

Aplicación del método estadístico multivariado de regresión logística para determinar la susceptibilidad a movimientos en masa en los municipios de Labateca y Toledo sobre la plancha 111III B a escala 1:25.000.

Luisa Fernanda Zapata Sánchez, Carlos Arturo Arévalo Rodríguez

Trabajo de grado para optar al título de
Geólogo

Director

Joaquín Andrés Valencia Ortiz

PhD. Geología

Codirector

Lenny Mejía Méndez

MsC. Geofísica y Sismología

Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Físicoquímicas
Escuela de Geología
Bucaramanga
2025

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción.....	9
1. Objetivos	11
1.1 Objetivo general	11
1.2 Objetivos específicos.....	11
2. Planteamiento del problema	12
3. Justificación.....	13
4. Localización	14
5. Marco geológico.....	16
5.1. Estratigrafía.....	16
5.2. Geología estructural.....	18
5.2.1. Pliegues	19
5.2.1.1. Sinclinal de arcabuco.....	19
5.2.1.2. Sinclinal la camacha.....	19
5.2.1.3. Sinclinal volcado de culaga.....	19
5.2.1.4. Sinclinal sin nombre.....	19
5.2.1.5. Anticlinal sin nombre.....	19
5.2.2. Fallas geológicas.....	19
5.2.2.1. Falla el ají.....	20
5.2.2.2. Falla tincalá.....	20
5.2.2.3. Falla labateca.....	20
5.2.2.4. Falla valegrá.....	20
6. Marco conceptual	21
6.1 Movimientos en masa.....	21
6.2 Modelo estadístico multivariado.....	22
6.2.1. Regresión logística binaria múltiple.....	23
6.2.2. Condiciones para la aplicación del método estadístico de regresión logística.....	24
7. Metodología.....	24
7.1. Fase I. Revisión bibliográfica del área:	26
7.2. Fase II. Creación de cartografías a partir de herramientas de sistemas de información geográfica (sig):	26

7.3. Fase III. Reconocimiento de campo y ajuste de los mapas:.....	27
7.4. Fase IV. Aplicación del método estadístico multivariado en la modalidad de regresión logística: 27	
7.4.1. Selección de las variables del modelo	27
7.4.2. Estimación de los coeficientes de las variables independientes.....	27
7.5. Fase V. Verificación de resultados a partir de tres pruebas diferente: ajuste del modelo de regresión logística (R^2 de nagelkerke), curva de validación característica operativa del receptor (roc), porcentaje de predicción del modelo sobre los movimientos en masa registrados:	27
7.6. Fase VI. Análisis de la zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa para el área de estudio:	28
8. Resultados	29
8.1. Evaluación del modelo	42
8.1.1. R^2 de nagelkerke	43
8.1.2. Curva de validación característica operativa del receptor (roc).	46
8.1.3. Porcentaje de predicción de movimientos en masa.	47
8.2. Susceptibilidad muy baja.....	48
8.3. Susceptibilidad baja.....	49
8.4. Susceptibilidad moderada.....	50
8.5. Susceptibilidad alta.....	52
8.6. Susceptibilidad muy alta.....	54
9. Conclusiones	55
10. Recomendaciones.....	56
Referencias bibliográficas	58
Apéndices	62

Lista de Apéndices

	Pág.
Apéndice A. Mapa Geológico de la Plancha 111 IIIB a escala 1:25.000	62
Apéndice B. Mapa de altura, Mapa de pendiente, Mapa de curvatura, Mapa de Unidades geológicas superficiales (UGS), Mapa de unidades geomorfológicas (SGMF) y Mapa de Inventario de procesos morfodinámicos (IPM).	63

Lista de Figuras

Figura 1. Ubicación del área de estudio	15
Figura 2. Mapa Geológico de la zona de estudio	21
Figura 3. Tipos de Movimientos en Masa según Cruden y Varnes (1996)	22
Figura 4. División de las seis Fases Metodológicas para el desarrollo de la investigación .	25
Figura 5. Estaciones de la salida de campo y Movimientos en Masa corroborados	30
Figura 6. Movimientos en Masa ejemplos en campo	31
Figura 7. Verificación de litologías en campo.....	32
Figura 8. Panorámica de algunas subunidades geomorfológicas	32
Figura 9. Mapa de Altura.....	33
Figura 10. Mapa de Pendientes.....	34
Figura 11. Mapa de Curvatura.....	34
Figura 12. Mapa de Inventario de Procesos Morfogenéticos	35
Figura 13. Mapa de Subunidades Geomorfológicas.....	36
Figura 14. Mapa de Unidades Geológicas Superficiales.....	37
Figura 15. Correlación de Spearman	38
Figura 16. Valores de Tolerancia y FIV	39
Figura 17. Valor Durbin - Watson.....	40
Figura 18. Valores de la prueba de Wald y coeficientes de las variables independientes....	41
Figura 19. Valores de Chi - Cuadrado.....	42
Figura 20. Clasificación de casos	43
Figura 21. R ² de Nagelkerke.....	44
Figura 22. Coeficientes de las Variables	44
Figura 23. Mapa de susceptibilidad a movimientos en masa, aplicando el método de regresión logística binaria.....	45
Figura 24. Porcentajes del área total del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa para cada categoría	46
Figura 25. Curva ROC.....	47
Figura 26. Porcentaje de predicción de movimientos en masa	48
Figura 27. Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad muy baja	49
Figura 28. Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad baja	50
Figura 29. Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad moderada	52
Figura 30. Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad alta	53
Figura 31. Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad muy alta	55
Figura 32 Mapa Geológico de la Plancha 111 IIIB a escala 1:25.000	62
Figura 33 Mapa de Altura.....	63

