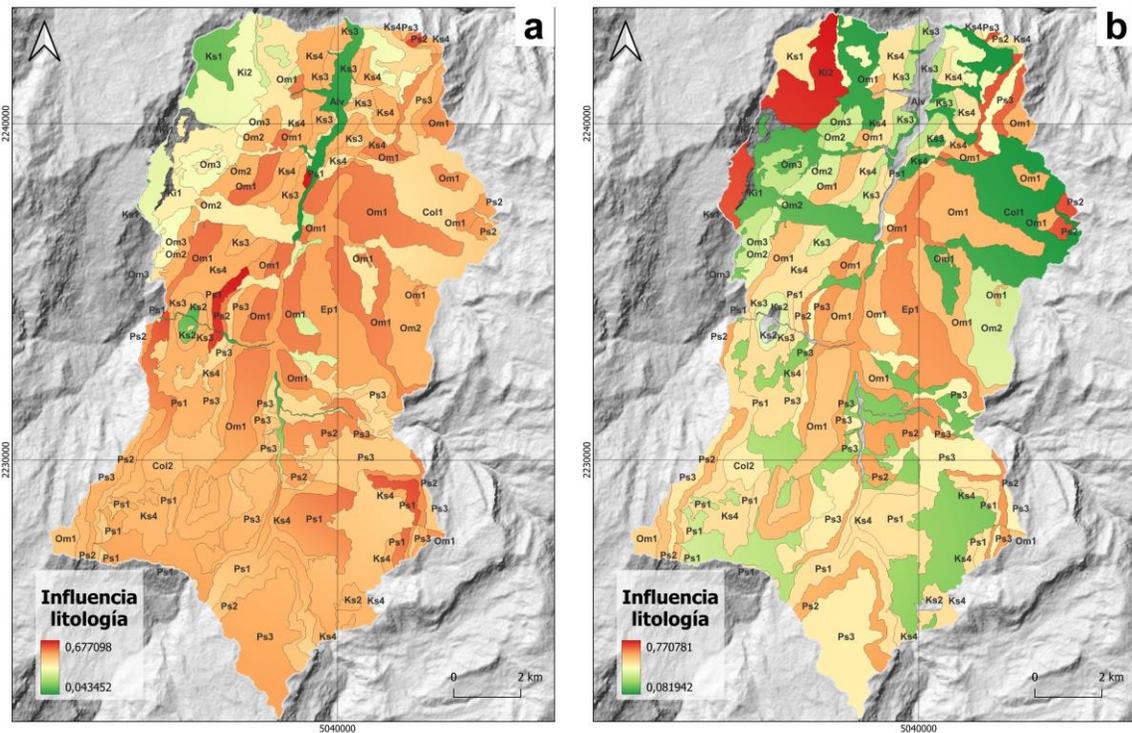
Las unidades Ps1 y Ep1 (formaciones Areniscas de Socha y Picacho, respectivamente), muestran un alto grado de fracturamiento en el área, lo cual es evidenciado en diaclasamientos perpendiculares a los planos de estratificación en los niveles con mayor contenido de arenitas (Fonseca & Torres, 1994). Los procesos de meteorización en estas unidades son facilitados por este fracturamiento, lo que conduce a la disgregación de la masa rocosa y a la formación de suelos y material residual superficial con una fracción alta de arena, los cuales son propensos a la infiltración de agua, aumentando así la susceptibilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales en estas unidades en el área de estudio. La alta susceptibilidad de estas unidades también ha sido observada por otras investigaciones en el área (CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; SGC, 2015) y en otras partes del mundo para unidades litológicas de características similares (e. g. Conforti & Ietto, 2021).

El grado de influencia de la litología en la susceptibilidad no es homogéneo en el área de estudio (**Figura 6-30**). En el caso de deslizamientos superficiales, en la mayor parte del área la influencia de esta variable es considerable, lo que indica un efecto en las condiciones de inestabilidad de las laderas debido a las unidades litológicas mencionadas anteriormente, lo cual concuerda con la mayoría de los movimientos registrados en el inventario.

Sin embargo, en una franja al sur del área de estudio (**Figura 6-30a**), esta variable tiene una influencia negativa, la cual se correlaciona con un aumento en la probabilidad de ocurrencia de deslizamientos superficiales en áreas donde afloran las unidades Ps3 (parte superior de la Formación Arcillas de Socha) y depósitos coluviales (Col1 y Col2). Esto se debe para la primera, a la relativa media densidad de movimientos identificados en estas unidades en este sector, producto de sus características litológicas (arcillolitas con esporádicas capas de arenitas, fracturadas y meteorizadas que desarrollan depósitos superficiales susceptibles). Además, en el caso de los depósitos coluviales, compuestos por depósitos blandos y poco coherentes, sumado a la presencia de escasa vegetación que no proporciona un refuerzo efectivo al material debido a la falta de acción de las raíces, aumenta la susceptibilidad en esta área específica.

Por otro lado, en toda el área de estudio, existe una influencia positiva en la inestabilidad por parte de la litología en la ocurrencia de movimientos tipo flujo, con una disminución gradual de su relevancia hacia el suroeste (**Figura 6-30b**). Esto se correlaciona con una

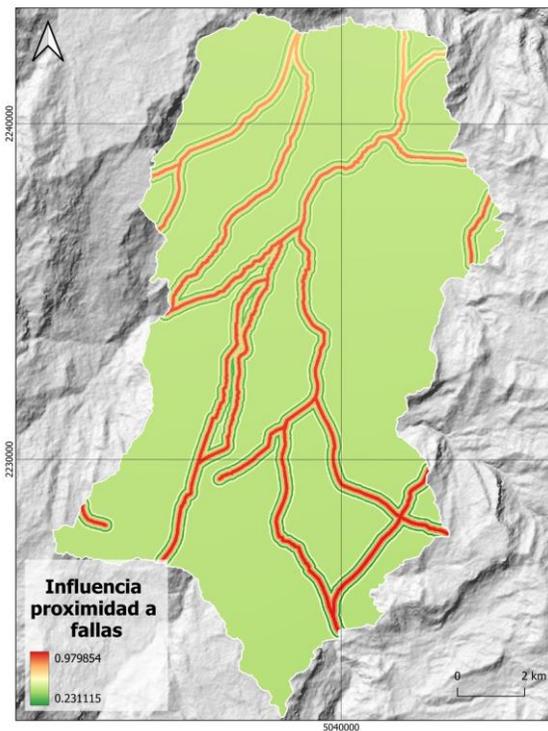
progresiva menor influencia de las unidades Ki2, Ks4, Ps1 y Om2 hacia esta dirección en la generación de movimientos tipo flujo. La disminución de esta influencia está vinculada con la reducción del número de movimientos de este tipo identificados en esta zona, debido a los menores ángulos de pendiente promedio y a la distancia respecto a los trazos de la falla de Soapaga, que como se mencionó anteriormente, influye en la generación de este tipo de movimientos, disminuyendo así la susceptibilidad en esta área específica.



**Figura 6-30.** Influencia de la variable de litología en los mapas de susceptibilidad. **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.

La proximidad a fallas ejerce una influencia importante en el aumento de la susceptibilidad de ocurrencia de movimientos tipo flujo en el área de estudio, con una leve mayor relevancia en dirección sureste (**Figura 6-31**). En línea con estos resultados para el área de estudio, destacan algunos estudios en otras partes del mundo en los que se ha indicado un aumento de la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales con la disminución en la distancia a zonas de falla (e. g. Conforti et al., 2014; Ilia & Tsangaratos, 2016; Kavzoglu et al., 2015; Prabin Kayastha et al., 2012; Poudyal et al., 2010).

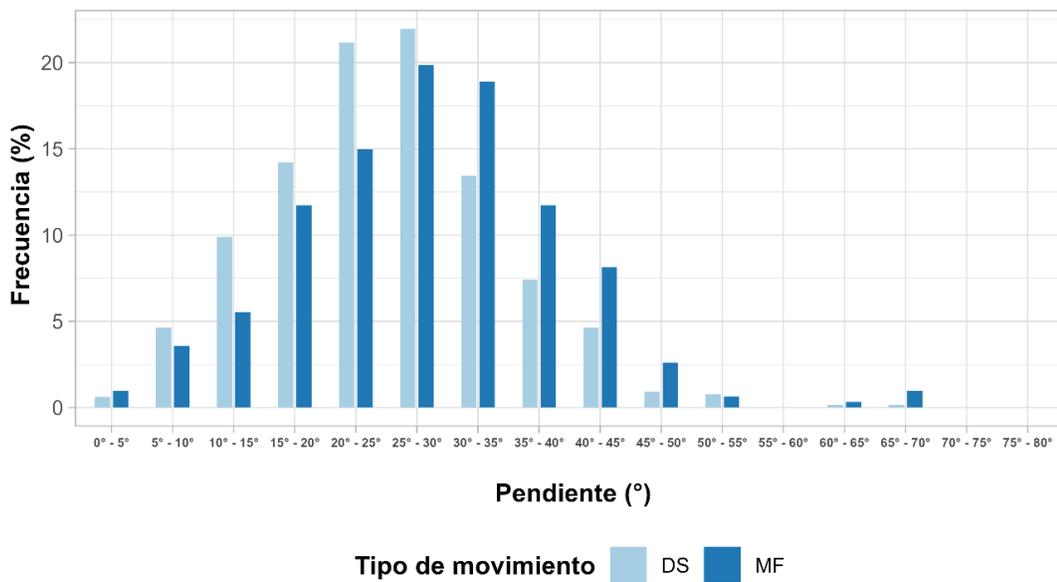
La principal razón de esta relación en el área de estudio radica en que en estas zonas hay un incremento en el grado de fracturamiento y diaclasas de las rocas, lo que facilita la acción de procesos de meteorización que promueven la formación de suelos residuales y materiales inconsolidados propensos a fallar y crear movimientos en masa superficiales, lo que coincide con lo reportado por otros estudios para el área (Colegial, 1989; CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; SGC, 2015). Además, esta observación se alinea con la hipótesis de algunos autores que han establecido una conexión entre los intensos procesos de movimientos en masa en la región de Paz de Río y la dinámica de la falla de Soapaga (Velandia, 2005). Esta relación se confirma parcialmente en este estudio a través de los resultados. No obstante, es crucial investigar más a fondo esta asociación en futuros estudios para comprender mejor la interacción entre la dinámica de las zonas de falla y de los procesos morfodinámicos en la región.



**Figura 6-31.** Influencia de la variable proximidad a fallas en el mapa de susceptibilidad a movimientos tipo flujo.

En general, la influencia de la pendiente en área de estudio sugiere que la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales aumenta con la inclinación de las laderas. Según se muestra en la **Figura 6-32**, se observa que el valor crítico de pendiente a partir del cual los

movimientos en masa superficiales inician es de aproximadamente  $\theta \approx 10^\circ$ . Además, se observa que el 42% de deslizamientos superficiales ocurren en pendientes entre  $20^\circ$  a  $30^\circ$ , mientras que el 39% de movimientos tipo flujo se producen en ángulos entre  $25^\circ$  a  $35^\circ$ . Esta diferencia podría deberse a las condiciones topográficas del terreno en el área de estudio, ya que las zonas con mayor inclinación suelen estar asociadas con una mayor longitud de ladera y elevación topográfica, lo que facilita la fragmentación de los materiales y una mayor distancia de desplazamiento cuesta abajo, ambas características asociadas a los movimientos tipo flujo identificados.

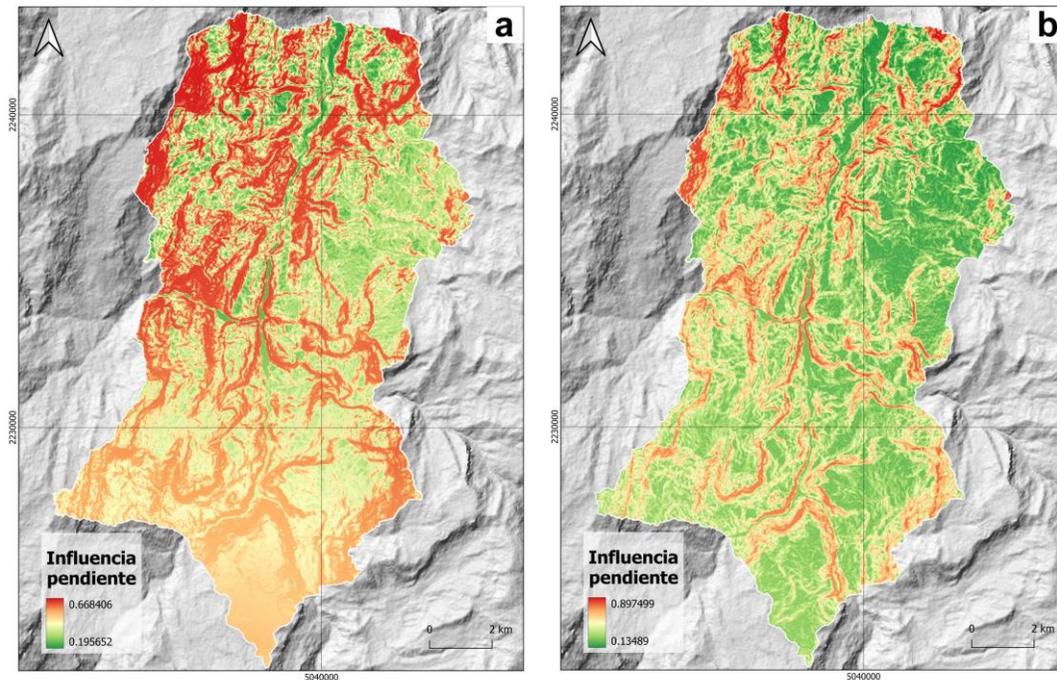


**Figura 6-32.** Densidad de movimientos en masa superficiales en clases de pendiente topográfica. DS: deslizamientos superficiales y MF: movimientos tipo flujo.

Por otro lado, en áreas con pendientes mayores a  $50^\circ$ , la densidad de movimientos es baja o inexistente, debido posiblemente a que la presencia de materiales superficiales susceptibles de ser movilizados es escasa. Según algunos autores esto se debe a que los materiales superficiales tienden a ser movilizados poco después de su formación debido a procesos erosivos, lo que no permite una acumulación significativa que pueda ser afectada por zonas inestables (e. g. Ohlmacher & Davis, 2003; Rozos et al., 2011; Skilodimou et al., 2018).

El grado de influencia de la pendiente en la ocurrencia de deslizamientos superficiales varía en el espacio, siendo más pronunciada hacia el norte - noroeste, donde se encuentran algunas de las áreas con las mayores inclinaciones del área de estudio (**Figura 6-33a**). No obstante, en una pequeña porción al sur, la influencia es mayor en pendientes de menor ángulo (*i. e.*  $<10^\circ$ ), debido a que, en esta zona, la morfología del terreno tiende a ser subhorizontal, pero susceptible, especialmente en la unidad litológica Ps3 (Formación Arcillas de Socha). Esta susceptibilidad podría estar relacionada con su composición mineralógica (*i. e.* minerales arcillosos) que facilita la ocurrencia de movimientos en estas pendientes suaves, algo que ya ha sido reportado para otras unidades con características litológicas similares en otros estudios en el mundo (*e. g.* Soto, 2018), lo que abre el camino para que posteriores estudios en el área se enfoquen en analizar detalladamente este tipo de relación en la ocurrencia de zonas inestables.

En lo que respecta a movimientos tipo flujo, la influencia de la pendiente en la susceptibilidad tiende a aumentar hacia el norte - noreste (**Figura 6-33b**). Esta tendencia se explica por el hecho de que, en esta zona, las pendientes promedio son considerablemente altas ( $>40^\circ$ ) y las unidades litológicas se encuentran intensamente fracturadas por el tectonismo, lo que conlleva a la meteorización, y finalmente facilita la ocurrencia de este tipo de movimientos, como se evidencia en la densidad de zonas inestables detectadas.



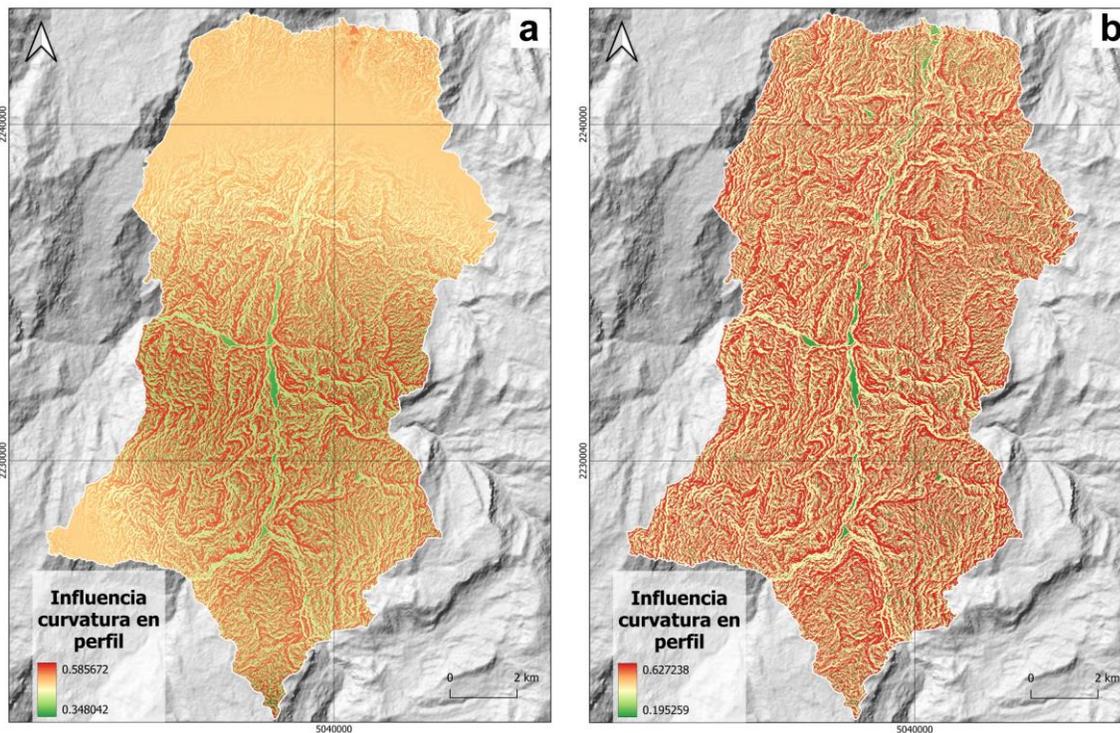
**Figura 6-33.** Influencia de la variable pendiente en los mapas de susceptibilidad. **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.

En lo concerniente a la curvatura en perfil, la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales se ve principalmente afectada por las laderas con geometrías convexas. Según la variabilidad de su influencia en el área de estudio, se evidencia un aumento de la susceptibilidad a deslizamientos superficiales en formas convexas en la zona central del área de estudio (**Figura 6-34a**), mientras que, en los sectores norte y suroeste, las geometrías cóncavas y planas influyen de manera considerable en la ocurrencia de zonas inestables. Por otro lado, en cuanto a movimientos tipo flujo, la mayor susceptibilidad se encuentra solamente en formas convexas, con un aumento progresivo de su influencia relativa hacia el este del área de estudio (**Figura 6-34b**).

De acuerdo con estos resultados, algunos estudios han resaltado la importancia de las formas convexas en la susceptibilidad (e. g. Duman et al., 2006; Ermini et al., 2005; Ohlmacher, 2007; Piacentini et al., 2012; Pourghasemi et al., 2013), lo que se confirma en esta investigación para el área de estudio, en la cual muchos de los movimientos se producen en zonas de escarpes y salientes en las laderas, donde los materiales están

expuestos continuamente a agentes dinámicos que promueven la generación de zonas inestables de forma pronunciada (e. g. zonas de divergencia de escorrentía superficial).

Por otro lado, para las zonas con mayor influencia de geometrías cóncavas y planas en la susceptibilidad a deslizamientos superficiales, ubicadas especialmente al norte (**Figura 6-34a**), se encontró que muchos de los movimientos están relacionados con laderas de planos estructurales y depresiones que han facilitado el depósito y permanencia de materiales inconsolidados y coluviales propensos a ser movilizados ladera abajo cuando se presenten las condiciones detonantes adecuadas (e. g. lluvia intensa), lo que ha sido descrito previamente en el área de estudio (CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014) y para otras áreas afectadas por este tipo de procesos morfodinámicos en el mundo (e. g. Anis et al., 2019; Huang et al., 2018; Meinhardt et al., 2015; Sidle et al., 1985).

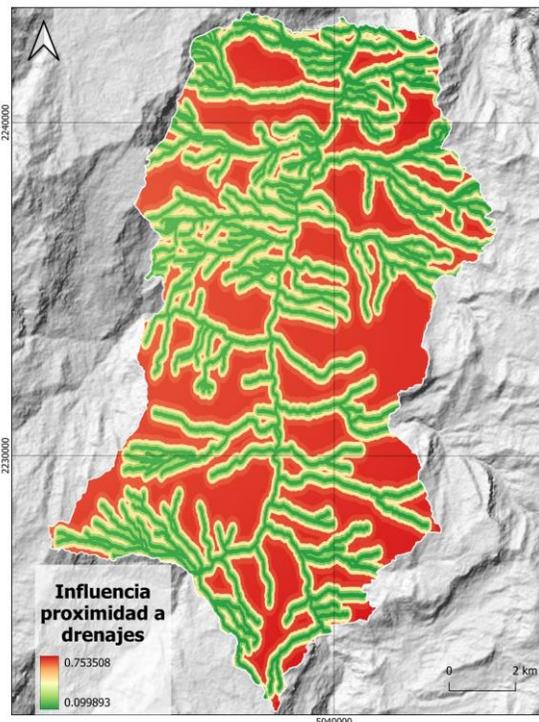


**Figura 6-34.** Influencia de la variable curvatura en perfil en los mapas de susceptibilidad. **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.

La ocurrencia de movimientos tipo flujo en la zona de estudio está relacionada negativamente con la proximidad a la red de drenaje, es decir, un incremento en la

distancia a ríos y quebradas aumenta la probabilidad de encontrar zonas inestables. Esto contrasta con otros estudios, en los que se ha observado que la disminución en la distancia aumenta la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales (e. g. Arabameri et al., 2020; Mersha & Meten, 2020; Poudyal et al., 2010; Yalcin, 2008), debido a la mayor actividad erosiva que conlleva a la remoción del soporte hacia la base de las laderas y al grado de saturación de agua del suelo que propician condiciones de inestabilidad (Meinhardt et al., 2015; Vijith & Madhu, 2008).

En particular, lo encontrado por esta investigación puede estar relacionado con el hecho de que la red de drenaje de las planchas topográficas con las que se realizó el *buffer* de proximidad no representa pequeños segmentos de drenajes de primer orden en las laderas, lo que conlleva a subestimar el efecto positivo de esta variable en la susceptibilidad, algo que ya ha sido observado anteriormente en otros estudios (e. g. Sützen & Kaya, 2012). Por lo tanto, la influencia de esta variable en la susceptibilidad aumenta en las zonas a mayor distancia a la red de drenaje (**Figura 6-35**).



**Figura 6-35.** Influencia de la variable proximidad a drenajes en el mapa de susceptibilidad a movimientos tipo flujo.

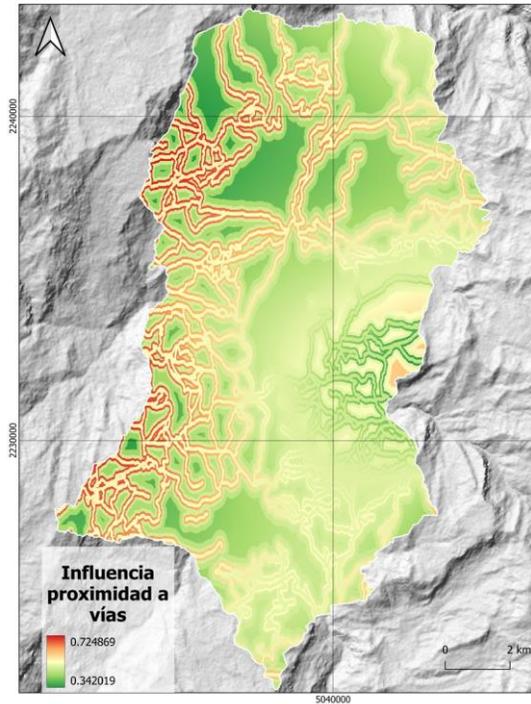
En este sentido, en futuros estudios que evalúen la susceptibilidad en este tramo de la cuenca media del río Chicamocha, es esencial implementar una capa de red de drenaje con mayor nivel de detalle. Esto se hace necesario para evitar subestimar el efecto positivo de esta variable en la susceptibilidad, garantizando una representación adecuada dada la alta densidad de drenajes que caracteriza esta región. Además, esta consideración está relacionada con la morfología de las laderas, que por lo general presentan fuertes pendientes asociadas a la incisión fluvial, lo que tiene un impacto directo en la estabilidad del terreno.

En el caso específico de deslizamientos superficiales, en general, la proximidad a vías aumenta la probabilidad de ocurrencia de movimientos (**Figura 6-36**). Estos hallazgos son coherentes con resultados de otros estudios (*e. g.* Ayalew & Yamagishi, 2005; Mousavi et al., 2011; Pradhan & Lee, 2010; Yalcin, 2008), que establecen que los efectos de factores antropogénicos son una variable crucial que debe tenerse en cuenta en estudios de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales (Lee & Sambath, 2006; Piacentini et al., 2012; Süzen & Kaya, 2012). La relación descrita se fundamenta en las excavaciones y nivelaciones inadecuadas realizadas en las proximidades de la red vial en el área de estudio. Estas prácticas remueven el soporte de los materiales de las laderas, y exponen fracturas y diaclasas en las rocas. Esto, a su vez, facilita los procesos de meteorización y aumenta la susceptibilidad del terreno.

Además, la variabilidad espacial de la influencia de la proximidad a vías en el área de estudio sugiere que la susceptibilidad se ve afectada de manera inversa en una porción considerable al este, lo que significa que a medida que se incrementa la distancia a la red vial en estas zonas específicas, es más probable encontrar zonas inestables (**Figura 6-36**). Esta relación puede estar vinculada con la mayor intervención antrópica en las laderas cercanas a la vía Socha – Jericó, una de las principales vías de comunicación terrestre de la región, lo que ocasiona un aumento de la susceptibilidad en una zona más amplia entorno a esta vía debido a excavaciones, rellenos y constantes perturbaciones en las laderas.

En relación con la cobertura de la tierra, la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales es mayor para áreas clasificadas como sin o escasa cobertura vegetal (**Figura 6-37**). Por otra parte, en lo que se refiere a la variable NDVI, se evidencia un

incremento en la probabilidad de ocurrencia de movimientos en áreas con menor densidad de vegetación (**Figura 6-38**).



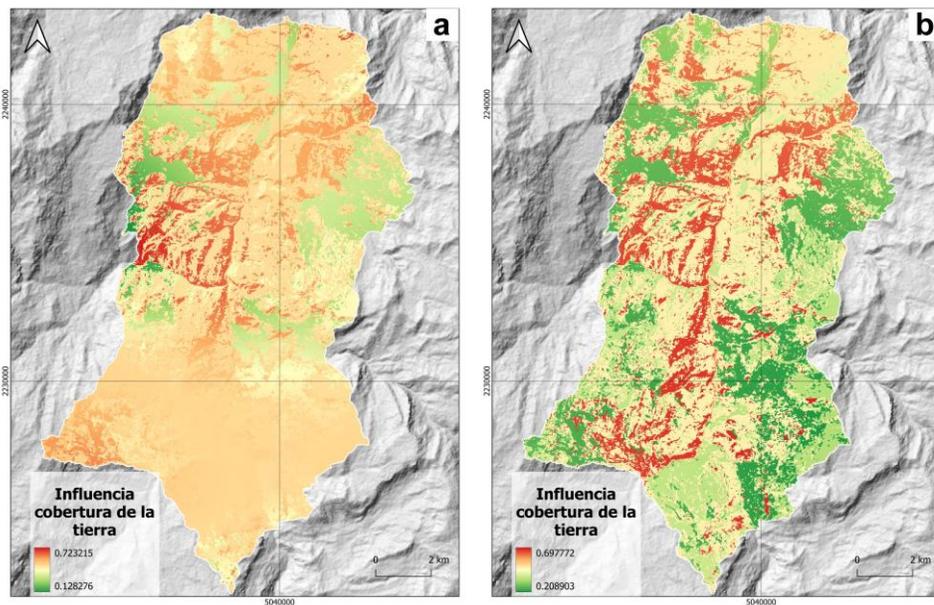
**Figura 6-36.** Influencia de la variable proximidad a vías en el mapa de susceptibilidad a deslizamientos superficiales.

Estos resultados coinciden con estudios previos que han identificado la importancia del tipo y cantidad de vegetación en la estabilidad de las laderas (e. g. Conforti et al., 2014; Lee, 2007; Meinhardt et al., 2015; Reichenbach et al., 2014), donde normalmente las mayores densidades de movimientos superficiales ocurren en zonas que han sufrido deforestación, prácticas agrícolas inadecuadas o que, de forma natural, presentan una cobertura vegetal escasa que no brinda un aumento efectivo en la cohesión del material superficial por la acción de las raíces, esto último algo que ocurre de forma predominante en el área de estudio (CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; SGC, 2015; SGC & IDEAM, 2016).

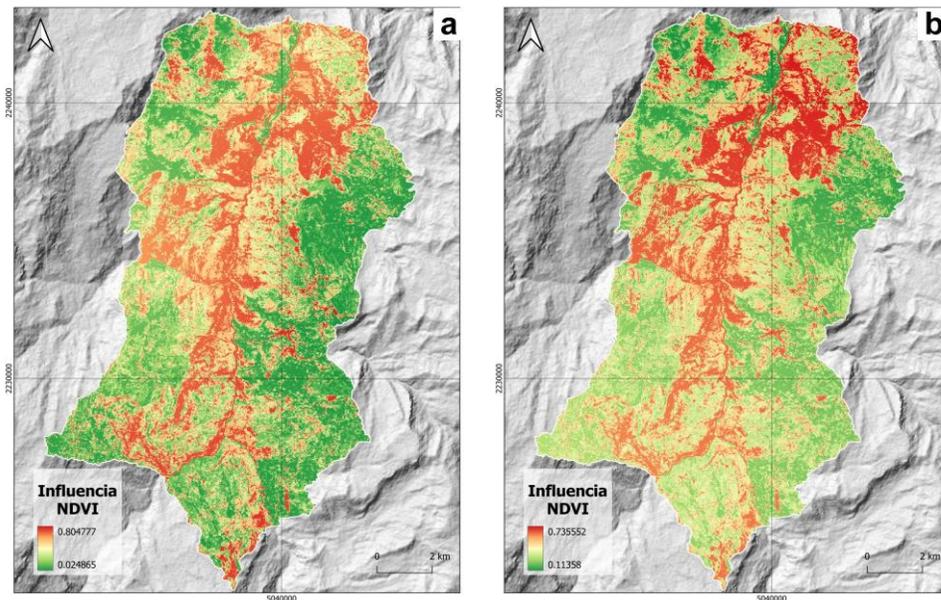
En este sentido, es importante destacar que, de manera generalizada, la cuenca del río Chicamocha ha sufrido una constante pérdida de vegetación nativa debido a la deforestación (Guzmán, 2016; Pardo & Moreno-Arias, 2018). Esta situación posiblemente

ha contribuido de manera significativa en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en la zona de estudio, coincidiendo con las observaciones de otros autores para esta misma área (Esquivel, 1992; SGC, 2015).

En cuanto a la variabilidad de la influencia de la cobertura de la tierra en el desarrollo de deslizamientos superficiales en el área de estudio, muestra un mayor impacto en un segmento al sur – suroeste y en una franja al norte, lo cual está asociado a una mayor susceptibilidad en zonas de cultivos, vegetación baja y bosques (**Figura 6-37a**). Lo anterior, puede estar vinculado con la mayor intervención antrópica cerca a los núcleos de población en los alrededores del casco urbano del municipio de Socotá, donde se llevan a cabo actividades agrícolas y explotaciones mineras de forma antitécnica (Esquivel, 1992; SGC, 2015), que pueden actuar como factores preparatorios y aumentar la posibilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales. Por último, para la variable NDVI, se observa una correlación positiva (*i. e.* zonas con menor cantidad de vegetación) en toda el área para ambos tipos de movimientos en masa (**Figura 6-38**). Esta situación está relacionada con una mayor ocurrencia de movimientos en sitios donde la falta de vegetación no contribuye en incrementar la cohesión del material superficial debido a la ausencia de raíces.



**Figura 6-37.** Influencia de la variable cobertura de la tierra en los mapas de susceptibilidad. **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.



**Figura 6-38.** Influencia de la variable NDVI en los mapas de susceptibilidad. **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.

Lo anterior subraya la importancia de desarrollar modelos de susceptibilidad por separado, dado que la influencia de las variables utilizadas en los modelos de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo difiere significativamente. Esta metodología proporciona una mejor comprensión de los procesos que inciden en la ocurrencia de cada tipo de movimiento, lo cual se refleja en los mapas de susceptibilidad generados. Posteriormente, los resultados pueden combinarse para crear un mapa de susceptibilidad general a movimientos en masa superficiales en el área de estudio, que proporcione una herramienta comprensiva y concisa para los usuarios finales, facilitando la toma de decisiones para mitigar el impacto de estos fenómenos en el entorno.

Adicionalmente, el análisis de susceptibilidad revela que la contribución de la influencia de cada variable o factor en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales varía a lo largo del área de estudio. Esta variabilidad no puede ser detectada por los modelos de regresión globales tradicionales (regresión logística), caso contrario de las regresiones locales (regresión logística geográficamente ponderada), las cuales cuantifican y proveen información valiosa de las características locales que contribuyen a un aumento o disminución de la susceptibilidad.

A partir de la combinación de los mapas de susceptibilidad de deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo, obtenidos mediante el análisis de regresión local (**Figura 6-28**), se presentan de forma general las características de las variables predictoras que determinan los diferentes niveles de susceptibilidad en el área de estudio, como se detalla a continuación:

- **Categoría de susceptibilidad muy alta:** Esta categoría representa el 17,34% del área de estudio. Los movimientos en masa superficiales se originan en materiales de ladera superficiales provenientes de las formaciones Concentración, Picacho, Arcillas de Socha, Areniscas de Socha, Guaduas y Une, resultado del fracturamiento que ha facilitado los procesos de meteorización sobre estas rocas, causado por el intenso tectonismo del área. Además, en pequeñas porciones al sur y centro-este del área de estudio son muy susceptibles algunos depósitos coluviales.

Morfométricamente, esta categoría se ubica en laderas con pendientes mayores a 25° del tipo contrapendiente o estructural (en menor medida), con formas predominantemente convexas y longitudes medias a largas. Se encuentra en zonas cercanas a la red vial (<100 m), especialmente para la generación de deslizamientos superficiales y zonas a más de 100 m de los principales cauces de la base cartográfica. Las coberturas de la tierra y de densidad de vegetación son predominantemente pastos y zonas con escasa o nula cobertura vegetal, y en particular hacia el sur y en un fragmento al noreste en zonas heterogéneas de bosques y cultivos debido a la mayor intervención antrópica en estos lugares.

- **Categoría de susceptibilidad alta:** Esta categoría abarca el 19,24% del área de estudio, siendo más dispersa en comparación con la categoría de muy alta susceptibilidad. Litológicamente se encuentra en zonas con características similares a las del escenario de muy alta susceptibilidad. Desde un punto de vista morfométrico, esta categoría se caracteriza por pendientes entre 15° a 25°, principalmente en laderas de contrapendiente y, en menor medida, del tipo estructural, con formas convexas. Las coberturas de la tierra y la densidad de vegetación consisten principalmente en zonas de pastos, escasa vegetación y, en menor medida, zonas de cultivos. En particular, en algunas zonas al sureste se identifica en coberturas del tipo bosque fragmentado producto de la intervención

antrópica en estos lugares (deforestación), cercanos al casco urbano del municipio de Socotá, lo que contribuye a baja estabilidad y protección del manto del suelo.

- **Categoría de susceptibilidad moderada:** Esta categoría representa el 20,92% del área de estudio y está dispersa espacialmente a lo largo de toda el área. En esta categoría corresponden unidades litológicas con menor cantidad de movimientos identificados y una menor extensión areal. Incluye partes de las formaciones Fómeque, Chipaque, Arenisca Tierna y depósitos coluviales ubicados en laderas suaves y alomadas. Desde el punto de vista morfométrico, se caracteriza por zonas con pendientes entre 5° a 15°, ubicadas principalmente en laderas de planos estructurales y, en menor medida, de contrapendiente. Estas últimas se localizan preferentemente en los sectores oeste y este de la porción sur del área de estudio, presentando laderas con formas convexas y cóncavas. Mayoritariamente, esta categoría se sitúa en zonas alejadas de la red vial (>201 m) y de la red de drenaje (>204m), con coberturas de la tierra y de densidad de vegetación de zonas de pastos, bosques y en menor medida, áreas de cultivo.
- **Categoría de susceptibilidad baja:** Esta categoría representa el 42,50% del área de estudio. En esta clase de susceptibilidad se incluyen unidades litológicas pertenecientes a las formaciones Fómeque y Chipaque, y algunas partes de las formaciones Arcillas de Socha y Guaduas, junto con depósitos coluviales y aluviales ubicados principalmente al este y oeste del cauce del río Chicamocha en laderas de pendientes bajas con morfologías suaves y alomadas, además de algunas asociadas a geoformas de origen fluvial en zonas planas. Esta categoría se encuentra generalmente alejada de lineamientos de falla (>200 m), en pendientes suaves y muy suaves menores a 10° y 15°, con laderas de perfiles cóncavos y rectos y, en menor medida, convexos. Las principales coberturas de la tierra y de densidad de vegetación consisten en áreas de cultivo, seguidas por bosques y pastos, respectivamente, que brindan protección de los materiales superficiales al desarrollo de movimientos.