Figura 34 Mapa de Pendientes.....	64
Figura 35 Mapa de Curvatura.....	65
Figura 36 Mapa de Subunidades Geomorfológicas.....	66
Figura 37 Mapa de Unidades Geológicas Superficiales.....	67
Figura 38 Mapa de Inventario de Procesos Morfogenéticos	68

Lista de Tablas

Tabla 1. Vértices del área de estudio.....	15
Tabla 2. Descripción de unidades litológicas que afloran en el área de estudio	16
Tabla 3. Pixeles para el cálculo de la curva ROC	46

Resumen

Título: Aplicación del método estadístico multivariado de regresión logística para determinar la susceptibilidad a movimientos en masa en los municipios de Labateca y Toledo sobre la plancha 111III B a escala 1:25.000.*

Autores: Luisa Fernanda Zapata Sánchez, Carlos Arturo Arévalo Rodríguez**

Palabras Clave: Susceptibilidad, Movimientos en masa, Método estadístico, Regresión logística, Función logística, Labateca y Toledo – Norte de Santander.

Descripción:

Durante los últimos años los estudios de susceptibilidad por movimientos en masa han sido necesarios en el área de Labateca y Toledo (Norte de Santander), debido a la gran cantidad de eventos que se han presentado y los distintos daños materiales y económicos que han generado en esta zona. Este informe pretende estudiar el área de interés teniendo en cuenta variables independientes como: Pendiente, altura, curvatura, unidades geológicas superficiales y subunidades geomorfológicas, para generar el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa en 5 categorías: Muy baja, baja, moderada, alta y muy alta susceptibilidad. Para el cumplimiento de dicho objetivo se usa como principio el método estadístico de regresión logística Binaria, el cual relaciona las variables independientes con la variable dependiente que en este caso es el inventario de procesos morfodinámicos. Con base en este modelo, el 81% de los movimientos en masa clasifican en las categorías alta y muy alta y en estas zonas se encuentra una gran densidad de población rural además de la infraestructura vial que comunica estos municipios y sus veredas. El modelo se valida con diagnósticos como la curva ROC= 0,709 y R^2 de Nagelkerke= 0,872 los cuales indican que el modelo es confiable en la predicción de la ocurrencia o no ocurrencia de movimientos en masa. A partir del mapa generado se logró determinar que en las zonas de mayor susceptibilidad predominan las pendientes abruptas (16° - 35°), asociadas a unidades litológicas de mala y regular calidad, correspondientes principalmente de las unidades del paleógeno formaciones Mirador, Carbonera y Los Cuervos.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de Geología. Director Joaquín Andrés Valencia Ortiz. Codirector Lenny Mejía Méndez.

Abstract

Title: Application of the multivariate statistical method of logistic regression to determine the susceptibility to landslide in the municipalities of Labateca and Toledo on plate 111IIIB at a scale of 1:25,000.*

Authors: Luisa Fernanda Zapata Sánchez, Carlos Arturo Arévalo Rodríguez**

Key Words: Susceptibility, Landslide, Statistical method, Logistic regression, Logistic function, Labateca and Toledo – Norte de Santander.

Description:

In recent years, landslide susceptibility studies have become essential in the Labateca and Toledo areas (Norte de Santander) due to the high frequency of mass movement events and the significant material and economic damage they have caused in the region. This report aims to analyze the area of interest by considering independent variables such as slope, elevation, curvature, superficial geological units, and geomorphological subunits, in order to generate a landslide susceptibility map categorized into five classes: very low, low, moderate, high, and very high susceptibility. To achieve this objective, the binary logistic regression statistical method is used as a basis, which relates the independent variables to the dependent variable, in this case, the inventory of morphodynamic processes. Based on this model, 81% of the mass movement events are classified within the high and very high susceptibility categories, which coincide with areas of high rural population density and road infrastructure that connects these municipalities and their surrounding villages. The model is validated using diagnostic indicators such as the ROC curve (0.709) and Nagelkerke's R^2 (0.872), which suggest that the model is reliable for predicting the occurrence or non-occurrence of landslides. Based on the generated susceptibility map, it was determined that the areas of highest susceptibility are predominantly characterized by steep slopes (16° – 35°), associated with poor to fair quality lithological units, mainly from the Tertiary formations Mirador, Carbonera, and Los Cuervos.

* Geology Thesis

** Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Escuela de Geología. Director Joaquín Andrés Valencia Ortiz. Codirector Lenny Mejía Méndez.

Introducción

Los movimientos en masa son desplazamientos del terreno a favor de la pendiente que se generan por acción de la fuerza de gravedad, bajo la influencia de ciertos factores como son el agua, los eventos sísmicos, la aplicación de carga excesiva, las excavaciones para la adecuación de viviendas o la apertura de senderos y vías, entre otros. Estos movimientos producen cambios visibles en el terreno como agrietamientos, hundimientos e incluso desprendimientos de grandes cantidades de suelo o roca (Portocarrero Sierra, Aprilla Mosquera, & Soto Duran, 2015). Los factores que favorecen la aparición de los movimientos en masa se dividen en dos, los de tipo natural y los antrópicos.

Los factores naturales son aquellos que ocurren de forma espontánea en la naturaleza, sin la intervención humana. Por ejemplo, la lluvia, el viento, los volcanes, tsunamis, etc. Mientras que los factores antrópicos son todas aquellas acciones que realiza el ser humano y que impactan en el medio ambiente. Estas actividades incluyen la deforestación, la sobreexplotación de recursos naturales y la introducción de especies invasoras, entre otros (Mata & Quevedo, 2006).

El acelerado aumento de la población, especialmente en las zonas urbana, que en las últimas décadas han ocupado terrenos susceptibles a fenómenos de origen natural, ha generado un aumento considerable de los riesgos asociados con movimientos en masa (Aristizabal, Vásquez, & Ruíz, 2019). A nivel mundial, los movimientos en masa son uno de los principales procesos de remoción en masa que afectan zonas montañosas y urbanas, generando pérdidas económicas y sociales significativas (Cruden & Varnes, 1996). Estos fenómenos naturales, como deslizamientos, flujos de lodo y caídas de rocas, son ocasionados por factores naturales como la pendiente del terreno, el tipo de suelo y las lluvias intensas (Highland & Bobrowsky, 2008).

En Colombia, según el Servicio Geológico Colombiano (2017), la mayor parte del territorio nacional es susceptible a deslizamientos, especialmente en la región andina, donde la presión por el crecimiento urbano y la ocupación de zonas inestables incrementan el riesgo de desastres. Los esquemas de ordenamiento territorial de los municipios Toledo y Labateca dejan evidenciado la gran cantidad de movimientos en masa que se han presentado y los distintos daños que estos han generado.

La zona de estudio en este proyecto es la plancha 111IIIB del Instituto geográfico Agustín Codazzi [IGAC] (2013), ubicada en los municipios Labateca y Toledo, por lo que uno de los motivos que lleva a la realización de este proyecto es ayudar a la comunidad, dejar un aporte social que permita prevenir a la población sobre los eventos que pueden poner en riesgo su vida y que además generan pérdidas económicas, para ello se realiza el mapa de susceptibilidad de movimientos en masa del área de estudio.

Los mapas de susceptibilidad indican cuán propensa es una superficie a que se produzca algún tipo de proceso como: Caídas, vuelcos, deslizamientos (rotacionales y traslacionales), flujos, expansiones laterales, hundimientos o subsidencias (Cruden & Varnes, 1996), teniendo en cuenta los factores intrínsecos del área de estudio como: la litología (tipo de rocas), la pendiente de los terrenos, la geomorfología, el uso de suelos, etc (Fernández et al., 2004 citado en (Obregón & Lara, 2013)).

Para abordar el análisis de la susceptibilidad por movimientos en masa existen distintos métodos de estudios, entre los más usados son los métodos estadísticos como el método bivariado, las redes neuronales y los métodos estadísticos multivariados (Ayalew & Yamagishi, 2005).

En este proyecto se utiliza el método estadístico multivariado de regresión logística, debido a que esta metodología relaciona a través de una fórmula los parámetros intrínsecos involucrados en la ocurrencia de movimientos en masa dando como resultado una variable dependiente dicotómica (en este caso la ocurrencia o no) en términos de probabilidad (Chung & Fabbri, 2003). Este método ha sido comparado en un análisis de susceptibilidad en los que se ha comprobado ser más preciso y muestra una mejor consistencia en sus resultados en comparación con métodos bivariados (Lütfi Sützen & Doyuran, 2003).

Para este tipo de trabajos se establece una escala de trabajo 1:25.000 con la que se espera cubrir una mayor cantidad de área poblada que puede ser afectada, teniendo en cuenta criterios específicos que pueden ser omitidos a escalas pequeñas (1:100.000 – 1:500.000).