En los mapas de susceptibilidad, las áreas clasificadas como de muy alta y alta susceptibilidad únicamente reflejan la probable zona inestable de inicio de los movimientos, debido a la metodología de muestreo empleada de un solo punto en el pixel de mayor elevación de cada movimiento. Este aspecto es especialmente relevante para la

evaluación de los movimientos tipo flujo, los cuales pueden desplazarse una larga distancia ladera abajo (confinados o libres), ocasionando afectaciones en áreas alejadas de su punto de origen.

En este sentido, para el área de estudio es importante abordar la modelación de la propagación de los movimientos tipo flujo en las laderas mediante métodos determinísticos, que permitan obtener la distribución y alcance de los depósitos generados por estos procesos. En especial, se deben enfocar en las zonas cercanas a los núcleos urbanos e infraestructuras, como el municipio de Socotá. Estas áreas son particularmente vulnerables, y comprender la potencialidad de estos procesos es crucial para prevenir posibles daños.

### 6.5.2 Evaluación del desempeño de modelos globales y locales

El desempeño de los modelos globales de regresión (regresión logística - LR) y locales (regresión logística geográficamente ponderada - GWLR) fue comparado usando los estadísticos de calidad de ajuste, la densidad de movimientos por clases de susceptibilidad y los valores de ROC-AUC, los cuales se detallan en la sección de resultados para ambos tipos de movimientos en masa superficiales. Esta metodología es comúnmente empleada en estudios de susceptibilidad, ya que permite cuantificar el desempeño de cada uno de los modelos estadísticos multivariados en la generación de mapas de susceptibilidad (e. g. Akgun, 2012; Chalkias et al., 2014; Costanzo et al., 2014; Romer & Ferentinou, 2016; Yalcin, 2008).

**Tabla 6-14.** Comparación de estadísticos diagnósticos de calidad de ajuste entre modelos globales (LR) y locales (GWLR).

Criterios de bondad de ajuste	Deslizamientos superficiales			Movimientos tipo flujo		
	LR	GWLR	Diferencia	LR	GWLR	Diferencia
Devianza	1038,436	940,096	98,340	466,586	445,580	21,006
AIC	1052,437	1022,648	29,789	482,587	475,595	6,992
McFadden <i>pseudo</i> R <sup>2</sup>	0,276	0,344	0,068	0,317	0,348	0,031

En la **Tabla 6-14** se observa que los modelos de regresión locales (GWLR) presentan una mejora significativa respecto a los modelos de regresión globales (LR) en ambos tipos de movimientos en masa superficiales. En primer lugar, se aprecia una reducción significativa de la devianza en los modelos locales, lo que indica un mejor ajuste en comparación con

los globales. Para deslizamientos superficiales, esta diferencia es de 98,096 y para movimientos tipo flujo, es de 21,006.

En segundo lugar, la disminución en el valor del Criterio de Información de Akaike (AIC) obtenido por los modelos locales para deslizamientos superficiales ( $\Delta_{AIC}=29,789$ ) y movimientos tipo flujo ( $\Delta_{AIC}=6,992$ ), señala que, en ambos casos son superiores a los modelos globales. Es importante mencionar que una diferencia del valor de AIC mayor a 3 o 4 unidades se considera una mejora significativa en el rendimiento (Burnham & Anderson, 2004; Cavanaugh & Neath, 2019; Charlton & Fotheringham, 2009). Finalmente, se observa que los valores del *pseudo* coeficiente de determinación de McFadden son más altos para los modelos locales, lo que sugiere que estos modelos tienen un poder explicativo y de ajuste superiores en comparación con los modelos globales.

De acuerdo con la **Tabla 6-15**, es posible observar que, para los mapas de susceptibilidad a deslizamientos superficiales, el modelo local presenta una mejor capacidad predictiva con un 83,78% de movimientos ubicados en las clases de alta y muy alta susceptibilidad, comparado con el 81,08% del modelo global. En cambio, las diferencias en los mapas de susceptibilidad obtenidos para movimientos tipo flujo son menores. En este caso, tanto para modelos locales y globales el 80,39% de movimientos se encuentran en las clases de alta y muy alta susceptibilidad.

**Tabla 6-15.** Densidad de movimientos en masa superficiales por clases de susceptibilidad de modelos globales (LR) y locales (GWLR).

Categoría de susceptibilidad	Densidad deslizamientos superficiales		Densidad movimientos tipo flujo	
	LR (%)	GWLR (%)	LR (%)	GWLR (%)
Baja	4,80	4,20	9,80	8,82
Moderada	14,11	12,01	9,80	10,78
Alta	34,08	32,88	22,55	22,22
Muy alta	47,00	50,90	57,84	58,17

A partir de las matrices de confusión generadas utilizando los conjuntos de datos de prueba para todos los modelos de susceptibilidad (**Figura 6-11**, **Figura 6-15**, **Figura 6-21** y **Figura 6-26**), se observa que los modelos locales tienen una mayor capacidad para predecir correctamente los sitios inestables en el área de estudio. En el caso de los deslizamientos superficiales, la regresión logística muestra una tasa de verdaderos positivos (TPR) de

0,800, en comparación con el 0,832 de la regresión logística geográficamente ponderada. En cuanto a los modelos de susceptibilidad de movimientos tipo flujo, la diferencia es mayor y significativa. La regresión logística presenta un valor de TPR de 0,753, mientras que el modelo local de 0,790. En relación con los mapas de susceptibilidad combinados (**Figura 6-18** y **Figura 6-29**) se observa la misma tendencia, con un valor de TPR de 0,864 para el modelo global comparado con el 0,892 para el modelo local.

En particular, para Guzzetti et al. (2006) un indicador adicional para cuantificar el grado de ajuste y predicción de un modelo de susceptibilidad consiste en evaluar el número de casos erróneamente clasificados como zonas estables (*i. e.* proporción de falsos negativos, FN). En este sentido, los modelos locales presentan una menor proporción de FN para ambos tipos de movimientos en masa superficiales (16,8%, deslizamientos superficiales y 20,9%, movimientos tipo flujo), comparados con los modelos globales (20,0%, deslizamientos superficiales y 24,7%, movimientos tipo flujo). Esto mismo también se observa para los mapas de susceptibilidad combinados, con una proporción de FN de 10,8% para el modelo local y 13,6% para el modelo global o convencional.

Las tasas de falsos positivos (FPR) en cada uno de los modelos de susceptibilidad sugieren que los modelos locales tienden a ser menos conservadores en la clasificación espacial de zonas inestables (Begueria & Lorente, 1999). Esto significa que los modelos locales discriminan mejor las áreas de alta y muy alta susceptibilidad en comparación con los modelos globales. Sin embargo, es importante destacar que, en estudios de susceptibilidad, estos valores no deben interpretarse como clasificaciones incorrectas de los modelos, sino como áreas propensas a futuras inestabilidades susceptibles a fallar con eventos detonantes (Eiras et al., 2021).

Adicionalmente, de acuerdo con los resultados del área bajo la curva ROC de tasa de predicción, en todos los casos los modelos locales presentan un mejor o igual rendimiento que los modelos de regresión logística convencionales. Para deslizamientos superficiales, el modelo global obtuvo un valor de 0,849 (**Figura 6-11**) y el modelo local un valor de 0,871 (**Figura 6-21**), y en el caso de movimientos tipo, ambos modelos presentaron un valor de 0,886 (**Figura 6-15** y **Figura 6-26**). De igual modo, los mapas combinados poseen un mayor poder predictivo cuando se emplean las probabilidades estimadas locales (AUC=0,872) (**Figura 6-29**) comparados con las globales (AUC=0,843) (**Figura 6-18**). Según los resultados de todos los modelos, se puede concluir que tienen una excelente

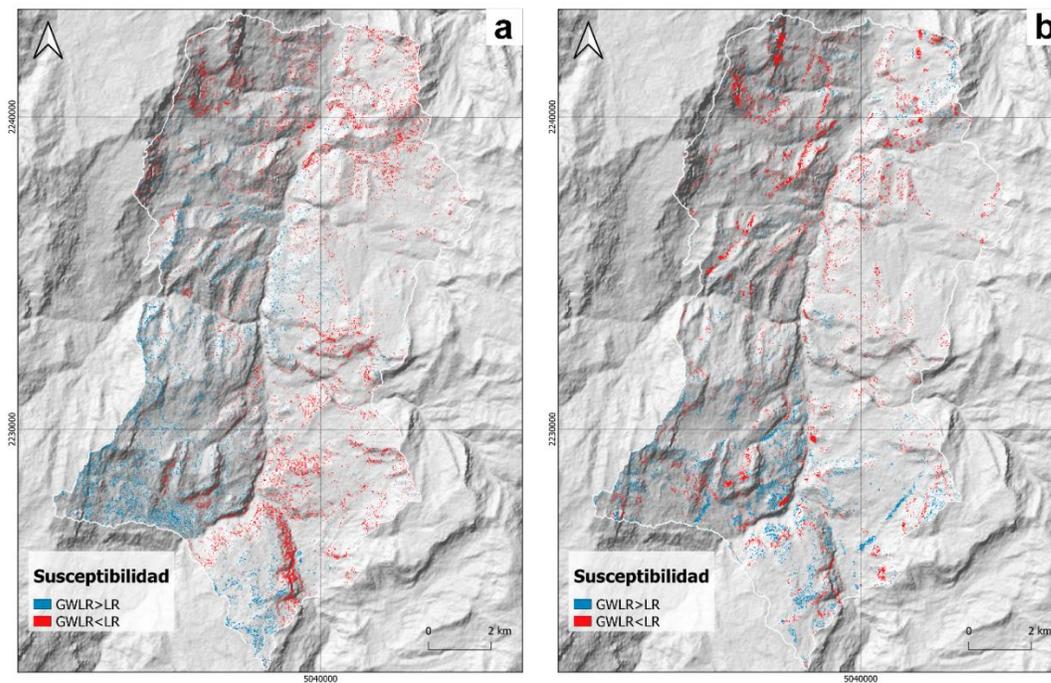
capacidad de discriminación en los conjuntos de datos de prueba, según la regla general (AUC=0,8 – 0,9: excelente) (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Las áreas inestables de cada mapa de susceptibilidad (*i. e.* susceptibilidad alta y muy alta) fueron cruzadas para evaluar en que sitios los modelos estimaron una mayor o menor probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa superficiales (**Figura 6-39**). En el caso de deslizamientos superficiales, el modelo local estimó una mayor probabilidad en el costado sur, suroeste y central del área de estudio, debido a la mayor influencia de las variables NDVI, cobertura de la tierra, curvatura en perfil y proximidad a vías en estas ubicaciones (**ver Figura 6-38a, Figura 6-37a, Figura 6-34a y Figura 6-36**). En cambio, el modelo local estimó una menor probabilidad al norte y en todo el costado este, debido a la menor influencia que allí presentan las variables de litología, pendiente, curvatura en perfil y proximidad a vías (**ver Figura 6-30a, Figura 6-33a, Figura 6-34a y Figura 6-36**).

En lo que respecta a movimientos tipo flujo, el modelo de regresión global estimó una mayor susceptibilidad al norte, debido a la mayor influencia de las variables de curvatura en perfil y cobertura de la tierra, comparadas con la influencias variables detectadas por el modelo local para esta región (**ver Figura 6-34b y Figura 6-37b**).

De acuerdo con lo expuesto anteriormente y lo mencionado en la sección de análisis de susceptibilidad, se evidencian las ventajas de los modelos locales, específicamente de regresión logística geográficamente ponderada, en comparación con los modelos globales, como las regresiones logísticas, en este tipo de problemáticas.

Los análisis revelan que la contribución de cada variable en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales varía a lo largo del área de estudio. Estas variaciones especiales proporcionan información valiosa sobre la relación entre características del terreno (variables explicativas) y los procesos morfodinámicos que se pasarían por alto si solo se aplicara un modelamiento global tradicional. Esto subraya la importancia de considerar estos procesos desde una perspectiva multiescala en cualquier análisis de susceptibilidad. En este sentido, los modelos locales ofrecen una mejora potencial en la estimación y evaluación de estos procesos en el entorno, y señalan el camino para llevar a cabo análisis más detallados en zonas afectadas en otras partes del país.



**Figura 6-39.** Diferencias en estimaciones de susceptibilidad a movimientos en masa superficiales entre modelos locales (GWLR) y modelo global (LR). **(a)** Deslizamientos superficiales; **(b)** movimientos tipo flujo.

Es importante enfatizar algunas de las limitaciones que han influido en los resultados y conclusiones de esta investigación. Debido a las condiciones climáticas y del terreno en este tramo de la cuenca media del río Chicamocha, es probable que se hayan inventariado incorrectamente múltiples eventos como movimientos en masa superficiales, cuando en realidad podrían tratarse de áreas desnudas sin vegetación en las laderas. A pesar de los esfuerzos para abordar este inconveniente, como la creación de una capa que identifica zonas con predominio de procesos erosivos y la restricción de los movimientos dentro de estas áreas, no es posible garantizar que todos los movimientos no correspondan a áreas desnudas sin vegetación. Esto se debió a las limitaciones inherentes a la fotointerpretación y a la falta de reconocimiento en campo de cada uno de los movimientos en masa, debido a la densidad de procesos morfodinámicos y erosivos en el área de estudio, además de los condicionantes de accesibilidad y de recursos.

Dadas estas limitaciones, es crucial interpretar los resultados de esta investigación con un grado de incertidumbre, debido a que algunas áreas en los mapas de susceptibilidad se refieren posiblemente a una combinación de la probabilidad de zonas propensas a la

erosión superficial del suelo y a la inestabilidad que conduce a movimientos en masa superficiales.

Sin embargo, las observaciones derivadas de esta investigación se alinean con trabajos previos en el área de estudio (Colegial, 1989; CORPOBOYACÁ & UPTC, 2014; Esquivel, 1992; Pacheco, 1971; SGC, 2015), lo que sugiere que las zonificaciones de susceptibilidad generadas proveen información valiosa acerca de la dinámica de ocurrencia de movimientos en masa en el área.

Además, este estudio establece una base para investigaciones más exhaustivas en esta región, donde los procesos morfodinámicos son intensos y desempeñan un papel fundamental en la evolución del terreno. Esto abre la puerta a futuras nuevas investigaciones que se centren en estudios integrales que consideren la relación entre los procesos erosivos y la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en esta región, una perspectiva que ya ha sido sugerida por otros estudios en la zona (SGC, 2015; SGC & IDEAM, 2016) y en otras partes del mundo, donde los resultados indican una conexión directa entre estos fenómenos (*e. g.* Huang et al., 2020; Pradhan et al., 2012).

Otra de las limitaciones que aumenta la incertidumbre en esta investigación es la falta de mapas de suelos y materiales superficiales en el área de estudio. Por lo tanto, las relaciones estadísticas entre las zonas inestables y la variable de litología se basan en la suposición de que las subdivisiones de las unidades geológicas reflejan las características de los materiales superficiales en las laderas, los cuales se derivan de la meteorización del macizo rocoso (*i. e.* eluvión).

A pesar de la simplificación de este método, esta metodología ha sido utilizada con éxito en otros estudios de susceptibilidad en todo el mundo (*e. g.* Chalkias et al., 2020; Henriques, 2014; Dai & Lee, 2002; Henriques et al., 2015) y está en concordancia con los hallazgos de este estudio, donde las subdivisiones realizadas ayudan en la identificación de las zonas con mayor susceptibilidad.

No obstante, es fundamental que en futuras investigaciones en esta región se elaboren mapas de materiales superficiales y suelos. Esto permitirá reducir el grado de incertidumbre y resultará en mapas de susceptibilidad más precisos, delimitando de manera más exacta las zonas más propensas al desarrollo de este tipo de fenómenos.



# 7. Conclusiones y recomendaciones

## 7.1 Conclusiones

Mediante el proceso de fotointerpretación se identificaron 1274 movimientos en masa superficiales, de los cuales 862 (68%) corresponden a deslizamientos superficiales y 412 (32%) a movimientos tipo flujo. Los movimientos se clasificaron de acuerdo con la morfología de desplazamiento ladera abajo. Se consideraron como deslizamientos superficiales aquellos que no presentan continuidad alargada clara ladera abajo, mientras que los movimientos tipo flujo se refieren a los movimientos con geometrías alargadas y lobulares, con zonas de transición definidas, ya sea confinados (flujos) o libres sobre la ladera (avalanchas).

El análisis de sensibilidad reveló que las variables con mayor importancia relativa en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales en el área de estudio son la pendiente, NDVI, litología, cobertura de la tierra, curvatura en perfil, proximidad a vías, proximidad a drenaje y proximidad a fallas.

El método de regresión espacial local detectó que, según la zona del área de estudio, algunas variables ejercen mayor influencia en la ocurrencia de movimientos en masa superficiales. En este sentido, se puede concluir que el método local permite identificar y establecer la relación heterogénea entre las variables explicativas y la ocurrencia de movimientos en masa superficiales a lo largo del área de estudio, en contraste con los métodos estadísticos globales, que no pueden detectar esta relación no estacionaria.

A partir de la comparación objetiva entre los resultados de los métodos estadísticos globales y locales, se puede concluir que los modelos locales presentan una mayor habilidad para predecir la ocurrencia espacial de movimientos en masa superficiales (deslizamientos superficiales y movimientos tipo flujo), de acuerdo con la mejora en el grado de ajuste (devianza, AIC y McFadden *pseudo*  $R^2$ ) y los valores de tasa de predicción. Estas mejoras se reflejan en mapas de susceptibilidad más confiables y precisos, que

permiten tomar decisiones acertadas para prevenir y mitigar el impacto de este tipo de procesos morfodinámicos en el entorno.

Según los resultados del modelo de regresión espacial local, se estima que el 28% del área de estudio presenta una alta a muy alta susceptibilidad a deslizamientos superficiales, concentrados principalmente en la zona central y en las proximidades de los principales cauces. Asimismo, el 25% de área presenta una alta a muy alta susceptibilidad a movimientos tipo flujo, especialmente en la parte central, oeste y noroeste.

Las diferencias en los mapas de susceptibilidad resaltan la importancia de realizar análisis por separado para los dos tipos de movimientos en masa superficiales tratados, ya que permiten obtener una mejor comprensión de los procesos que influyen en la ocurrencia de cada movimiento. Posteriormente, los resultados de ambos análisis pueden combinarse para preparar un mapa general de susceptibilidad que refleje de manera precisa la distribución de las zonas inestables y estables en el área de estudio.