El análisis de regresión logística descrita por López-Roldán & Fachelli (2015) es una técnica estadística multivariable destinada al análisis de una relación de dependencia entre una variable dependiente y un conjunto de variables independientes, de forma similar a como actúa el análisis de regresión lineal clásico. El objetivo del análisis es poder efectuar predicciones del comportamiento, esto es, estimar las probabilidades de un suceso definido por la variable dependiente en función de un conjunto de variables predictoras o de pronóstico.

Con la regresión logística el objetivo es explicar o pronosticar la pertenencia a un grupo, a partir de una variable dependiente categórica o cualitativa, en función de una o más variables independientes que pueden ser tanto cuantitativas como cualitativas. Se trata por tanto de identificar qué características o factores diferencian los grupos definidos por la variable dependiente, para así generar el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa del área de estudio.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Desarrollar por medio de la regresión logística el cálculo de la susceptibilidad por movimientos en masa de la plancha 111111B a escala 1: 25.000 (IGAC), la cual incluye a los municipios Labateca y Toledo, Norte de Santander.

1.2 Objetivos Específicos

Elaborar los mapas temáticos necesarios para el desarrollo del método, tales como el mapa de Movimientos en Masa, mapa de Unidades Geológicas Superficiales (UGS) y el mapa de Subunidades Geomorfológicas (SGMF) a escala 1:25.000 y hacer una revisión de la información presentada en el mapa geológico a escala 1:100.000 para el área de estudio.

Generar una base de datos con la información de Movimientos en Masa (morfodinámica) obtenida de fuentes secundarias (SIMMA, DesInventar, INVIAS) complementada a partir de la fotointerpretación de imágenes satelitales y evidencias en campo.

Clasificar el área según el grado de susceptibilidad por medio del método estadístico multivariado de regresión logística, utilizando Sistemas de Información Geográfica (SIG) y los mapas temáticos elaborados para cada uno de los insumos a utilizar dentro de la función matemática de la Regresión Logística.

Validar y analizar los resultados obtenidos en el procesamiento de los datos bajo el modelo de Regresión Logística, de forma que estos puedan representar un insumo confiable y útil en la elaboración de estudios enfocados en determinar la amenaza por Movimientos en Masa en la región.

2. Planteamiento del problema

El término Movimientos en Masa (MM) incluye todos aquellos movimientos ladera abajo de una masa de roca, de detritos o de tierra por efectos de la gravedad (Cruden, 1991). Los movimientos en masa influyen en gran medida en los procesos geológicos naturales de la Tierra y ayudan en la estabilización gradual de porciones elevadas del paisaje (Turner, 2018). Por lo tanto, los movimientos en masa ocurren como respuesta a los procesos erosivos en la superficie, especialmente en lugares con un relieve montañoso.

Debido a la interacción de tres placas tectónicas principales: Sudamericana, Nazca y Caribe, el territorio colombiano está caracterizado por la presencia de cadenas montañosas jóvenes, que favorecen la ocurrencia de sismos, erupciones volcánicas y movimientos en masa, estos últimos potenciados por lluvias intensas, pendientes fuertes, materiales fracturados y meteorizados y en muchas ocasiones por el uso inadecuado del territorio (Servicio Geológico Colombiano, 2017). A partir del Mapa Nacional de Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:100.000 del Servicio Geológico Colombiano (SGC) (2014) y de los resultados del Censo Nacional de Población y Vivienda [DANE] 2018, se indica que más del 80% de la población se encuentra expuesta a una amenaza alta y muy alta por movimientos en masa (Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres, 2020).

El área de interés de esta investigación se encuentra ubicada geográficamente en el flanco oriental de la cordillera Oriental y corresponde administrativamente a los municipios de Labateca y Toledo (Norte de Santander), zona con un historial de eventos de movimientos en masa debido a sus condiciones estructurales, geomorfológicas y climatológicas, estos eventos han sido registrados en el Sistema de Información de Movimientos en Masa (SIMMA) desde el año 1958 hasta la actualidad. Según datos proporcionados en el Esquema de Ordenamiento Territorial (EOT) del Municipio de Labateca (2018), estos eventos han causado daños en bienes de los habitantes del área rural, además de obstrucciones y daños totales en secciones de la malla vial afectando principalmente la vía Pamplona – Toledo, tramo vial de vital importancia pues comunica el norte de la Orinoquia con el centro del país. En esta se transportan todo tipo de productos agrícolas y comerciales, por lo tanto, es esencial para el desarrollo de la región junto con otras vías secundarias y terciarias que comunican a los municipios de Labateca y Toledo con las diferentes zonas rurales. Esta situación ha afectado en gran medida la economía de la región como consecuencia de las pérdidas de cultivos y viviendas a causa de deslizamientos y hundimientos en distintas veredas del municipio Labateca (Municipio de Labateca, 2018).

De acuerdo con datos de la UNGRD, en los últimos 100 años en Colombia se han registrado más de 11.800 eventos asociados a movimientos en masa y en consecuencia, cerca de 7.590 personas han perdido la vida y aproximadamente 239.740 familias se han visto afectadas (Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres, 2020).

Un ejemplo de las afectaciones generadas en una comunidad por un movimiento en masa, ocurrido dentro del área de estudio y que fue evaluado por una comisión del Servicio Geológico Colombiano (2012), corresponde a un evento que cubrió un área de aproximadamente 60 ha en la vereda Paramito del municipio de Labateca. La masa deslizada presentó una longitud aproximada de 1.806 m, un ancho promedio de 660 m y un espesor que varía entre 5 a 10 m en la corona hasta 5 m en la base, con un promedio aproximado de 3 m, lo cual equivale aproximadamente a 2'000.000 m³ de material removido (Ibáñez Almeida & Calderón, 2012). Este movimiento en masa causó la destrucción de varias viviendas, potreros, cultivos de cítricos, café y pastos para la ganadería, además, los flujos de lodo y tierra llegaron hasta el cauce principal del Río Culaga, amenazando con represarlo (Ibáñez Almeida & Calderón, 2012).

En la búsqueda de identificar posibles áreas susceptibles a eventos que puedan causar impactos negativos en el área de estudio, se desarrolla este trabajo de investigación cuyo objetivo es realizar la zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa por medio de un método estadístico multivariado aplicando la regresión logística, generando como resultado un mapa que permita identificar y diferenciar zonas según la probabilidad de ocurrencia de un movimiento en masa dadas las características de la superficie.

3. Justificación

El estudio de la susceptibilidad a movimientos en masa es fundamental en Colombia debido a que según Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales [IDEAM] (2012), la distribución porcentual de susceptibilidad general del terreno a los deslizamientos de tierra a nivel nacional son: 0.60% muy alta, 14.38% alta, 16.48% media, 32.37% baja, 33.78% muy baja y 2.39% nula, dicha disposición porcentual afecta el área de estudio debido a que el departamento del Norte de Santander se caracteriza porque en su mayoría se prestan alta susceptibilidad a desplazamientos de tierra.

En el área de estudio han sido realizados algunos estudios en los que se ha evaluado la ocurrencia de Movimientos en Masa localmente en distintos municipios de Norte de Santander, en los que se incluyen Labateca y Toledo. Aunque los estudios geológicos enfocados en la susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa son escasos, los más representativos para la organización de este proyecto son el Mapa Geomorfológico aplicado a Movimientos en Masa Escala 1:100.000 plancha 111 – Toledo, Departamento de Norte de Santander (Servicio Geológico Colombiano, 2014) y la Zonificación de la Susceptibilidad y la Amenaza Relativa por Movimientos en Masa escala 1:100.000 plancha 111 – Toledo (Servicio Geológico Colombiano, 2014).

Este último hace parte del Mapa Nacional de amenaza relativa por movimientos en masa escala 1:100.000 y fue elaborado usando el método heurístico, aunque debido a su escala se dificulta reconocer los procesos puntuales que puedan afectar vías, veredas y/o cultivos. Frente a este contexto, se han desarrollado proyectos como el del [Servicio Geológico Colombiano \(SGC\) bajo el Convenio 034 - Bloque 03](#), cuya finalidad fue analizar la cobertura del terreno como condicionante en la ocurrencia de movimientos en masa. En este trabajo se analizaron diferentes variables como el tipo de cobertura vegetal, el uso del suelo y las intervenciones humanas, dejando evidenciado cómo estos factores influyen en la generación de movimientos en masa ([Villamizar Diaz, Contreras, & Cantillo Romero, 2020](#)).

Por otra parte, se llevó a cabo una actualización del mapa de amenaza por movimientos en masa en el municipio de Toledo, usando sensores remotos y el método heurístico. Esta metodología permitió identificar con mayor precisión las zonas con mayor vulnerabilidad geodinámica ([Roa Capacho, Herrera Escorcía, & Pearse, 2017](#)).

La bibliografía recopilada se encuentra a escala 1:100.000, es por eso que se opta por realizar una investigación a mayor detalle (en este caso, a escala 1:25.000) generando un mapa que aporte información sobre las condiciones geológicas de la región. Estudios como este sirven de insumo a las entidades territoriales encargadas de la toma de decisiones, y junto con datos económicos y sociales ayudan a determinar las medidas de prevención necesarias en cada zona susceptible.