La aproximación metodológica utilizada en este estudio demuestra que el uso de un análisis de regresión espacial local es viable para la estimación y evaluación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales. En consecuencia, esta metodología puede ser empleada por otros estudios para realizar zonificaciones de susceptibilidad en diversas zonas afectadas por este tipo de procesos morfodinámicos en otras regiones.

Una de las limitaciones de este estudio fue la imposibilidad de verificar en campo la totalidad de movimientos en masa superficiales identificados a través de la fotointerpretación de fotografías aéreas e imágenes satelitales, lo que conlleva un nivel de incertidumbre en el inventario. Esto puede haber afectado la capacidad predictiva de los modelos de susceptibilidad y el nivel de confianza de las zonificaciones de susceptibilidad obtenidas, por lo cual es crucial interpretar los resultados con un grado de incertidumbre. No obstante, las observaciones sobre susceptibilidad descritas en esta investigación concuerdan con estudios previos realizados en la zona, lo que sugiere que esta investigación provee información valiosa acerca de la dinámica de la ocurrencia de movimientos en masa en el área.

Inicialmente, se contempló en los objetivos específicos realizar una comparación adicional con el método bivariado de *Frequency Ratio* (FR) en la estimación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales. Sin embargo, se consideró conveniente comparar

únicamente los métodos de regresión globales (LR) y locales (GWLR) debido a la similitud de interpretación que presentan, además que los valores de ponderación obtenidos en el método bivariado fueron el insumo para la calibración de los métodos estadísticos multivariados (valores de variables explicativas).

## 7.2 Recomendaciones

En futuras investigaciones que aborden la estimación de la susceptibilidad y amenaza a movimientos en masa superficiales, resulta necesario elaborar mapas de unidades de materiales superficiales y de suelos. Esto contribuirá a reducir la incertidumbre de los modelos y generar zonificaciones más precisas a escalas locales y regionales.

En particular, en este tramo de la cuenca media del río Chicamocha, se requieren estudios y análisis más detallados a escala local utilizando métodos determinísticos estáticos y dinámicos para estimar la susceptibilidad y, posteriormente, evaluar la amenaza. Específicamente, se deben enfocar en áreas de concentración de movimientos en masa (susceptibilidad alta y muy alta) ubicadas al este de los municipios de Sativasur y Sativanorte, así como al oeste del casco urbano del municipio de Socotá.

Este tramo de la cuenca del río Chicamocha requiere estudios exhaustivos que analicen de manera integral la relación entre los procesos erosivos y la ocurrencia de movimientos en masa superficiales, y que evalúen como estos influyen en la evolución del terreno.

En regiones de Colombia donde sea evidente la inestabilidad del terreno al desarrollo de movimientos en masa, es fundamental que se realicen esfuerzos para mejorar, complementar y llevar a cabo inventarios completos y multitemporales por parte de organismos gubernamentales, privados y universidades. Esta información detallada servirá como insumo para realizar estudios de susceptibilidad y amenaza. Además, fomentará la investigación de nuevas técnicas que proporcionen herramientas efectivas para la planificación del territorio, siendo esenciales para la creación de sistemas de alerta temprana y medidas de mitigación del riesgo.

Finalmente, se sugiere realizar investigaciones comparativas entre modelos de regresión espaciales locales y globales (*e. g.* retardo espacial en la variable dependiente y en los errores), así como también técnicas de aprendizaje automático y métodos determinísticos para la estimación y evaluación de la susceptibilidad a movimientos en masa superficiales,

con el objetivo de determinar las ventajas y desventajas de cada método en contextos regionales y locales.

## **A. Anexo: Inventario de movimientos en masa superficiales del área de estudio**

Este anexo se presenta como medio magnético.

## **B. Anexo: Mapas de ponderación – *Frequency Ratio* (FR) de variables explicativas**

Este anexo se presenta como medio magnético.

## **C. Anexo: Distribuciones espaciales de variabilidad en términos de *odds ratio* (OR) de variables explicativas**

Este anexo se presenta como medio magnético.



## Bibliografía

- Abbaszadeh Shahri, A., Spross, J., Johansson, F., & Larsson, S. (2019). Landslide susceptibility hazard map in southwest Sweden using artificial neural network. *Catena*, 183(June), 104225. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104225>
- Akaike, H. (1973). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. Proceedings of the 2nd international symposium on information theory. *Second International Symposium on Information Theory*, 267–281.
- Akgun, A. (2012). A comparison of landslide susceptibility maps produced by logistic regression, multi-criteria decision, and likelihood ratio methods: A case study at İzmir, Turkey. *Landslides*, 9(1), 93–106. <https://doi.org/10.1007/s10346-011-0283-7>
- Akgün, A., & Bulut, F. (2007). GIS-based landslide susceptibility for Arsin-Yomra (Trabzon, North Turkey) region. *Environmental Geology*, 51(8), 1377–1387. <https://doi.org/10.1007/s00254-006-0435-6>
- Albuquerque, P., Medina, F., & Da Silva, A. (2017). Geographically Weighted Logistic Regression Applied to Credit Scoring Models. *Revista Contabilidade e Finanças*, 28(73), 93–112. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201703760>
- Aleotti, P., & Chowdhury, R. (1999). Landslide hazard assessment: Summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1), 21–44. <https://doi.org/10.1007/s100640050066>
- Alkhasawneh, M. S., Ngah, U. K., Tay, L. T., & Isa, N. A. M. (2014). Determination of importance for comprehensive topographic factors on landslide hazard mapping using artificial neural network. *Environmental Earth Sciences*, 72(3), 787–799. <https://doi.org/10.1007/s12665-013-3003-x>
- Alvarado, B., & Sarmiento, R. (1944). *Informe geológico general sobre los yacimientos de hierro, carbón y caliza de la región de Paz de Río (Departamento de Boyacá)* (p. 157). Servicio Geológico Nacional (SGNC).
- Anis, Z., Wissem, G., Vali, V., Smida, H., & Mohamed Essghaier, G. (2019). GIS-based landslide susceptibility mapping using bivariate statistical methods in North-western Tunisia. *Open Geosciences*, 11(1), 708–726. <https://doi.org/10.1515/geo-2019-0056>
- Arabameri, A., Pradhan, B., & Rezaei, K. (2019). Gully erosion zonation mapping using integrated geographically weighted regression with certainty factor and random forest models in GIS. *Journal of Environmental Management*, 232(November 2018), 928–942.

- <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.11.110>
- Arabameri, A., Saha, S., Roy, J., Chen, W., Blaschke, T., & Bui, D. T. (2020). Landslide susceptibility evaluation and management using different machine learning methods in the Gallicash River Watershed, Iran. *Remote Sensing*, *12*(3). <https://doi.org/10.3390/rs12030475>
- ASF DAAC. (2011). *ALOS PALSAR Radiometric Terrain Corrected high res*. JAXA/METI. <https://doi.org/10.5067/Z97HFCNKR6VA>
- Atkinson, P. M., & Massari, R. (1998). Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the central Apennines, Italy. *Computers and Geosciences*, *24*(4), 373–385. [https://doi.org/10.1016/S0098-3004\(97\)00117-9](https://doi.org/10.1016/S0098-3004(97)00117-9)
- Atkinson, Peter M., German, S. E., Sear, D. A., & Clark, M. J. (2003). Exploring the relations between riverbank erosion and geomorphological controls using geographically weighted logistic regression. *Geographical Analysis*, *35*(1), 58–82. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2003.tb01101.x>
- Austin, P. C., & Tu, J. V. (2004). Bootstrap Methods for Developing Predictive Models. *American Statistician*, *58*(2), 131–137. <https://doi.org/10.1198/0003130043277>
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, *65*(1–2), 15–31. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.010>
- Bacchini, M., & Zannoni, A. (2003). Relations between rainfall and triggering of debris-flow: Case study of Cancia (Dolomites, Northeastern Italy). *Natural Hazards and Earth System Science*, *3*(1–2), 71–79. <https://doi.org/10.5194/nhess-3-71-2003>
- Baeza, C., & Corominas, J. (2001). Assessment of shallow landslide susceptibility by means of multivariate statistical techniques. *Earth Surface Processes and Landforms*, *26*(12), 1251–1263. <https://doi.org/10.1002/esp.263>
- Bai, S. B., Wang, J., Lü, G. N., Zhou, P. G., Hou, S. S., & Xu, S. N. (2010). GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping of the Zhongxian segment in the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, *115*(1–2), 23–31. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.09.025>
- Bai, S., Wang, J., Thiebes, B., Cheng, C., & Yang, Y. (2014). Analysis of the relationship of landslide occurrence with rainfall: A case study of Wudu County, China. *Arabian Journal of Geosciences*, *7*(4), 1277–1285. <https://doi.org/10.1007/s12517-013-0939-9>
- Begueria, S., & Lorente, A. (1999). Landslide Hazard Mapping By Multivariate Statistics : Comparison of Methods and Case Study in the Spanish Pyrenees. *Damocles*, *20*.
- Beven, K. J., & Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Sciences Bulletin*, *24*(1), 43–69. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>
- Bivand, R. S., & Wong, D. W. S. (2018). Comparing implementations of global and local indicators

- of spatial association. *Test*, 27(3), 716–748. <https://doi.org/10.1007/s11749-018-0599-x>
- Boardman, J., Parsons, A. J., Holland, R., Holmes, P. J., & Washington, R. (2003). Development of badlands and gullies in the Sneeuberg, Great Karoo, South Africa. *Catena*, 50(2–4), 165–184. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(02\)00144-3](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(02)00144-3)
- Bordoni, M., Giuseppina Persichillo, M., Meisina, C., Crema, S., Cavalli, M., Bartelletti, C., Galanti, Y., Barsanti, M., Giannecchini, R., & D'Amato Avanzi, G. (2018). Estimation of the susceptibility of a road network to shallow landslides with the integration of the sediment connectivity. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(6), 1735–1758. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-1735-2018>
- Borgomeo, E., Hebditch, K. V., Whittaker, A. C., & Lonergan, L. (2014). Characterising the spatial distribution, frequency and geomorphic controls on landslide occurrence, Molise, Italy. *Geomorphology*, 226, 148–161. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.08.004>
- Bouayad, S., & de Bellefon, M.-P. (2018). Spatial autocorrelation indices. *Handbook of Spatial Analysis, Theory and Application with R*, 52–70.
- Broothaerts, N., Kissi, E., Poesen, J., Van Rompaey, A., Getahun, K., Van Ranst, E., & Diels, J. (2012). Spatial patterns, causes and consequences of landslides in the Gilgel Gibe catchment, SW Ethiopia. *Catena*, 97, 127–136. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2012.05.011>
- Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. E. (1996). Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical Analysis*, 28(4), 281–298. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>
- Brunsdon, Chris, Fotheringham, S., & Charlton, M. (1998). *Geographically Weighted Regression-modelling spatial non-stationarity*. 431–443.
- Brunsdon, Chris, Fotheringham, S., & Charlton, M. (2000). *Geographically Weighted Regression as a Statistical Model*. June 2013, 1–12.
- Buma, J., & Dehn, M. (1998). A method for predicting the impact of climate change on slope stability. *Environmental Geology*, 35(2–3), 190–196. <https://doi.org/10.1007/s002540050305>
- Burnham, K., & Anderson, D. (2004). Model Selection and Multimodel Inference. In K. P. Burnham & D. R. Anderson (Eds.), *The Journal of Wildlife Management* (Vol. 65, Issue 3). Springer New York. <https://doi.org/10.1007/b97636>
- Burnham, K. P., Anderson, D. R., & Huyvaert, K. P. (2011). AIC model selection and multimodel inference in behavioral ecology: Some background, observations, and comparisons. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 65(1), 23–35. <https://doi.org/10.1007/s00265-010-1029-6>
- Calcaterra, D., & Parise, M. (2005). Landslide types and their relationships with weathering in a Calabrian basin, southern Italy. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 64(2),

- 193–207. <https://doi.org/10.1007/s10064-004-0262-5>
- Calcaterra, D., & Parise, M. (2010). Weathering as a predisposing factor to slope movements: An introduction. *Geological Society Engineering Geology Special Publication*, 23, 1–4. <https://doi.org/10.1144/EGSP23.1>
- Calderon Larrañaga, Y. (2013). *Relaciones entre las amenazas naturales por movimientos en masa asociadas a la minería tradicional, con los procesos de urbanización en el municipio de Soacha Cundinamarca* [Universidad Nacional de Colombia]. <http://www.bdigital.unal.edu.co/45793/>
- Cano-Burgos, B. (2022). *Zonificación de amenaza por avenida torrencial para la quebrada Colorada, producto de la rotura de una presa natural formada y sus efectos en el casco urbano del municipio de Paz de Río, Boyacá*. Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito.
- Canuti, P., Garzonio, C. A., & Vannocci, P. (1992). Lateral spreads and landslide hazards to the Northern Apennine. The example of Mt. Fumaiolo (Emilia Romagna) and Chiusi della Verna (Tuscany). *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 29(1), A53. [https://doi.org/10.1016/0148-9062\(92\)91472-h](https://doi.org/10.1016/0148-9062(92)91472-h)
- Cardozo, O., García-Palomares, J., & Gutiérrez, J. (2012). Application of geographically weighted regression to the direct forecasting of transit ridership at station-level. *Applied Geography*, 34, 548–558. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.01.005>
- Carrara, A., Cardinali, M., Detti, R., Guzzetti, F., Pasqui, V., & Reichenbach, P. (1991). GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. *Earth Surface Processes and Landforms*, 16(5), 427–445. <https://doi.org/10.1002/esp.3290160505>
- Carrara, Alberto, Crosta, G., & Frattini, P. (2003). Geomorphological and historical data in assessing landslide hazard. *Earth Surface Processes and Landforms*, 28(10), 1125–1142. <https://doi.org/10.1002/esp.545>
- Carrara, Alberto, Crosta, G., & Frattini, P. (2008). Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment. *Geomorphology*, 94(3–4), 353–378. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.033>
- Cartus, A. R., Bodnar, L. M., & Naimi, A. I. (2020). The Impact of Undersampling on the Predictive Performance of Logistic Regression and Machine Learning Algorithms. *Epidemiology*, 31(5), e42–e44. <https://doi.org/10.1097/EDE.0000000000001198>
- Catani, F., Lagomarsino, D., Segoni, S., & Tofani, V. (2013). Landslide susceptibility estimation by random forests technique: Sensitivity and scaling issues. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(11), 2815–2831. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>
- Cavanaugh, J. E., & Neath, A. A. (2019). The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 11(3), 1–11. <https://doi.org/10.1002/wics.1460>
- Cerri, R. I., Rosolen, V., Reis, F. A. G. V., Filho, A. J. P., Vemado, F., do Carmo Giordano, L., & Gabelini, B. M. (2020). The assessment of soil chemical, physical, and structural properties as

- landslide predisposing factors in the Serra do Mar mountain range (Caraguatatuba, Brazil). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 79(7), 3307–3320. <https://doi.org/10.1007/s10064-020-01791-1>
- Chalkias, C., Kalogirou, S., & Ferentinou, M. (2014). Landslide susceptibility, Peloponnese Peninsula in South Greece. *Journal of Maps*, 10(2), 211–222. <https://doi.org/10.1080/17445647.2014.884022>
- Chalkias, Christos, Kalogirou, S., & Ferentinou, M. (2011). Global and Local statistical modeling for landslide susceptibility assessment , a comparative analysis . *Proceedings of the 17th European Colloquium on Quantitative and Theoretical Geography, September*, 88–97.
- Chalkias, Christos, Polykretis, C., Karymbalis, E., Soldati, M., Ghinoi, A., & Ferentinou, M. (2020). Exploring spatial non-stationarity in the relationships between landslide susceptibility and conditioning factors: a local modeling approach using geographically weighted regression. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 79(6), 2799–2814. <https://doi.org/10.1007/s10064-020-01733-x>
- Charlton, M., & Fotheringham, S. (2009). Geographically Weighted Regression - White Paper. *National Centre for Geocomputation*, 17. [https://www.geos.ed.ac.uk/~gisteac/fspat/gwr/gwr\\_arcgis/GWR\\_WhitePaper.pdf](https://www.geos.ed.ac.uk/~gisteac/fspat/gwr/gwr_arcgis/GWR_WhitePaper.pdf)
- Chau, K. ., & Chan, J. . (2005a). Regional bias of landslide data in generating susceptibility maps using logistic refression: Case of Hong Kong Island. *Landslides*, 2(1), 280–290. <https://doi.org/10.1007/s10346-015-0576-3>
- Chau, K. T., & Chan, J. E. (2005b). Regional bias of landslide data in generating susceptibility maps using logistic regression: Case of Hong Kong Island. *Landslides*, 2(4), 280–290. <https://doi.org/10.1007/s10346-005-0024-x>
- Chau, K. T., Sze, Y. L., Fung, M. K., Wong, W. Y., Fong, E. L., & Chan, L. C. P. (2004). Landslide hazard analysis for Hong Kong using landslide inventory and GIS. *Computers and Geosciences*, 30(4), 429–443. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2003.08.013>
- Chen, C., He, W., Zhou, H., Xue, Y., & Zhu, M. (2020). A comparative study among machine learning and numerical models for simulating groundwater dynamics in the Heihe River Basin, northwestern China. *Scientific Reports*, 10(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-60698-9>
- Chen, H., Dadson, S., & Chi, Y. G. (2006). Recent rainfall-induced landslides and debris flow in northern Taiwan. *Geomorphology*, 77(1–2), 112–125. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.01.002>
- Chen, L., Guo, Z., Yin, K., Pikha Shrestha, D., & Jin, S. (2019). The influence of land use and land cover change on landslide susceptibility: A case study in Zhushan Town, Xuan'en County

- (Hubei, China). *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 19(10), 2207–2228. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-2207-2019>
- Chen, T., Zhu, L., Niu, R. qing, Trinder, C. J., Peng, L., & Lei, T. (2020). Mapping landslide susceptibility at the Three Gorges Reservoir, China, using gradient boosting decision tree, random forest and information value models. *Journal of Mountain Science*, 17(3), 670–685. <https://doi.org/10.1007/s11629-019-5839-3>
- Chen, W., Pourghasemi, H. R., & Naghibi, S. A. (2018). A comparative study of landslide susceptibility maps produced using support vector machine with different kernel functions and entropy data mining models in China. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 77(2), 647–664. <https://doi.org/10.1007/s10064-017-1010-y>
- Cheng, D., Cui, Y., Su, F., Jia, Y., & Choi, C. E. (2018). The characteristics of the Mocoa compound disaster event, Colombia. *Landslides*, 15(6), 1223–1232. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-0969-1>
- Chigira, M., & Kiho, K. (1994). Deep-seated rockslide-avalanches preceded by mass rock creep of sedimentary rocks in the Akaishi Mountains, central Japan. *Engineering Geology*, 38(3–4), 221–230. [https://doi.org/10.1016/0013-7952\(94\)90039-6](https://doi.org/10.1016/0013-7952(94)90039-6)
- Chung, C. J. F., & Fabbri, A. G. (1993). The representation of geoscience information for data integration. *Nonrenewable Resources*, 2(2), 122–139. <https://doi.org/10.1007/BF02272809>
- Chung, C. J. F., & Fabbri, A. G. (2003). Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. *Natural Hazards*, 30(3), 451–472. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000007172.62651.2b>
- Colegial, J. (1989). *Deslizamientos en el área urbana de Socotá Departamento de Boyacá* (p. 24). Instituto Nacional de Investigaciones Geológico-Mineras.
- Comber, A., Brunson, C., Charlton, M., Dong, G., Harris, R., Lu, B., Lü, Y., Murakami, D., Nakaya, T., Wang, Y., & Harris, P. (2020). *The GWR route map: a guide to the informed application of Geographically Weighted Regression*. 1–34. <http://arxiv.org/abs/2004.06070>
- Conforti, M., & Letto, F. (2019). An integrated approach to investigate slope instability affecting infrastructures. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78(4), 2355–2375. <https://doi.org/10.1007/s10064-018-1311-9>
- Conforti, M., & Letto, F. (2021). Modeling shallow landslide susceptibility and assessment of the relative importance of predisposing factors, through a GIS-based statistical analysis. *Geosciences (Switzerland)*, 11(8), 1–28. <https://doi.org/10.3390/geosciences11080333>
- Conforti, M., Pascale, S., Robustelli, G., & Sdao, F. (2014). Evaluation of prediction capability of the artificial neural networks for mapping landslide susceptibility in the Turbolo River catchment (northern Calabria, Italy). *Catena*, 113, 236–250. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2013.08.006>
- Congedo, L. (2021). Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172.