4. Localización

El área de estudio ([Figura 1](#)) está ubicada al sur del departamento de Norte de Santander, principalmente sobre el municipio de Labateca y Toledo. Esta comprende la Plancha 111IIIIB del IGAC ([2013](#)), donde se encuentran las veredas: Cachica, Aposentos, Lirgua, Chona, Caracolito, El Jaboncillo, El Resguardo, Ovejera, La Laguna, Salto del Venado, San Josecito, Murgua, San Francisco y Mónoga, de Labateca, también se encuentran veredas perteneciente a Toledo cómo: Valegra, Jordán, La Carbonera, Hatos Altos, Palmar Bajo, Hatogrande, San Javier, Bochaga y Compañía, además de la vereda Negavita que corresponde a Pamplona ([Instituto Geográfico Agustín Codazzi, 2013](#)), el principal cuerpo de agua en la plancha corresponde al río Chitagá, el cual hace parte de la cuenca hidrográfica del Orinoco Esta base cartográfica contiene el área de estudio dentro de las coordenadas compiladas en la Tabla 1, correspondientes al sistema de coordenadas MAGNA – SIRGAS origen Este.

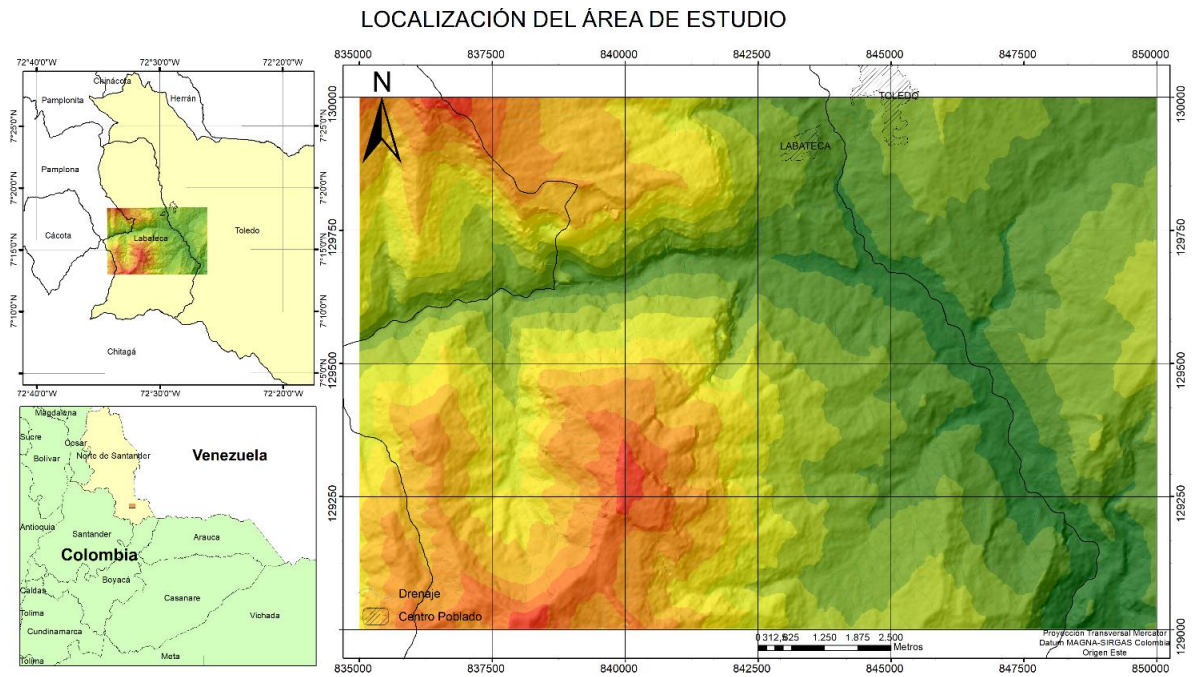
Según la Gobernación de Norte de Santander ([2020](#)), los municipios que se encuentran dentro del área de estudio están presentes en la subregión Sur- Oriental del departamento, estas subregiones del 100% de la participación territorial ocupan únicamente el 9.63% que equivale a 69.079 habitantes.

El Producto Interno Bruto (PIB) de Norte de Santander fue de 13,295 billones en el año 2018, el 1,56% de la participación nacional con la posición décimo-octava de Colombia.

Para el año 2018 los aportes de los municipios dentro del área de estudio correspondieron a Toledo 0,85% y Labateca 0,32 % del valor agregado del departamento, estos dos últimos municipios se caracterizan por su economía rural basada en la producción agropecuaria.

Figura 1

Ubicación del área de estudio



Nota. Localización geográfica del área de estudio dentro de los límites administrativos de los municipios Labateca y Toledo, departamento Norte de Santander.

Tabla 1

Vértices del área de estudio

Vértice	Coordenadas	
	N	E
Noroeste	1'300.000	835000
Noreste	1'300.000	850000
Sureste	1'290.000	850000
Suroeste	1'290.000	835000

Nota. Georreferenciación de los cuatro vértices del área de estudio en el sistema de coordenadas Datum MAGNA – SIRGAS Colombia Origen Este.

5. Marco geológico

El bloque de Labateca, que es un bloque alóctono, afectado por fallas inversas de dirección predominante NW-SE, caracterizado por rocas metamórficas del Paleozoico, rocas ígneas paleozoicas y mesozoicas, y por sedimentarias paleozoicas y mesozoicas (Alcaldía de Labateca, 2017).

5.1 Estratigrafía

Regionalmente la zona se caracteriza por la presencia de rocas metamórficas, ígneas y principalmente sedimentarias. La edad de la secuencia en su mayoría es Mesozoica, aunque también se presentan edades del Cenozoico y Paleozoico (Tabla 2).

Tabla 2

Descripción de unidades litológicas que afloran en el área de estudio

Era	Periodo	Unidad Litológica	Descripción	Autor
CENOZOICO	CUATERNARIO	Aluvión (Qal)	Conformada por depósitos aluviales que están distribuidos a lo largo de los valles de las principales corrientes como son los ríos Chitagá, Culagá, Valegrá y Margua. Estos depósitos son considerados holocénicos o muy recientes.	
		Coluvión-Derrubio (Qd)	Se presentan pequeños sectores con algunos depósitos coluviales y de derrubios, los cuales están agrupados en la unidad cuaternaria más antigua.	
	NEÓGENO			
PALEOGENO		Formación Carbonera (Tec)	Está compuesta por lodolitas grises, localmente ferruginosas, micáceas, con nódulos ferruginosos aplanados, paralelos con la estratificación, en capas generalmente gruesas.	Notestein (1944)

MESOZOICO	CRETÁCICO	Formación Mirador (Tem)	Está constituida en su parte inferior por areniscas de cuarzo de grano medio, grueso, en la parte media alta se presenta un nivel de lodolitas, grises, la parte superior está conformada por areniscas blancas, de grano medio a ligeramente conglomeráticas, feldespáticas y ferruginosas.	Notestein (1944)
		Formación los Cuervos (Tple)	Está constituida en su parte inferior por una sucesión de lodolitas grises, con delgadas intercalaciones de areniscas grises, localmente lodosas. La parte media está compuesta por areniscas lodosas grises de grano fino. En la parte superior aparecen lodolitas grises, ligeramente micáceas.	Notestein (1944)
		Formación Barco (Tpb)	Está constituida por areniscas de cuarzo, grises a gris amarillentas, grano medio, grueso a ligeramente conglomeráticas.	Notestein (1944)
	Formación Colón y Mito Juan (Kscmj)	Constituida principalmente por lodolitas grises y negras, con esporádicos nódulos areno-limosos y ferruginosos, con intercalaciones de areniscas de cuarzo, grano fino, calizas grises, localmente biomicríticas.	Ward(1973), Vargas(1976) Mejía (1980) Fabre (1981) Salinas & Daconte (1982) entre otros	
	Formación La Luna (Ksl)	Está constituida en su parte inferior por una alternancia de calizas gris oscuras, laminadas, fosilíferas en capas delgadas y lodolitas grises, calcáreas. La parte superior se compone de liditas silíceas y cherts grises y negros.	Garner (1962)	
	Formación Capacho (Kic)	La parte inferior corresponde a un conjunto de lodolitas negras, laminadas, escasas intercalaciones de areniscas calcáreas y calizas grises a negras. La parte intermedia está constituida por una alternancia de calizas micríticas y fosilíferas. La parte superior se compone de lodolitas grises, con delgadas intercalaciones de areniscas grises de grano fino.	Sievers (1888)	
	Formación Aguardiente (Kia)	Está constituida por areniscas de cuarzo, con delgadas intercalaciones de lodolitas grises. En la parte inferior se presentan conglomerados gris claros a blanco amarillentos. Hacia la parte superior se presentan intercalaciones de lodolitas grises a negras, carbonosas y micáceas.	Notestein (1944)	
	Formación Tibú y Mercedes (Kitm)	Está constituida en la parte inferior por lodolitas gris oscuras, areniscas cuarzosas, grano fino, bien cementadas. En el medio se presentan algunas capas de lodolitas calcáreas, limosas y areniscas grises. La parte superior está conformada por areniscas cuarzosas, grises de grano fino.	Notestein (1944)	
	Formación Río Negro (Kirn)	La Formación está constituida en la parte inferior por areniscas que varían de grano fino a grueso. La parte media la conforma una alternancia de areniscas cuarzosas y lodolitas. La parte superior consta de areniscas cuarzosas de grano medio a grueso, con intercalaciones de conglomerados grises, lodolitas y limolitas grises.	Hedberg (1931)	
	JURÁSICO	Formación Girón (Jg)	Se encuentra constituida en su parte inferior por areniscas lodosas, micáceas de grano fino, medio, grueso con intercalaciones de lodolitas y limolitas en capas delgadas. En el medio se presenta una alternancia de areniscas de grano medio a grueso, con niveles de conglomerado arenosos. La parte superior está conformada por una alternancia de areniscas cuarzosas y lodolitas rojas.	Hettner (1982)