- <https://doi.org/10.21105/joss.03172>
- Copas, J. B. (1989). Unweighted Sum of Squares Test for Proportions. *Applied Statistics*, 38(1), 71. <https://doi.org/10.2307/2347682>
- Coppin, N. J., & Richards, I. (1990). *Use of vegetation in civil engineering*. <https://doi.org/10.5860/CHOICE.28-2750>
- Corominas, J., van Westen, C., Frattini, P., Cascini, L., Malet, J. P., Fotopoulou, S., Catani, F., Van Den Eeckhaut, M., Mavrouli, O., Agliardi, F., Pitilakis, K., Winter, M. G., Pastor, M., Ferlisi, S., Tofani, V., Hervás, J., & Smith, J. T. (2014). Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 73(2), 209–263. <https://doi.org/10.1007/s10064-013-0538-8>
- CORPOBOYACÁ, & UPTC. (2014). *Zonificación de áreas de amenaza de origen natural y población en riesgo en el área urbana del municipio de Socotá* (p. 190). Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia. [https://www.estadonacion.or.cr/files/biblioteca\\_virtual/021/politica/Alvarado\\_Conflicto\\_Moin](https://www.estadonacion.or.cr/files/biblioteca_virtual/021/politica/Alvarado_Conflicto_Moin)
- Costanzo, D., Rotigliano, E., Irigaray, C., Jiménez-Perálvarez, J. D., & Chacón, J. (2012). Factors selection in landslide susceptibility modelling on large scale following the gis matrix method: Application to the river Beiro basin (Spain). *Natural Hazards and Earth System Science*, 12(2), 327–340. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-327-2012>
- Costanzo, Dario, Chacón, J., Conoscenti, C., Irigaray, C., & Rotigliano, E. (2014). Forward logistic regression for earth-flow landslide susceptibility assessment in the Platani river basin (southern Sicily, Italy). *Landslides*, 11(4), 639–653. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0415-3>
- Crozier, M. (1986). *Landslides: Causes, Consequences and Environment* (C. Helm (ed.)).
- Cruden, D. M., & Varnes, D. J. (1996a). Chapter 3 LANDSLIDE TYPES AND PROCESSES. In K. Turner & R. Schuster (Eds.), *Landslides: Investigation and Mitigation* (Issue Bell 1992, pp. 36–75). Transportation Research Board Special Report 247.
- Cruden, D. M., & Varnes, D. J. (1996b). Landslide types and processes. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board*, 247(January 1996), 36–75.
- Cruden, D., & VanDine, D. (2013). Classification, Description, Causes and Indirect Effects – Canadian Technical Guidelines and Best Practices related to Landslides. *Geological Survey of Canada Open File*, 7359, 315–322.
- D’Amato Avanzi, G., Giannecchini, R., & Puccinelli, A. (2004). The influence of the geological and geomorphological settings on shallow landslides. An example in a temperate climate environment: The June 19, 1996 event in northwestern Tuscany (Italy). *Engineering Geology*, 73(3–4), 215–228. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2004.01.005>
- da Silva Henriques, C. (2014). *Landslide Susceptibility Evaluation and Validation at a Regional Scale*

- [Universidade de Lisboa]. <http://hdl.handle.net/10451/11671>
- Dahal, R. K., Hasegawa, S., Nonomura, A., Yamanaka, M., Masuda, T., & Nishino, K. (2008). GIS-based weights-of-evidence modelling of rainfall-induced landslides in small catchments for landslide susceptibility mapping. *Environmental Geology*, *54*(2), 311–324. <https://doi.org/10.1007/s00254-007-0818-3>
- Dai, F. C., & Lee, C. F. (2002). Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, *42*(3–4), 213–228. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(01\)00087-3](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(01)00087-3)
- Dai, F. C., Lee, C. F., & Ngai, Y. Y. (2002). Landslide risk assessment and management: An overview. *Engineering Geology*, *64*(1), 65–87. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(01\)00093-X](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(01)00093-X)
- Daly, C., Neilson, R. P., & Phillips, D. L. (1994). A Statistical-Topographic Model for Mapping Climatological Precipitation over Mountainous Terrain. *Journal of Applied Meteorology*, *33*(2), 140–158. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1994\)033<0140:ASTMFM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1994)033<0140:ASTMFM>2.0.CO;2)
- Dawod, G. M., & Abdel-Aziz, T. M. (2019). Utilization of geographically weighted regression for geoid modelling in Egypt. *Journal of Applied Geodesy*. <https://doi.org/10.1515/jag-2019-0009>
- De-Graft, H. (2010). Comparison of Akaike information criterion (AIC) and Bayesian information criterion (BIC) in selection of an asymmetric price relationship. *Journal of Development and Agricultural Economics*, *2*(1), 001–006. <https://doi.org/10.5897/JDAE.9000032>
- De Guidi, G., & Scudero, S. (2013). Landslide susceptibility assessment in the Peloritani Mts. (Sicily, Italy) and clues for tectonic control of relief processes. *Natural Hazards and Earth System Science*, *13*(4), 949–963. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-949-2013>
- Delaney, K. B., & Evans, S. G. (2014). The 1997 Mount Munday landslide (British Columbia) and the behaviour of rock avalanches on glacier surfaces. *Landslides*, *11*(6), 1019–1036. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0456-7>
- Deline, P., Alberto, W., Broccolato, M., Hungr, O., Noetzli, J., Ravelin, L., & Tamburini, A. (2011). The December 2008 Crammont rock avalanche, Mont Blanc massif area, Italy. *Natural Hazards and Earth System Science*, *11*(12), 3307–3318. <https://doi.org/10.5194/nhess-11-3307-2011>
- Dengo, C. A., & Covey, M. C. (1993). Structure of the Eastern Cordillera of Colombia: implications for trap styles and regional tectonics. In *American Association of Petroleum Geologists Bulletin* (Vol. 77, Issue 8, pp. 1315–1337). <https://doi.org/10.1306/bdff8e7a-1718-11d7-8645000102c1865d>
- Depicker, A., Govers, G., Jacobs, L., Campforts, B., Uwihirwe, J., & Dewitte, O. (2021). Interactions between deforestation, landscape rejuvenation, and shallow landslides in the North Tanganyika-Kivu rift region, Africa. *Earth Surface Dynamics*, *9*(3), 445–462. <https://doi.org/10.5194/esurf-9-445-2021>

- do Pinho, T. M., & Augusto-Filho, O. (2022). Landslide susceptibility mapping using the infinite slope, SHALSTAB, SINMAP, and TRIGRS models in Serra do Mar, Brazil. *Journal of Mountain Science*, 19(4), 1018–1036. <https://doi.org/10.1007/s11629-021-7057-z>
- Domencich, T., & McFadden, D. (1975). Statistical Estimation of Choice Probability Functions. In *Urban Travel Demand: A Behavioral Analysis* (pp. 101–125).
- Dramis, F., & Sorriso-Valvo, M. (1994). Deep-seated gravitational slope deformations, related landslides and tectonics. *Engineering Geology*, 38(3–4), 231–243. [https://doi.org/10.1016/0013-7952\(94\)90040-X](https://doi.org/10.1016/0013-7952(94)90040-X)
- Drouillas, Y., Lebourg, T., Zerathe, S., Hippolyte, J. C., Chochon, R., Vidal, M., & Besso, R. (2021). Alpine deep-seated gravitational slope deformation and the Messinian Salinity Crisis. *Landslides*, 18(2), 539–549. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01504-5>
- Du, G. liang, Zhang, Y. shuang, Iqbal, J., Yang, Z. hua, & Yao, X. (2017). Landslide susceptibility mapping using an integrated model of information value method and logistic regression in the Bailongjiang watershed, Gansu Province, China. *Journal of Mountain Science*, 14(2), 249–268. <https://doi.org/10.1007/s11629-016-4126-9>
- Du, Z., Zhang, B., Hu, H., Bao, J., & Li, W. (2020). Evaluation of Landslide Susceptibility Based on Logistic Regression Model. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 440(5). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/440/5/052004>
- Duman, T. Y., Can, T., Gokceoglu, C., Nefeslioglu, H. A., & Sonmez, H. (2006). Application of logistic regression for landslide susceptibility zoning of Cekmece Area, Istanbul, Turkey. *Environmental Geology*, 51(2), 241–256. <https://doi.org/10.1007/s00254-006-0322-1>
- Eckey, H. F., Kosfeld, R., & Türck, M. (2007). Regional convergence in Germany: A geographically weighted regression approach. *Spatial Economic Analysis*, 2(1), 45–64. <https://doi.org/10.1080/17421770701251905>
- Ehrlich, M., da Costa, D. P., & Silva, R. C. (2018). Behavior of a colluvial slope located in Southeastern Brazil. *Landslides*, 15(8), 1595–1613. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-0964-6>
- Eiras, C. G. S., Souza, J. R. G. de, Freitas, R. D. A. de, Barella, C. F., & Pereira, T. M. (2021). Discriminant analysis as an efficient method for landslide susceptibility assessment in cities with the scarcity of predisposition data. *Natural Hazards*, 107(2), 1427–1442. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04638-4>
- Epifânio, B., Zêzere, J. L., & Neves, M. (2014). Susceptibility assessment to different types of landslides in the coastal cliffs of Lourinhã (Central Portugal). *Journal of Sea Research*, 93, 150–159. <https://doi.org/10.1016/j.seares.2014.04.006>
- Erener, A. (2009). *An approach for landslide risk assessment by using geographic information*

- systems (GIS) and remote sensing (RS) [Middle East Technical University].  
<http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-849873-6.00001-7>  
[http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev\\_venes/article/view/1112](http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_venes/article/view/1112)  
<https://www.bps.go.id/dynamic/table/2018/05/18/1337/persentase-panjang-jalan-tol-yang-beroperasi-menurut-operatornya-2014.html>
- Erener, A., & Düzgün, H. S. B. (2010). Improvement of statistical landslide susceptibility mapping by using spatial and global regression methods in the case of More and Romsdal (Norway). *Landslides*, 7(1), 55–68. <https://doi.org/10.1007/s10346-009-0188-x>
- Ermini, L., Catani, F., & Casagli, N. (2005). Artificial Neural Networks applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology*, 66(1-4 SPEC. ISS.), 327–343. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.09.025>
- Ersoz, T., Ersoz, F., & Merdin, D. (2018). Performance Measurement in Business Management with Information Technologies. *Baltic Journal of Real Estate Economics and Construction Management*, 6(1), 272–284. <https://doi.org/10.2478/bjreecm-2018-0020>
- Esposito, G., Carabella, C., Paglia, G., & Miccadei, E. (2021). Relationships between morphostructural/geological framework and landslide types: Historical landslides in the hilly piedmont area of abruzzo region (central Italy). *Land*, 10(3). <https://doi.org/10.3390/land10030287>
- Esquivel, J. (1992). *Amenaza geológica y ambiental por la minería del carbón en las veredas de Rucu y Coscativa (Socotá-Boyacá)* (p. 31). Instituto de Investigaciones en Geociencias, Minería y Química (Ingeominas).
- Estrada, N. K. (2017). *Landslide susceptibility prediction in a mountainous catchment: The Naranjo basin, western Guatemala*. Liège Université.
- Etten, J. Van, Sumner, M., Cheng, J., Baston, D., Bevan, A., Bivand, R., Busetto, L., Canty, M., Fasoli, B., Forrest, D., Golicher, D., Gray, J., Greenberg, J. A., Karney, C., Mattiuzzi, M., & Mosher, S. (2023). *Package ‘raster’ R topics documented* :
- Evans, S. G., Tutubalina, O. V., Drobyshev, V. N., Chernomorets, S. S., McDougall, S., Petrakov, D. A., & Hungr, O. (2009). Catastrophic detachment and high-velocity long-runout flow of Kolka Glacier, Caucasus Mountains, Russia in 2002. *Geomorphology*, 105(3–4), 314–321. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2008.10.008>
- Fawcett, T. (2003). ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Data Mining Researchers ROC Graphs : Notes and Practical Considerations for Data Mining Researchers. *HP Invent*, 27. <https://doi.org/10.1.1.10.9777>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Fell, R., Corominas, J., Bonnard, C., Cascini, L., Leroi, E., & Savage, W. Z. (2008). Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. *Engineering Geology*,

- 102(3–4), 85–98. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.03.022>
- Feuillet, T., Coquin, J., Mercier, D., Cossart, E., Decaulne, A., Jónsson, H. P., & Sæmundssonthorsteinn, T. (2014). Focusing on the spatial non-stationarity of landslide predisposing factors in northern Iceland: Do paraglacial factors vary over space? *Progress in Physical Geography*, 38(3), 354–377. <https://doi.org/10.1177/0309133314528944>
- Flach, P. A. (2016). ROC Analysis. In *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* (pp. 1–8). Springer US. [https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7502-7\\_739-1](https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7502-7_739-1)
- Fonseca, A., & Torres, M. (1994). *Recopilación y evaluación de información geológica de la cuenca carbonífera de Boyacá zona Sogamoso-Jericó sector II para la elaboración del mapa geológico regional* (p. 237). “Ecocarbón” Empresa colombiana de carbón.
- Forte, G., Pirone, M., Santo, A., Nicotera, M. V., & Urciuoli, G. (2019). Triggering and predisposing factors for flow-like landslides in pyroclastic soils: the case study of the Lattari Mts. (southern Italy). *Engineering Geology*, 257(May), 105137. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2019.05.014>
- Fotheringham, A. S., Charlton, M. E., & Brunsdon, C. (1998). Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment and Planning A*, 30(11), 1905–1927. <https://doi.org/10.1068/a301905>
- Fotheringham, A. Stewart. (2009). “The problem of spatial autocorrelation” and local spatial statistics. *Geographical Analysis*, 41(4), 398–403. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2009.00767.x>
- Fotheringham, A. Stewart, Crespo, R., & Yao, J. (2015). Geographical and Temporal Weighted Regression (GTWR). *Geographical Analysis*, 47(4), 431–452. <https://doi.org/10.1111/gean.12071>
- Fotheringham, A. Stewart, & Oshan, T. M. (2016). Geographically weighted regression and multicollinearity: dispelling the myth. *Journal of Geographical Systems*, 18(4), 303–329. <https://doi.org/10.1007/s10109-016-0239-5>
- Fotheringham, S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships* (1era ed.). John Wiley & Sons, LTD.
- Fox, J. (1991). *Regression Diagnostics: An Introduction* (SAGE (ed.); Second Edi). SAGE Publications.
- Fox, J., & Weisberg, S. (2019). An R Companion to Applied Regression. In *Thousand Oaks CA: Sage*. (Issue September 2012). <http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion>
- Fujisawa, K., Marcato, G., Nomura, Y., & Pasuto, A. (2010). Management of a typhoon-induced landslide in Otomura (Japan). *Geomorphology*, 124(3–4), 150–156. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.09.027>
- García-Rodríguez, M. J., Malpica, J. A., Benito, B., & Díaz, M. (2008). Susceptibility assessment of

- earthquake-triggered landslides in El Salvador using logistic regression. *Geomorphology*, 95(3–4), 172–191. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2007.06.001>
- García-Ruiz, J. M., Beguería, S., Arnáez, J., Sanjuán, Y., Lana-Renault, N., Gómez-Villar, A., Álvarez-Martínez, J., & Coba-Pérez, P. (2017). Deforestation induces shallow landsliding in the montane and subalpine belts of the Urbión Mountains, Iberian Range, Northern Spain. *Geomorphology*, 296, 31–44. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.08.016>
- Geoestudios LTDA. (2006). *Cartografía Geológica Cuenca Cordillera Oriental-Sector Soapaga* (pp. 1–252). Geoestudios LTDA. [https://doi.org/10.1007/978-1-62703-791\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-62703-791_4)
- Glade, T. (2003). Landslide occurrence as a response to land use change: A review of evidence from New Zealand. *Catena*, 51(3–4), 297–314. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(02\)00170-4](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(02)00170-4)
- Glade, T., & Crozier, M. J. (2005). The Nature of Landslide Hazard Impact. In T. Glade, M. Anderson, & M. J. Crozier (Eds.), *Landslide Hazard and Risk* (pp. 43–74). John Wiley & Sons, Ltd.
- Gollini, I., Lu, B., Charlton, M., Brunsdon, C., & Harris, P. (2015). Gwmodel: An R package for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models. *Journal of Statistical Software*, 63(17), 1–50. <https://doi.org/10.18637/jss.v063.i17>
- Gómez, H., & Kavzoglu, T. (2005). Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Engineering Geology*, 78(1–2), 11–27. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2004.10.004>
- Goovaerts, P. (1999). Using elevation to aid the geostatistical mapping of rainfall erosivity. *Catena*, 34(3–4), 227–242. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(98\)00116-7](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(98)00116-7)
- Goovaerts, P. (2000). Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, 228(1–2), 113–129. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00144-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00144-X)
- Gorsevski, Pece V., Gessler, P. E., Foltz, R. B., & Elliot, W. J. (2006). Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and ROC analysis. *Transactions in GIS*, 10(3), 395–415. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2006.01004.x>
- Gorsevski, Peter V., & Foltz, R. B. (2000). Spatial Prediction of Landslide Hazard Using Discriminant Analysis and GIS GIS in the Rockies 2000 Conference. *Analysis, January 2000*.
- Goyes-Peñafiel, P., & Hernandez-Rojas, A. (2021). Landslide susceptibility index based on the integration of logistic regression and weights of evidence: A case study in Popayan, Colombia. *Engineering Geology*, 280, 105958. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105958>
- Guadagno, F. M., Forte, R., Revellino, P., Fiorillo, F., & Focareta, M. (2005). Some aspects of the initiation of debris avalanches in the Campania Region: The role of morphological slope discontinuities and the development of failure. *Geomorphology*, 66(1-4 SPEC. ISS.), 237–254. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.09.024>
- Guevara, L., Maya, L., Gaya, C., Ciontescu, N., Martin, C., Gutierrez, T., Tovar, D., Cristancho, J.,

- Peralta, B., Cerinza, A., Fandiño, N., Pachón, A., Bello, C., Hincapie, S., & Cortés, A. (2009). *Formulación del plan de ordenación y manejo ambiental de la cuenca media del río Chicamocha* (p. 82). Corporación Autónoma Regional de Boyacá - CORPOBOYACA. <https://www.corpoboyaca.gov.co/cms/wp-content/uploads/2015/11/informe-formulacion-chicamocha.pdf>
- Guns, M., & Vanacker, V. (2012). Logistic regression applied to natural hazards: Rare event logistic regression with replications. *Natural Hazards and Earth System Science*, 12(6), 1937–1947. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-1937-2012>
- Guthrie, R. H., & Evans, S. G. (2004). Magnitude and frequency of landslides triggered by a storm event, Loughborough Inlet, British Columbia. *Natural Hazards and Earth System Science*, 4(3), 475–483. <https://doi.org/10.5194/nhess-4-475-2004>
- Gutiérrez, M. (2008). *Geomorfología* (M. Martín-Romo (ed.)).
- Guzmán, G. (2016). The Chicamocha River Canyon. In *World Geomorphological Landscapes* (pp. 73–83). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-11800-0\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-11800-0_6)
- Guzzetti, F., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (1996). The Influence of Structural Setting and Lithology on Landslide Type and Pattern. *Environmental & Engineering Geoscience*, 11(4), 531–555. <https://doi.org/10.2113/gseegeosci.11.4.531>
- Guzzetti, Fausto, Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 13(6), 1995.
- Guzzetti, Fausto, Mondini, A. C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M., & Chang, K. T. (2012). Landslide inventory maps: New tools for an old problem. *Earth-Science Reviews*, 112(1–2), 42–66. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.02.001>
- Guzzetti, Fausto, Reichenbach, P., Ardizzone, F., Cardinali, M., & Galli, M. (2006). Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology*, 81(1–2), 166–184. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.04.007>
- Hallet, D. (1999). *Goodness of fit tests in Logistic Regression* [University of Toronto]. <https://doi.org/10.2307/j.ctvr7f6m7.7>
- Harrell, F. (2023). *Package "rms."* <https://hbiostat.org/R/rms/>
- Harris, P., Fotheringham, A. S., Crespo, R., & Charlton, M. (2010). The Use of Geographically Weighted Regression for Spatial Prediction: An Evaluation of Models Using Simulated Data Sets. *Mathematical Geosciences*, 42(6), 657–680. <https://doi.org/10.1007/s11004-010-9284-7>
- Hasekioğulları, G. D., & Ercanoglu, M. (2012). A new approach to use AHP in landslide susceptibility mapping: A case study at Yenice (Karabuk, NW Turkey). *Natural Hazards*, 63(2), 1157–1179. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0218-1>

- Heckmann, T., Gegg, K., Gegg, A., & Becht, M. (2014). Sample size matters: investigating the effect of sample size on a logistic regression susceptibility model for debris flows. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(2), 259–278. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-259-2014>
- Hemmer, G. A. J., Schons, L. M., Wieseke, J., & Schimmelpfennig, H. (2018). Log-likelihood-based Pseudo-R2 in Logistic Regression: Deriving Sample-sensitive Benchmarks. *Sociological Methods and Research*, 47(3), 507–531. <https://doi.org/10.1177/0049124116638107>
- Henriques, C., Zêzere, J. L., & Marques, F. (2015). The role of the lithological setting on the landslide pattern and distribution. *Engineering Geology*, 189, 17–31. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.01.025>
- Hernández, J. (2006). *Deslizamientos de tierra en Colombia* (Vol. 91, Issue 1). Universidad de Los Andes.
- Hiemstra, P. H., Pebesma, E. J., Twenhöfel, C. J. W., & Heuvelink, G. B. M. (2009). Real-time automatic interpolation of ambient gamma dose rates from the Dutch radioactivity monitoring network. *Computers and Geosciences*, 35(8), 1711–1721. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2008.10.011>
- Highland, L. M., & Bobrowsky, P. (2008). The landslide Handbook - A guide to understanding landslides. In *US Geological Survey Circular* (Issue 1325). <https://doi.org/10.3133/cir1325>
- Hong, H., Pradhan, B., Sameen, M. I., Chen, W., & Xu, C. (2017). Spatial prediction of rotational landslide using geographically weighted regression, logistic regression, and support vector machine models in Xing Guo area (China). *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 8(2), 1997–2022. <https://doi.org/10.1080/19475705.2017.1403974>
- Hosmer, D., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression* (2nd Editio).
- Hosmer, D. W., Hosmer, T., Le Cessie, S., & Lemeshow, S. (1997). A comparison of goodness-of-fit tests for the logistic regression model. *Statistics in Medicine*, 16(9), 965–980. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0258\(19970515\)16:9<965::AID-SIM509>3.0.CO;2-O](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0258(19970515)16:9<965::AID-SIM509>3.0.CO;2-O)
- Hosmer, David W., & Hjort, N. L. (2002). Goodness-of-fit processes for logistic regression: simulation results. *Statistics in Medicine*, 21(18), 2723–2738. <https://doi.org/10.1002/sim.1200>
- Huang, F., Chen, J., Du, Z., Yao, C., Huang, J., & Jiang, Q. (2020). Landslide susceptibility prediction considering regional soil erosion based on machine-learning models. *ISPRS International J*, 24. [https://www.mendeley.com/catalogue/56aaeba4-c7c9-3ede-8400-bea51e1eb8f5/?utm\\_source=desktop&utm\\_medium=1.19.8&utm\\_campaign=open\\_catalog&userDocumentId=%7B7094c671-c3b6-47ab-a9c3-be9c0e72bfa3%7D](https://www.mendeley.com/catalogue/56aaeba4-c7c9-3ede-8400-bea51e1eb8f5/?utm_source=desktop&utm_medium=1.19.8&utm_campaign=open_catalog&userDocumentId=%7B7094c671-c3b6-47ab-a9c3-be9c0e72bfa3%7D)
- Huang, F., Yao, C., Liu, W., Li, Y., & Liu, X. (2018). Landslide susceptibility assessment in the Nantian area of China: A comparison of frequency ratio model and support vector machine. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 9(1), 919–938. <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1482963>
- Huang, P. H. (2017). Asymptotics of AIC, BIC, and RMSEA for Model Selection in Structural

- Equation Modeling. *Psychometrika*, 82(2), 407–426. <https://doi.org/10.1007/s11336-017-9572-y>
- Hubach, E., & Alvarado, B. (1933). *Destrucción de la población de Sativanorte, Boyacá, y el sitio para su reconstrucción*. Servicio Geológico Nacional (SGNC).
- Hughes, K. S., & Schulz, W. (2020). Map depicting susceptibility to landslides triggered by intense rainfall, Puerto Rico. *Open-File Report*. <http://pubs.er.usgs.gov/publication/ofr20201022>
- Hungr, O., Evans, S. G., Bovis, M. J., & Hutchinson, J. N. (2001). A review of the classification of landslides of the flow type. *Environmental and Engineering Geoscience*, 7(3), 221–238. <https://doi.org/10.2113/gsegeosci.7.3.221>
- Hungr, Oldrich. (2005). Classification and terminology. In *Debris-flow Hazards and Related Phenomena* (First Edit, pp. 9–23). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/3-540-27129-5\\_2](https://doi.org/10.1007/3-540-27129-5_2)
- Hungr, Oldrich, Leroueil, S., & Picarelli, L. (2014). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, 11(2), 167–194. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0436-y>
- IDEAM. (n.d.). *Geoportal - IDEAM*. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales - IDEAM. <http://visor.ideam.gov.co/geovisor/>
- Iglesias, T. (2012). *Métodos de Bondad de Ajuste en Regresión Logística*. Universidad de Granada.
- Iliá, I., & Tsangaratos, P. (2016). Applying weight of evidence method and sensitivity analysis to produce a landslide susceptibility map. *Landslides*, 13(2), 379–397. <https://doi.org/10.1007/s10346-015-0576-3>
- Incitema. (2015). *Estudio de Impacto Ambiental para el área de perforación exploratoria COR-15* (pp. 1–122).
- Irfan, T. Y. (1998). Structurally controlled landslides in saprolitic soils in Hong Kong. *Geotechnical and Geological Engineering*, 16(3), 215–238. <https://doi.org/10.1023/A:1008805827178>
- Jaiswal, P., van Westen, C. J., & Jetten, V. (2011). Quantitative assessment of landslide hazard along transportation lines using historical records. *Landslides*, 8(3), 279–291. <https://doi.org/10.1007/s10346-011-0252-1>
- Jakob, M. (2000). The impacts of logging on landslide activity at Clayoquot Sound, British Columbia. *Catena*, 38(4), 279–300. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(99\)00078-8](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(99)00078-8)
- Jakob, M., & Lambert, S. (2009). Climate change effects on landslides along the southwest coast of British Columbia. *Geomorphology*, 107(3–4), 275–284. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2008.12.009>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R* (1st ed.). James, Witten, Hasten & Tibshirani.
- Jebur, M. N., Pradhan, B., & Tehrany, M. S. (2014). Optimization of landslide conditioning factors

- using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale. *Remote Sensing of Environment*, 152, 150–165. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.05.013>
- Jiang, Y., Gao, J., Yang, L., Wu, S., & Dai, E. (2021). The interactive effects of elevation, precipitation and lithology on karst rainfall and runoff erosivity. *Catena*, 207(March), 105588. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105588>
- Jibson, R. W. (2005). *Landslide hazards at La Conchita, California*. <https://doi.org/10.3133/ofr20051067>
- Kanungo, D. P., Arora, M. K., Sarkar, S., & Gupta, R. P. (2006). A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology*, 85(3–4), 347–366. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2006.03.004>
- Karsli, F., Atasoy, M., Yalcin, A., Reis, S., Demir, O., & Gokceoglu, C. (2009). Effects of land-use changes on landslides in a landslide-prone area (Ardesen, Rize, NE Turkey). *Environmental Monitoring and Assessment*, 156(1–4), 241–255. <https://doi.org/10.1007/s10661-008-0481-5>
- Kavzoglu, T., Kutlug Sahin, E., & Colkesen, I. (2015). Selecting optimal conditioning factors in shallow translational landslide susceptibility mapping using genetic algorithm. *Engineering Geology*, 192, 101–112. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.04.004>
- Kayastha, P., Dhital, M. R., & De Smedt, F. (2013). Application of the analytical hierarchy process (AHP) for landslide susceptibility mapping: A case study from the Tinau watershed, west Nepal. *Computers and Geosciences*, 52, 398–408. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.11.003>
- Kayastha, Prabin, Dhital, M. R., & De Smedt, F. (2012). Landslide susceptibility mapping using the weight of evidence method in the Tinau watershed, Nepal. *Natural Hazards*, 63(2), 479–498. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0163-z>
- Kimsey, M. J., Moore, J., & McDaniel, P. (2008). A geographically weighted regression analysis of Douglas-fir site index in north central Idaho. *Forest Science*, 54(3), 356–366. <https://doi.org/10.1093/forestscience/54.3.356>
- King, J., Loveday, I., & Schuster, R. L. (1989). The 1985 Bairaman landslide dam and resulting debris flow, Papua New Guinea. *Quarterly Journal of Engineering Geology*, 22(4), 257–270. <https://doi.org/10.1144/gsl.qjeg.1989.022.04.02>
- Kjekstad, O., & Highland, L. (2009). Economic and social impacts of landslides. *Landslides - Disaster Risk Reduction*, 573–587. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-69970-5\\_30](https://doi.org/10.1007/978-3-540-69970-5_30)
- Koh, E. H., Lee, E., & Lee, K. K. (2020). Application of geographically weighted regression models to predict spatial characteristics of nitrate contamination: Implications for an effective groundwater management strategy. *Journal of Environmental Management*, 268(March), 12. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110646>
- Kumari, M., Singh, C. K., Bakimchandra, O., & Basistha, A. (2017). Geographically weighted regression based quantification of rainfall–topography relationship and rainfall gradient in

- Central Himalayas. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1299–1309.  
<https://doi.org/10.1002/joc.4777>
- Kvalseth, T. O. (1985). Cautionary note about  $r^2$ . *American Statistician*, 39(4), 279–285.  
<https://doi.org/10.1080/00031305.1985.10479448>
- Lacerda, W. A. (2007). Landslide initiation in saprolite and colluvium in southern Brazil: Field and laboratory observations. *Geomorphology*, 87(3), 104–119.  
<https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.03.037>
- Laimer, H. J. (2017). Anthropogenically induced landslides – A challenge for railway infrastructure in mountainous regions. *Engineering Geology*, 222(6), 92–101.  
<https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.03.015>
- Landínez, A., & Beltrán, D. (2019). *Modelo de susceptibilidad a deslizamientos del departamento de Cundinamarca Colombia, fundamentado en las características topográficas del terreno* [Universidad de la Salle, Facultad de Ingeniería]. [https://ciencia.lasalle.edu.co/ing\\_civil](https://ciencia.lasalle.edu.co/ing_civil)
- Lee, S., & Min, K. (2001). Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. *Environmental Geology*, 40(9), 1095–1113. <https://doi.org/10.1007/s002540100310>
- Lee, Saro. (2005). Application of logistic regression model and its validation for landslide susceptibility mapping using GIS and remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(7), 1477–1491. <https://doi.org/10.1080/01431160412331331012>
- Lee, Saro. (2007). Comparison of landslide susceptibility maps generated through multiple logistic regression for three test areas in Korea. *Earth Surface Processes and Landforms*, 32(14), 2133–2148. <https://doi.org/10.1002/esp.1517>
- Lee, Saro, Hong, S. M., & Jung, H. S. (2017). A support vector machine for landslide susceptibility mapping in Gangwon Province, Korea. *Sustainability (Switzerland)*, 9(1), 15–19.  
<https://doi.org/10.3390/su9010048>
- Lee, Saro, & Sambath, T. (2006). Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area , Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *Environmental Geology*, April.  
<https://doi.org/10.1007/s00254-006-0256-7>
- Lee, Saro, & Talib, J. (2005). Probabilistic landslide susceptibility and factor effect analysis. *Environmental Geology*, 2005, 10. <https://doi.org/10.1007/s00254-005-1228-z>
- Lehmann, P., von Ruetten, J., & Or, D. (2019). Deforestation Effects on Rainfall-Induced Shallow Landslides: Remote Sensing and Physically-Based Modelling. *Water Resources Research*, 55(11), 9962–9976. <https://doi.org/10.1029/2019WR025233>
- Lepore, C., Kamal, S. A., Shanahan, P., & Bras, R. L. (2012). Rainfall-induced landslide susceptibility zonation of Puerto Rico. *Environmental Earth Sciences*, 66(6), 1667–1681.  
<https://doi.org/10.1007/s12665-011-0976-1>

- Lewandowska-Gwarda, K. (2018). Geographically weighted regression in the analysis of unemployment in Poland. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(1). <https://doi.org/10.3390/ijgi7010017>
- Li, Y., Liu, X., Han, Z., & Dou, J. (2020). Spatial proximity-based geographically weighted regression model for landslide susceptibility assessment: A case study of Qingchuan area, China. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(3). <https://doi.org/10.3390/app10031107>
- Lila, R. (2018). *Landslide Hazard Modeling in Ventura and Santa Barbara Counties, California Using Multi-Tiered Geospatial Data Analysis*. Texas State University.
- Lin, G. F., Chang, M. J., Huang, Y. C., & Ho, J. Y. (2017). Assessment of susceptibility to rainfall-induced landslides using improved self-organizing linear output map, support vector machine, and logistic regression. *Engineering Geology*, 224(April), 62–74. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.05.009>
- Lin, J. M., & Billa, L. (2021). Spatial prediction of flood-prone areas using geographically weighted regression. *Environmental Advances*, 6, 100118. <https://doi.org/10.1016/j.envadv.2021.100118>
- Lin, Q., & Wang, Y. (2019). The application of a geographically weighted logistic regression for earthquake-triggered landslide susceptibility mapping on different geographic scales. In *Deep Rock Mechanics: From Research to Engineering* (pp. 485–499).
- Liu, J. G., & Mason, P. J. (2009). *Essential Image Processing and GIS for Remote Sensing* (Vol. 5). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118687963>
- Lombardo, L., Cama, M., Conoscenti, C., Märker, M., & Rotigliano, E. (2015). Binary logistic regression versus stochastic gradient boosted decision trees in assessing landslide susceptibility for multiple-occurring landslide events: application to the 2009 storm event in Messina (Sicily, southern Italy). *Natural Hazards*, 79(3), 1621–1648. <https://doi.org/10.1007/s11069-015-1915-3>
- Lu, B., Harris, P., Charlton, M., & Brunson, C. (2014). The GWmodel R package: Further topics for exploring spatial heterogeneity using geographically weighted models. *Geo-Spatial Information Science*, 17(2), 85–101. <https://doi.org/10.1080/10095020.2014.917453>
- Mallick, J., Singh, R. K., Khan, R. A., Singh, C. K., Kahla, N. Ben, Warrag, E. I., Islam, S., & Rahman, A. (2018). Examining the rainfall–topography relationship using non-stationary modelling technique in semi-arid Aseer region, Saudi Arabia. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9). <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3580-9>
- Martins, T., Vieira, B., Fernandes, N., Oka-Fiori, C., & Montgomery, D. (2017). Application of the SHALSTAB model for the identification of areas susceptible to landslides: Brazilian case studies. *Revista de Geomorfologia*, 19(1), 136–144. <https://doi.org/10.21094/rg.2017.015>
- Marzban, C. (2004). The ROC curve and the area under it as performance measures. *Weather and Forecasting*, 19(6), 1106–1114. <https://doi.org/10.1175/825.1>

- Matthias, J., & Hungr, O. (2005). Debris-flow Hazards and Related Phenomena. In *Canadian Geotechnical Journal* (Vol. 42, Issue 6). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/b138657>
- Mayfield, H. J., Lowry, J. H., Watson, C. H., Kama, M., Nilles, E. J., & Lau, C. L. (2018). Use of geographically weighted logistic regression to quantify spatial variation in the environmental and sociodemographic drivers of leptospirosis in Fiji: a modelling study. *The Lancet Planetary Health*, 2(5), e223–e232. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(18\)30066-4](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(18)30066-4)
- McFadden, D. (1977). Quantitative methods for analysing travel behaviour of individuals: Some recent developments. *Cowles Foundation Discussion Paper No. 474*, 279–318.
- Medina, E., Castro, E., Navarro, S., Sandoval, A., Machuca, S., García, H., Rangel, M., Morales, J., Medina, D., Trejos, G., Valencia, M., Ramírez, K., Rodríguez, E., Barrera, L., & Gamboa, C. (2017). ZONIFICACIÓN DE SUSCEPTIBILIDAD Y AMENAZA POR MOVIMIENTOS EN MASA DE LAS SUBCUENCAS DE LAS QUEBRADAS TARUCA, TARUQUITA, SAN ANTONIO, EL CARMEN Y LOS RÍOS MULATO Y SANGOYACO DEL MUNICIPIO DE MOCOYA – PUTUMAYO. *Escala 1:25.000* (p. 239). Servicio Geológico Colombiano.
- Meinhardt, M., Fink, M., & Tünschel, H. (2015). Landslide susceptibility analysis in central Vietnam based on an incomplete landslide inventory: Comparison of a new method to calculate weighting factors by means of bivariate statistics. *Geomorphology*, 234, 80–97. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.12.042>
- Mennis, J. (2006). Mapping the results of geographically weighted regression. *Cartographic Journal*, 43(2), 171–179. <https://doi.org/10.1179/000870406X114658>
- Mersha, T., & Meten, M. (2020). GIS-based landslide susceptibility mapping and assessment using bivariate statistical methods in Simada area, northwestern Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, 7(1). <https://doi.org/10.1186/s40677-020-00155-x>
- Meusbürger, K., & Alewell, C. (2008). Impacts of anthropogenic and environmental factors on the occurrence of shallow landslides in an alpine catchment (Urseren Valley, Switzerland). *Natural Hazards and Earth System Science*, 8(3), 509–520. <https://doi.org/10.5194/nhess-8-509-2008>
- Middya, A. I., & Roy, S. (2021). Geographically varying relationships of COVID-19 mortality with different factors in India. *Scientific Reports*, 11(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86987-5>
- Midi, H., Sarkar, S. K., & Rana, S. (2010). Collinearity diagnostics of binary logistic regression model. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 13(3), 253–267. <https://doi.org/10.1080/09720502.2010.10700699>
- Miles, J. (2014). Tolerance and Variance Inflation Factor. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*, 1–2. <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat06593>

- Miščević, P., Števančić, D., & Štambuk-Cvitanović, N. (2009). Slope instability mechanisms in dipping conglomerates over weathered marls: Bol landslide, Croatia. *Environmental Geology*, 56(7), 1417–1426. <https://doi.org/10.1007/s00254-008-1236-x>
- Mondal, S., & Mandal, S. (2018). RS & GIS-based landslide susceptibility mapping of the Balason River basin, Darjeeling Himalaya, using logistic regression (LR) model. *Georisk*, 12(1), 29–44. <https://doi.org/10.1080/17499518.2017.1347949>
- Montero, J. (2017). Clasificación de movimiento en masa y su distribución en terrenos geológicos de Colombia. In *Clasificación de movimiento en masa y su distribución en terrenos geológicos de Colombia* (Primera Ed). Servicio Geológico Colombiano (SGC). <https://doi.org/10.32685/9789585978218>
- Montes, N., Sandoval, A., & Vergara, N. (2000). *Base de datos y mapa de fallas activas de Colombia*. Ingeominas.
- Montgomery, D. R. (1994). Road surface drainage, channel initiation, and slope instability. *Water Resources Research*, 30(6), 1925–1932. <https://doi.org/10.1029/94WR00538>
- Moore, I. D., Grayson, R. B., & Ladson, A. R. (1991). Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrological Processes*, 5(1), 3–30. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050103>
- Moran, P. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1–2), 17–23. <https://doi.org/10.1093/biomet/37.1-2.17>
- Morrissey, K. (2015). Exploring Spatial Variability in the Relationship between Long Term Limiting Illness and Area Level Deprivation at the City Level Using Geographically Weighted Regression. *AIMS Public Health*, 2(3), 426–440. <https://doi.org/10.3934/publichealth.2015.3.426>
- Mousavi, S. Z., Kaviani, A., Soleimani, K., Mousavi, S. R., & Shirzadi, A. (2011). GIS-based spatial prediction of landslide susceptibility using logistic regression model. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2(1), 33–50. <https://doi.org/10.1080/19475705.2010.532975>
- Moya, G. (2015). *Memoria explicativa del mapa geomorfológico aplicado a movimientos en masa, escala 1:100000. Plancha 152 - Soatá*.
- Mugagga, F., Kakembo, V., & Buyinza, M. (2012). Land use changes on the slopes of Mount Elgon and the implications for the occurrence of landslides. *Catena*, 90, 39–46. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2011.11.004>
- Nefeslioglu, H. A., Gokceoglu, C., & Sonmez, H. (2008). An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps. *Engineering Geology*, 97(3–4), 171–191. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.01.004>
- Neuhäuser, B. (2014). *Landslide Susceptibility and Climate Change Scenarios in Flysch Areas of the Eastern Alps* [Julius-Maximilians-Universität Würzburg]. <https://opus.bibliothek.uni->

- wuerzburg.de/opus4-  
wuerzburg/frontdoor/deliver/index/docId/10858/file/Dissertation\_Neuhaeuser.pdf
- Nguyen, V. V., Pham, B. T., Vu, B. T., Prakash, I., Jha, S., Shahabi, H., Shirzadi, A., Ba, D. N., Kumar, R., Chatterjee, J. M., & Bui, D. T. (2019). Hybrid machine learning approaches for landslide susceptibility modeling. *Forests*, *10*(2). <https://doi.org/10.3390/f10020157>
- Nhu, V. H., Shirzadi, A., Shahabi, H., Chen, W., Clague, J. J., Geertsema, M., Jaafari, A., Avand, M., Miraki, S., Asl, D. T., Pham, B. T., Ahmad, B. Bin, & Lee, S. (2020). Shallow landslide susceptibility mapping by Random Forest base classifier and its ensembles in a Semi-Arid region of Iran. *Forests*, *11*(4). <https://doi.org/10.3390/F11040421>
- Ohlmacher, G. C. (2007). Plan curvature and landslide probability in regions dominated by earth flows and earth slides. *Engineering Geology*, *91*(2–4), 117–134. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2007.01.005>
- Ohlmacher, G. C., & Davis, J. C. (2003). Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Engineering Geology*, *69*(3–4), 331–343. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(03\)00069-3](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(03)00069-3)
- Oilier, C. D. (2010). Very deep weathering and related landslides. *Geological Society Engineering Geology Special Publication*, *23*, 5–14. <https://doi.org/10.1144/EGSP23.2>
- Omar, L., & Ivrisimtzis, I. (2019). Using theoretical ROC curves for analysing machine learning binary classifiers. *Pattern Recognition Letters*, *128*, 447–451. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2019.10.004>
- Osanai, N., Yamada, T., Hayashi, S. ichiro, Kastura, S., Furuichi, T., Yanai, S., Murakami, Y., Miyazaki, T., Tanioka, Y., Takiguchi, S., & Miyazaki, M. (2019). Characteristics of landslides caused by the 2018 Hokkaido Eastern Iwuri Earthquake. *Landslides*, *16*(8), 1517–1528. <https://doi.org/10.1007/s10346-019-01206-7>
- Oshan, T. M., Li, Z., Kang, W., Wolf, L. J., & Stewart Fotheringham, A. (2019). MGWR: A python implementation of multiscale geographically weighted regression for investigating process spatial heterogeneity and scale. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *8*(6). <https://doi.org/10.3390/ijgi8060269>
- Pachauri, A. K., & Pant, M. (1992). Landslide hazard mapping based on geological attributes. *Engineering Geology*, *32*(1–2), 81–100. [https://doi.org/10.1016/0013-7952\(92\)90020-Y](https://doi.org/10.1016/0013-7952(92)90020-Y)
- Pacheco, A. (1971). *Informe sobre los deslizamientos del municipio de Paz de Río, Boyacá* (p. 16). Instituto Nacional de Investigaciones Geológico-Mineras.
- Palenzuela-Baena, J. A., Scifoni, S., Marsella, M., De Astis, G., & Irigaray Fernández, C. (2019). Landslide susceptibility mapping on the islands of Vulcano and Lipari (Aeolian Archipelago, Italy), using a multi-classification approach on conditioning factors and a modified GIS matrix

- method for areas lacking in a landslide inventory. *Landslides*, 16(5), 969–982. <https://doi.org/10.1007/s10346-019-01148-0>
- Pardo, M. E., & Moreno-Arias, R. (2018). El enclave seco del cañón del Chicamocha: biodiversidad y territorio. In *Bogotá DC: Fundación Natura*.
- Park, I., & Lee, S. (2014). Spatial prediction of landslide susceptibility using a decision tree approach: a case study of the Pyeongchang area, Korea. *International Journal of Remote Sensing*, 35(16), 6089–6112. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.943326>
- Park, S. J., Lee, C. W., Lee, S., & Lee, M. J. (2018). Landslide susceptibility mapping and comparison using decision tree models: A case study of Jumunjin Area, Korea. *Remote Sensing*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/rs10101545>
- Park, S., & Kim, J. (2015). A comparative analysis of landslide susceptibility assessment by using global and spatial regression methods in Inje area, Korea. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 33(6), 579–587. <https://doi.org/10.7848/ksgpc.2015.33.6.579>
- Parrish, J. (2013). Factors Affecting Landslides in Forested Terrain. *California Geological Survey*, January, 1–6.
- Pebesma, E. J. (2004). Multivariable geostatistics in S: The gstat package. *Computers and Geosciences*, 30(7), 683–691. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2004.03.012>
- Pedrazzini, A., Jaboyedoff, M., Loye, A., & Derron, M. H. (2013). From deep seated slope deformation to rock avalanche: Destabilization and transportation models of the Sierre landslide (Switzerland). *Tectonophysics*, 605, 149–168. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2013.04.016>
- Percival, J., Tsutsumida, N., Murakami, D., Yoshida, T., & Nakaya, T. (2021). *gwpcorMapper: an interactive mapping tool for exploring geographically weighted correlation and partial correlation in high-dimensional geospatial datasets*. January, 1–18.
- Perez, A., & Llinas, R. (1990). El deslizamiento de Coloradales - El Salitre en la zona de Paz de Rio, Boyacá. *Geología Colombiana*, 17, 169–182.
- Persichillo, M. G., Bordoni, M., Cavalli, M., Crema, S., & Meisina, C. (2018). The role of human activities on sediment connectivity of shallow landslides. *Catena*, 160(September 2017), 261–274. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.09.025>
- Persichillo, M. G., Bordoni, M., & Meisina, C. (2017). The role of land use changes in the distribution of shallow landslides. *Science of the Total Environment*, 574, 924–937. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.09.125>
- Persichillo, M. G., Bordoni, M., Meisina, C., Bartelletti, C., Barsanti, M., Giannecchini, R., D'Amato Avanzi, G., Galanti, Y., Cevasco, A., Brandolini, P., & Galve, J. P. (2017). Shallow landslides susceptibility assessment in different environments. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 8(2), 748–771. <https://doi.org/10.1080/19475705.2016.1265011>

- Petley, D. (2012). Global patterns of loss of life from landslides. *Geology*, *40*(10), 927–930. <https://doi.org/10.1130/G33217.1>
- Pham, B. T., Jaafari, A., Prakash, I., & Bui, D. T. (2019). A novel hybrid intelligent model of support vector machines and the MultiBoost ensemble for landslide susceptibility modeling. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, *78*(4), 2865–2886. <https://doi.org/10.1007/s10064-018-1281-y>
- Piacentini, D., Troiani, F., Soldati, M., Notarnicola, C., Savelli, D., Schneiderbauer, S., & Strada, C. (2012). Statistical analysis for assessing shallow-landslide susceptibility in South Tyrol (south-eastern Alps, Italy). *Geomorphology*, *151–152*, 196–206. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.02.003>
- Piciullo, L., Calvello, M., & Cepeda, J. M. (2018). Territorial early warning systems for rainfall-induced landslides. *Earth-Science Reviews*, *179*(February), 228–247. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.02.013>
- Pierson, T. C. (2007). Hyperconcentrated flow — transitional process between water flow and debris flow. In *Debris-flow Hazards and Related Phenomena* (pp. 159–202). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/3-540-27129-5\\_8](https://doi.org/10.1007/3-540-27129-5_8)
- Poudyal, C. P., Chang, C., Oh, H. J., & Lee, S. (2010). Landslide susceptibility maps comparing frequency ratio and artificial neural networks: A case study from the Nepal Himalaya. *Environmental Earth Sciences*, *61*(5), 1049–1064. <https://doi.org/10.1007/s12665-009-0426-5>
- Pourghasemi, H. R., Jirandeh, A. G., Pradhan, B., Xu, C., & Gokceoglu, C. (2013). Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS at the Golestan province, Iran. *Journal of Earth System Science*, *122*(2), 349–369. <https://doi.org/10.1007/s12040-013-0282-2>
- Pradhan, B., Chaudhari, A., Adinarayana, J., & Buchroithner, M. F. (2012). Soil erosion assessment and its correlation with landslide events using remote sensing data and GIS: A case study at Penang Island, Malaysia. *Environmental Monitoring and Assessment*, *184*(2), 715–727. <https://doi.org/10.1007/s10661-011-1996-8>
- Pradhan, B., & Lee, S. (2010). Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling and Software*, *25*(6), 747–759. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2009.10.016>
- Propastin, P., Kappas, M., & Erasmi, S. (2007). Application of Geographically Weighted Regression to Investigate the Impact of Scale on Prediction Uncertainty by Modelling Relationship between Vegetation and Climate. *International Journal of Spatial Infrastructures Research*, *3*, 1–22. <https://doi.org/10.2902/1725-0463.2008.03.art6>

- Rahmati, O., Haghizadeh, A., Pourghasemi, H. R., & Noormohamadi, F. (2016). Gully erosion susceptibility mapping: the role of GIS-based bivariate statistical models and their comparison. *Natural Hazards*, *82*(2), 1231–1258. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2239-7>
- Refice, A., & Capolongo, D. (2002). Probabilistic modeling of uncertainties in earthquake-induced landslide hazard assessment. *Computers and Geosciences*, *28*(6), 735–749. [https://doi.org/10.1016/S0098-3004\(01\)00104-2](https://doi.org/10.1016/S0098-3004(01)00104-2)
- Regmi, A. D., Yoshida, K., Dhital, M. R., & Devkota, K. (2013). Effect of rock weathering, clay mineralogy, and geological structures in the formation of large landslide, a case study from Dumre Besei landslide, Lesser Himalaya Nepal. *Landslides*, *10*(1), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s10346-011-0311-7>
- Regmi, N. (2010). *Hillslope dynamics in the Paonia-McClure Pass area, Colorado, USA* (Issue August) [Texas A&M University]. <https://hdl.handle.net/1969.1/ETD-TAMU-2010-08-8573>
- Regmi, N. R., Giardino, J. R., McDonald, E. V., & Vitek, J. D. (2014). A comparison of logistic regression-based models of susceptibility to landslides in western Colorado, USA. *Landslides*, *11*(2), 247–262. <https://doi.org/10.1007/s10346-012-0380-2>
- Regmi, N. R., Giardino, J. R., & Vitek, J. D. (2014). Characteristics of landslides in western Colorado, USA. *Landslides*, *11*(4), 589–603. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0412-6>
- Reichenbach, P., Busca, C., Mondini, A. C., & Rossi, M. (2014). The Influence of Land Use Change on Landslide Susceptibility Zonation: The Briga Catchment Test Site (Messina, Italy). *Environmental Management*, *54*(6), 1372–1384. <https://doi.org/10.1007/s00267-014-0357-0>
- Reyes, I. (1983). Tectónica gravitacional en la Cordillera Oriental al este de la Falla de Boyacá (Departamento de Boyacá). In *Boletín de Geología, Universidad Industrial de Santander* (Vol. 16, Issue 30, pp. 103–117).
- Reyes, Italo. (1984). *Geología de la región de Duitama - Sogamoso - Paz del Río (Departamento de Boyacá)*. Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia.
- Riley, S. J., DeGloria, S. D., & Elliot, R. (1999). A Terrain Ruggedness Index that Quantifies Topographic Heterogeneity. *Intermountain Journal of Sciences*, *5*(1–4), 23–27.
- Rincón, L. C. B. (2019). Elaboración de un inventario de movimientos en masa mediante técnicas geomáticas en el municipio de Villeta Cundinamarca. In *2019* (Issue 8). <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>
- Rizopoulos, D. (2022). *Package ‘bootStepAIC’*. <https://cran.r-project.org/web/packages/bootStepAIC/bootStepAIC.pdf>
- Robin, X., Turck, N., Hainard, A., Tiberti, N., Lisacek, F., Sanchez, J.-C., & Müller, M. (2011). pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics*, *12*(1), 77. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-12-77>
- Roccati, A., Paliaga, G., Luino, F., Faccini, F., & Turconi, L. (2021). GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping for Land Use Planning and Risk Assessment. *Land*, *10*(2), 162.

- <https://doi.org/10.3390/land10020162>
- Rodrigues, M., de la Riva, J., & Fotheringham, S. (2014). Modeling the spatial variation of the explanatory factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression. *Applied Geography*, 48, 52–63. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.01.011>
- Rodríguez, A. (1987). *Estudio geológico y mapa de riesgos quebrada La Chapa área de los municipios de Socha, Tasco y Paz de Río Depto. de Boyacá* (p. 38). Instituto Nacional de Investigaciones Geológico-Mineras.
- Romer, C., & Ferentinou, M. (2016). Shallow landslide susceptibility assessment in a semiarid environment - A Quaternary catchment of KwaZulu-Natal, South Africa. *Engineering Geology*, 201, 29–44. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.12.013>
- Rong, G., Alu, S., Li, K., Su, Y., Zhang, J., Zhang, Y., & Li, T. (2020). Rainfall Induced Landslide Susceptibility Mapping Based on Bayesian Optimized Random Forest and Gradient Boosting Decision Tree Models—A Case Study of Shuicheng County, China. *Water*, 12(11), 3066. <https://doi.org/10.3390/w12113066>
- Rozos, D., Bathrellos, G. D., & Skillodimou, H. D. (2011). Comparison of the implementation of rock engineering system and analytic hierarchy process methods, upon landslide susceptibility mapping, using GIS: A case study from the Eastern Achaia County of Peloponnesus, GREECE. *Environmental Earth Sciences*, 63(1), 49–63. <https://doi.org/10.1007/s12665-010-0687-z>
- Sahin, E. (2020). Comparative analysis of gradient boosting algorithms for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 0(0), 000. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1831623>
- Sahin, E., & Colkesen, I. (2021). Performance analysis of advanced decision tree-based ensemble learning algorithms for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 36(11), 1253–1275. <https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1641560>
- Sahin, E. K. (2020). Comparative analysis of gradient boosting algorithms for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 0(0), 000. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1831623>
- Sajinkumar, K. S., Anbazhagan, S., Pradeepkumar, A. P., & Rani, V. R. (2011). Weathering and landslide occurrences in parts of Western Ghats, Kerala. *Journal of the Geological Society of India*, 78(3), 249–257. <https://doi.org/10.1007/s12594-011-0089-1>
- Salas, F. (2018). *Elaboración de mapas de amenaza por procesos de remoción en masa a partir de la modelación de respuesta hidrológica en cuencas* [Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ingeniería]. <http://bdigital.unal.edu.co/70672/>
- Salazar, L. (2018). *Susceptibilidad y amenaza a los movimientos en masa de suelos de laderas en zonas cafeteras colombianas*. Universidad Nacional de Colombia, Sede Palmira, Facultad de Ciencias Agropecuarias.

- Sangelantoni, L., Gioia, E., & Marincioni, F. (2018). Impact of climate change on landslides frequency: the Esino river basin case study (Central Italy). In *Natural Hazards* (Vol. 93, Issue 2). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3328-6>
- Santacana, N. (2001). *Análisis de la susceptibilidad del terreno a la formación de deslizamientos superficiales y grandes deslizamientos mediante el uso de sistemas de información geográfica. Aplicación a la cuenca alta del río Llobregat*. [Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://www.tesisenred.net/handle/10803/6213#page=1>
- Santacana, N., Baeza, B., Corominas, J., De Paz, A., & Marturiá, J. (2003). A GIS-based multivariate statistical analysis for shallow landslide susceptibility mapping in La Pobla de Lillet Area (Eastern Pyrenees, Spain). *Natural Hazards*, 30(3), 281–295. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000007169.28860.80>
- Santacana Quintas, N. (2001). Análisis de la susceptibilidad del terreno a la formación de deslizamientos superficiales y grandes deslizamientos mediante el uso de sistemas de información geográfica. Aplicación a la cuenca alta del río Llobregat. *TDX (Tesis Doctorals En Xarxa)*. <http://www.tesisenred.net/handle/10803/6213>
- Sasaki, Y., Fujii, A., & Asai, K. (2000). Soil creep process and its role in debris slide generation-field measurements on the north side of Tsukuba Mountain in Japan. *Developments in Geotechnical Engineering*, 84(C), 199–219. [https://doi.org/10.1016/S0165-1250\(00\)80017-6](https://doi.org/10.1016/S0165-1250(00)80017-6)
- Schicker, R., & Moon, V. (2012). Comparison of bivariate and multivariate statistical approaches in landslide susceptibility mapping at a regional scale. *Geomorphology*, 161–162, 40–57. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.03.036>
- SGC. (2015). *Memoria explicativa de la zonificación de la susceptibilidad y la amenaza relativa por movimientos en masa escala 1:100000, Plancha 152 - Soatá, Departamento de Boyacá*. (p. 46). Servicio Geológico Colombiano (SGC).
- SGC, & IDEAM. (2016). *Memoria explicativa de la zonificación de susceptibilidad y amenaza relativa por movimientos en masa escala 1:100.000 Plancha 172 – Paz de Río* (p. 53). Servicio Geológico Colombiano (SGC) e Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM).
- Sidle, R. C., Pearce, A. J., & O'Loughlin, C. L. (1985). *Hillslope Stability and Land Use* (Vol. 11, Issue 1). American Geophysical Union. <https://doi.org/10.1029/WM011>
- Sidle, R. C., & Ziegler, A. D. (2012). The dilemma of mountain roads. *Nature Geoscience*, 5(7), 437–438. <https://doi.org/10.1038/ngeo1512>
- Signorell, A., Abo, K., Anderegg, N., Aragon, T., Arachechige, C., Arppe, A., Barton, K., & Bolker, B. (2023). *Package "DescTools"*. <https://cran.r-project.org/web/packages/DescTools/index.html>
- Sing, T., Sander, O., Beerenwinkel, N., & Lengauer, T. (2005). ROCr: Visualizing classifier performance in R. *Bioinformatics*, 21(20), 3940–3941. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti623>

- Singh, N. S., Gupta, S. K., Dubey, C. S., & Shukla, D. P. (2021). *An Ordinal Scale Weighting Approach for Susceptibility Mapping Around Tehri Dam, Uttarakhand, India* (Vol. 2). [https://doi.org/10.1007/978-3-030-60227-7\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-60227-7_18)
- Skilodimou, H. D., Bathrellos, G. D., Koskeridou, E., Soukis, K., & Rozos, D. (2018). Physical and anthropogenic factors related to landslide activity in the northern Peloponnese, Greece. *Land*, 7(3). <https://doi.org/10.3390/land7030085>
- Soeters, R., & Van Westen, C. J. (1996). Slope instability recognition, analysis, and zonation. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board*, 247(January 1996), 129–177.
- Sonoda, M., & Kurashige, Y. (2017). Characteristics of surface soil creep on a forest slope in Japan. *Geomorphology*, 288, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.03.006>
- Sørensen, R., Zinko, U., & Seibert, J. (2006). On the calculation of the topographic wetness index: Evaluation of different methods based on field observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 10(1), 101–112. <https://doi.org/10.5194/hess-10-101-2006>
- Soto, J. (2018). *Análisis de la peligrosidad frente a los movimientos de ladera en la Cuenca de Loja (Ecuador)*. [Universidad de Granada]. <http://hdl.handle.net/10481/51128>
- Sun, D., Wen, H., Zhang, Y., & Xue, M. (2021). An optimal sample selection-based logistic regression model of slope physical resistance against rainfall-induced landslide. *Natural Hazards*, 105(2), 1255–1279. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04353-6>
- Sun, X., Chen, J., Bao, Y., Han, X., Zhan, J., & Peng, W. (2018). Landslide susceptibility mapping using logistic regression analysis along the Jinsha river and its tributaries close to Derong and Deqin County, southwestern China. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(11), 1–29. <https://doi.org/10.3390/ijgi7110438>
- Süzen, M. L., & Doyuran, V. (2004). Data driven bivariate landslide susceptibility assessment using geographical information systems: A method and application to Asarsuyu catchment, Turkey. *Engineering Geology*, 71(3–4), 303–321. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(03\)00143-1](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(03)00143-1)
- Süzen, M. L., & Kaya, B. Ş. (2012). Evaluation of environmental parameters in logistic regression models for landslide susceptibility mapping. *International Journal of Digital Earth*, 5(4), 338–355. <https://doi.org/10.1080/17538947.2011.586443>
- Swanston, D. N. (1971). Slope Stability Problems Associated with Timber Harvesting in Mountainous Regions of the Western United States. *USDA Forest Service General Technical Report PNW-21*. <https://doi.org/10.1.1.486.6343>
- Swets, J. (1988). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857), 1285–1293. <https://doi.org/10.1126/science.3287615>
- Taalab, K., Cheng, T., & Zhang, Y. (2018). Mapping landslide susceptibility and types using Random

- Forest. *Big Earth Data*, 2(2), 159–178. <https://doi.org/10.1080/20964471.2018.1472392>
- Taboada, A., Dimate, C., & Fuenzalida, A. (1998). Sismotectónica de Colombia: deformación continental activa y subducción. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 10, 110–147.
- Tanyu, B. F., Abbaspour, A., Alimohammadlou, Y., & Tecuci, G. (2021). Landslide susceptibility analyses using Random Forest, C4.5, and C5.0 with balanced and unbalanced datasets. *Catena*, 203(April 2020), 105355. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105355>
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2013). Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, 504, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.09.034>
- Temme, A. J. A. M. (2021). Relations Between Soil Development and Landslides. In *Geophysical Monograph Series* (pp. 177–185). <https://doi.org/10.1002/9781119563952.ch9>
- Terlien, M. T. J. (1998). The determination of statistical and deterministic hydrological landslide-triggering thresholds. *Environmental Geology*, 35(2–3), 124–130. <https://doi.org/10.1007/s002540050299>
- Tien Bui, D., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, O. B. (2012). Landslide susceptibility assessment in the Hoa Binh province of Vietnam: A comparison of the Levenberg-Marquardt and Bayesian regularized neural networks. *Geomorphology*, 171–172, 12–29. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.04.023>
- Toro, J. (1990). *The termination of the bucaramanga fault in the Cordillera Oriental, Colombia* [The University of Arizona]. <http://hdl.handle.net/10150/558140>
- Ulloa, C., Guerra, A., & Escovar, R. (2003). *Geología de la Plancha 172 Paz de Río* (p. 1). Servicio Geológico Colombiano (SGC).
- Ulloa, C., Rodríguez, E., & Rodríguez, G. (2003). *Memoria explicativa Plancha 172 Paz de Río*.
- UPTC. (2015). Determinación de zonas de amenaza y escenarios de riesgo por deslizamiento en el municipio de Jericó, departamento de Boyacá. In *Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia*.
- Valencia Ortiz, J. A., & Martínez-Graña, A. M. (2023). Morphometric Evaluation and Its Incidence in the Mass Movements Present in the Chicamocha Canyon, Colombia. *Sustainability*, 15(2), 1140. <https://doi.org/10.3390/su15021140>
- Van Asch, T. W. J., Buma, J., & Van Beek, L. P. H. (1999). A view on some hydrological triggering systems in landslides. *Geomorphology*, 30(1–2), 25–32. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00042-2](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00042-2)
- van Beek, L., & van Asch, T. (2004). Regional assessment of the effects of land-use change on landslide hazard by means of physically based modelling. *Natural Hazards*, 31(1), 289–304. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000020267.39691.39>
- Van Den Eeckhaut, M., Hervás, J., Jaedicke, C., Malet, J. P., Montanarella, L., & Nadim, F. (2012).

- Statistical modelling of Europe-wide landslide susceptibility using limited landslide inventory data. *Landslides*, 9(3), 357–369. <https://doi.org/10.1007/s10346-011-0299-z>
- Van Den Eeckhaut, M., Marre, A., & Poesen, J. (2010). Comparison of two landslide susceptibility assessments in the Champagne-Ardenne region (France). *Geomorphology*, 115(1–2), 141–155. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.09.042>
- Van Den Eeckhaut, M., Vanwalleghem, T., Poesen, J., Govers, G., Verstraeten, G., & Vandekerckhove, L. (2006). Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression: A case-study in the Flemish Ardennes (Belgium). *Geomorphology*, 76(3–4), 392–410. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.12.003>
- van Westen, C. J., & Terlien, M. T. J. (1996). An approach towards deterministic landslide hazard analysis in GIS. A case study from Manizales (Colombia). *Earth Surface Processes and Landforms*, 21(9), 853–868. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9837\(199609\)21:9<853::AID-ESP676>3.0.CO;2-C](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9837(199609)21:9<853::AID-ESP676>3.0.CO;2-C)
- Van Westen, C. (1997). Statistical landslide hazard analysis. ILWIS 2.1 for Windows application guide. *ITC Publication*, 2, 73–84. [http://www.adpc.net/casita/Case\\_studies/Landslide hazard assessment/Statistical landslide susceptibility assessmen landslide index method CS Chinchina Colombia/Statistical\\_landslide\\_susceptibility\\_analysis.pdf](http://www.adpc.net/casita/Case_studies/Landslide_hazard_assessment/Statistical_landslide_susceptibility_assessmen_landslide_index_method_CS_Chinchina_Colombia/Statistical_landslide_susceptibility_analysis.pdf)
- van Westen, Cees. (1993). *Application of Geographic information systems to Landslide Hazard Zonation*.
- van Westen, Cees. (1994). GIS in landslide hazard zonation: a review, with examples from the Andes Colombia. *Mountain Environment and Geographic Information Systems*, May, 135–165.
- Vargas, R., Arias, A., Jaramillo, L., & Tellez, N. (1987). *Plancha 152 - Soatá* (p. 1). Instituto Nacional de Investigaciones Geológico-Mineras.
- Varnes, D. (1958). Landslide types and processes. In *Landslides and Engineering Practice* (Vol. 29, pp. 20–47).
- Varnes, D. (1978). Slope movement types and processes. *Landslides: Analysis and Control. Transportation Research Board Special Report 176*, 11–33.
- Velandia, F. (2005). Interpretación De Transcurrencia De Las Fallas Soapaga Y Boyacá a Partir De Imágenes Landsat Tm. *Boletín de Geología*, 27(1), 81–94.
- Vijith, H., & Madhu, G. (2008). Estimating potential landslide sites of an upland sub-watershed in Western Ghat's of Kerala (India) through frequency ratio and GIS. *Environmental Geology*, 55(7), 1397–1405. <https://doi.org/10.1007/s00254-007-1090-2>
- Wang, Gonghui, Sassa, K., & Fukuoka, H. (2003). Downslope volume enlargement of a debris slide-debris flow in the 1999 Hiroshima, Japan, rainstorm. *Engineering Geology*, 69(3–4), 309–330. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(02\)00289-2](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(02)00289-2)

- Wang, Guirong, Chen, X., & Chen, W. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility based on GIS and discriminant functions. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(3). <https://doi.org/10.3390/ijgi9030144>
- Wang, J., & Xiao, L. (2014). Landslide susceptibility assessment based on GIS and weighted information value: A case study of Wanzhou district, Three Gorges Reservoir. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 33(4), 13.
- Wang, J., Xiao, L., Zhang, J., & Zhu, Y. (2020). Deformation characteristics and failure mechanisms of a rainfall-induced complex landslide in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir, China. *Landslides*, 17(2), 419–431. <https://doi.org/10.1007/s10346-019-01317-1>
- Wang, Q., Wang, D., Huang, Y., Wang, Z., Zhang, L., Guo, Q., Chen, W., Chen, W., & Sang, M. (2015). Landslide Susceptibility Mapping Based on Selected Optimal Combination of Landslide Predisposing Factors in a Large Catchment. *Sustainability*, 7(12), 53–69. <https://doi.org/10.3390/su71215839>
- Wang, S., Wu, W., Wang, J., Yin, Z., Cui, D., & Xiang, W. (2018). Residual-state creep of clastic soil in a reactivated slow-moving landslide in the Three Gorges Reservoir Region, China. *Landslides*, 15(12), 2413–2422. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-1043-8>
- Wheeler, D., & Páez, A. (2010). Geographically Weighted Regression. In *Handbook of Applied Spatial Analysis: Software Tools, Methods and Applications* (pp. 461–486). [https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_17)
- Wheeler, D., & Tiefelsdorf, M. (2005). Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression. *Journal of Geographical Systems*, 7(2), 161–187. <https://doi.org/10.1007/s10109-005-0155-6>
- Wieczorek, G. F. (1996). Chapter 4: Landslide Triggering Mechanisms. In R. L. Schuster & A. K. Turner (Eds.), *Landslides: Investigation and Mitigation* (pp. 76–90). Transportation Research Board: National Research Council.
- Wilson, J. P., & Gallant, J. C. (2000). *Terrain analysis: principles and applications* (J. P. Wilson & J. C. Gallant (eds.)). Wiley. <https://www.wiley.com/en-ie/Terrain+Analysis:+Principles+and+Applications-p-9780471321880>
- Wilson, M. F. J., O'Connell, B., Brown, C., Guinan, J. C., & Grehan, A. J. (2007). Multiscale terrain analysis of multibeam bathymetry data for habitat mapping on the continental slope. In *Marine Geodesy* (Vol. 30, Issues 1–2). <https://doi.org/10.1080/01490410701295962>
- Wu, C., & Qiao, J. (2009). Relationship between landslides and lithology in the Three Gorges Reservoir area based on GIS and information value model. *Frontiers of Forestry in China*, 4(2), 165–170. <https://doi.org/10.1007/s11461-009-0030-6>
- Xian-Qin Hu, & Cruden, D. M. (1992). Rock mass movements across bedding in Kananaskis Country, Alberta. *Canadian Geotechnical Journal*, 29(4), 675–685. <https://doi.org/10.1139/t92-074>

- Xin, P., Liu, Z., Wu, S. ren, Liang, C., & Lin, C. (2018). Rotational–translational landslides in the neogene basins at the northeast margin of the Tibetan Plateau. *Engineering Geology*, 244(August), 107–115. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.07.024>
- Xu, C., Dai, F., Xu, X., & Lee, Y. H. (2012). GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China. *Geomorphology*, 145–146, 70–80. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.12.040>
- Xu, Q., Fan, X., Huang, R., Yin, Y., Hou, S., Dong, X., & Tang, M. (2010). A catastrophic rockslide-debris flow in Wulong, Chongqing, China in 2009: Background, characterization, and causes. *Landslides*, 7(1), 75–87. <https://doi.org/10.1007/s10346-009-0179-y>
- Yalcin, A., Reis, S., Aydinoglu, A. C., & Yomralioglu, T. (2011). A GIS-based comparative study of frequency ratio, analytical hierarchy process, bivariate statistics and logistics regression methods for landslide susceptibility mapping in Trabzon, NE Turkey. *Catena*, 85(3), 274–287. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2011.01.014>
- Yalcin, Ali. (2008). GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): Comparisons of results and confirmations. *Catena*, 72(1), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2007.01.003>
- Yoon, S. S., & Bae, D. H. (2013). Optimal rainfall estimation by considering elevation in the Han River Basin, South Korea. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(4), 802–818. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-11-0147.1>
- Zêzere, J. L., Pereira, S., Melo, R., Oliveira, S. C., & Garcia, R. A. C. (2017). Mapping landslide susceptibility using data-driven methods. *Science of the Total Environment*, 589, 250–267. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.188>
- Zêzere, José Luís, De Brum Ferreira, A., & Rodrigues, M. L. (1999). The role of conditioning and triggering factors in the occurrence of landslides: A case study in the area north of Lisbon (Portugal). *Geomorphology*, 30(1–2), 133–146. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00050-1](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00050-1)
- Zhang, D., Ren, N., & Hou, X. (2018). An improved logistic regression model based on a spatially weighted technique (ILRBSWT v1.0) and its application to mineral prospectivity mapping. *Geoscientific Model Development*, 11(6), 2525–2539. <https://doi.org/10.5194/gmd-11-2525-2018>
- Zhu, L., & Huang, J. F. (2006). GIS-based logistic regression method for landslide susceptibility mapping in regional scale. *Journal of Zhejiang University: Science*, 7(12), 2007–2017. <https://doi.org/10.1631/jzus.2006.A2007>
- Zizioli, D., Meisina, C., Valentino, R., & Montrasio, L. (2013). Comparison between different approaches to modeling shallow landslide susceptibility: A case history in Oltrepo Pavese,

Northern Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(3), 559–573.  
<https://doi.org/10.5194/nhess-13-559-2013>