		TRIÁSICO		
PALEOZOICO	PÉRMICO	Formación Diamante (CPd)	La parte inferior de esta unidad está compuesta por limolitas en capas medianas y gruesas, interpuestas por capas delgadas de areniscas rojo-parduscas, grano medio a fino. Hacia la parte media predominan areniscas lodosas, calcáreas, grano fino a medio con intercalaciones de lodolitas rojas. En la parte superior se presentan calizas grises a gris oscuras, localmente arenosas.	Royero & Zambrano (1987)
	CARBONIFERO			
	DEVÓNICO	Formación Floresta (Df)	Está constituida en su parte inferior por areniscas grises, grano fino a medio, lodosas, interpuestas con lodolitas y limolitas localmente micáceas, fosilíferas. En la parte superior predominan areniscas de cuarzo, grano fino a medio, con algunas intercalaciones de lodolitas verde pálidas, micáceas, en capas medianas.	Olsson & Caster (1937)
	SILÚRICO			
	ORDOVÍCICO	Formación Silgará (pDs)	Consta de esquistos cuarzo micáceos y esquistos cuarzo micáceos cordieríticos, de color verde a gris verdoso y gris amarillento, de grano fino a medio y en menor proporción cuarcitas y filitas.	Winkler (1979)
	CÁMBRICO			

Nota. Tabla estratigráfica de las unidades geológicas que se encuentran en el área de estudio, nomenclatura y descripciones tomadas de Royero Gutiérrez, (2001).

5.2 Geología estructural

El bloque Labateca está limitado al oriente por la Falla de Labateca y al occidente por el sistema de fallas Chucarima-Chitagá. El estilo estructural de esta provincia es de fallamiento en bloques (Alcaldía de Labateca, 2017).

5.2.1 Pliegues

En el área de estudio hay presencia de diferentes estructuras geológicas de pliegues, como lo son: el Sinclinal de Arcabuco, el Sinclinal Volcado de Culagá, el Sinclinal la Camacha y dos estructuras que no presentan nombre, la primera es un Sinclinal al Noroeste de la zona de estudio y la otra es un Anticlinal casi paralelo que se ubica al Este del Sinclinal de Arcabuco.

5.2.1.1 Sinclinal de Arcabuco. Es una estructura que tiene una dirección NS a NESW y se encuentra localizada entre las fallas de Labateca y Tincalá-Lirgua; es ligeramente asimétrica, con un ancho promedio de 4 km. En su núcleo afloran las formaciones Río Negro y Aguardiente; sus flancos están conformados por rocas de las formaciones Diamante, Girón, Río Negro y Tibú-Mercedes. En su parte central se encuentra el cañón del río Chitagá, donde está expuesta una interesante secuencia del Paleozoico, Jurásico y Cretácico (Royero Gutiérrez, 2001).

5.2.1.2 Sinclinal la Camacha. Se encuentra situado al oriente del Sinclinal de Culagá, con el que limita por medio de la Falla El Trapiche-Loma Buenavista, de dirección aproximada norte-sur. Es una estructura alargada de una longitud de 28 km, asimétrica, con su eje orientado norte-sur y desplazado por numerosas fallas transversales; se encuentra afectado por fallas de diferentes direcciones y sus flancos están limitados por las fallas El Trapiche-Loma Buenavista y Samaria-Loma Cordillera. Su núcleo está conformado por la Formación Carbonera y sus flancos por las formaciones Mirador y Los Cuervos (Royero Gutiérrez, 2001).

5.2.1.3 Sinclinal volcado de Culaga. Presenta una dirección predominante norte-sur, cuyo eje está afectado por la falla del mismo nombre; es una estructura alargada de una longitud de unos 27 km y de aproximadamente 6 km de ancho, asimétrica. Está limitado en sus flancos orientales por las fallas Valegrá, El Trapiche - Loma Buenavista y los estratos de sus flancos occidentales están invertidos por efectos de la Falla de Labateca. El núcleo está constituido por la Formación Carbonera y los flancos por las formaciones Colón-Mito Juan, Barco, Los Cuervos y Mirador (Royero Gutiérrez, 2001).

5.2.1.4 Sinclinal sin nombre. Se encuentra al Noroeste de la zona de estudio y a su vez al Oeste de la Falla Labateca, su eje tiene una dirección NS a NESW, en su núcleo aflora la Formación Aguardiente y en sus flancos las formaciones Río Negro y Tibú y Mercedes.

5.2.1.5 Anticlinal sin nombre. Está ubicado al Este del Sinclinal de Arcabuco y tiene una dirección NS a NESW, el núcleo está constituido por la formación Diamante y los flancos por las formaciones Girón y Río Negro.

5.2.2 Fallas Geológicas

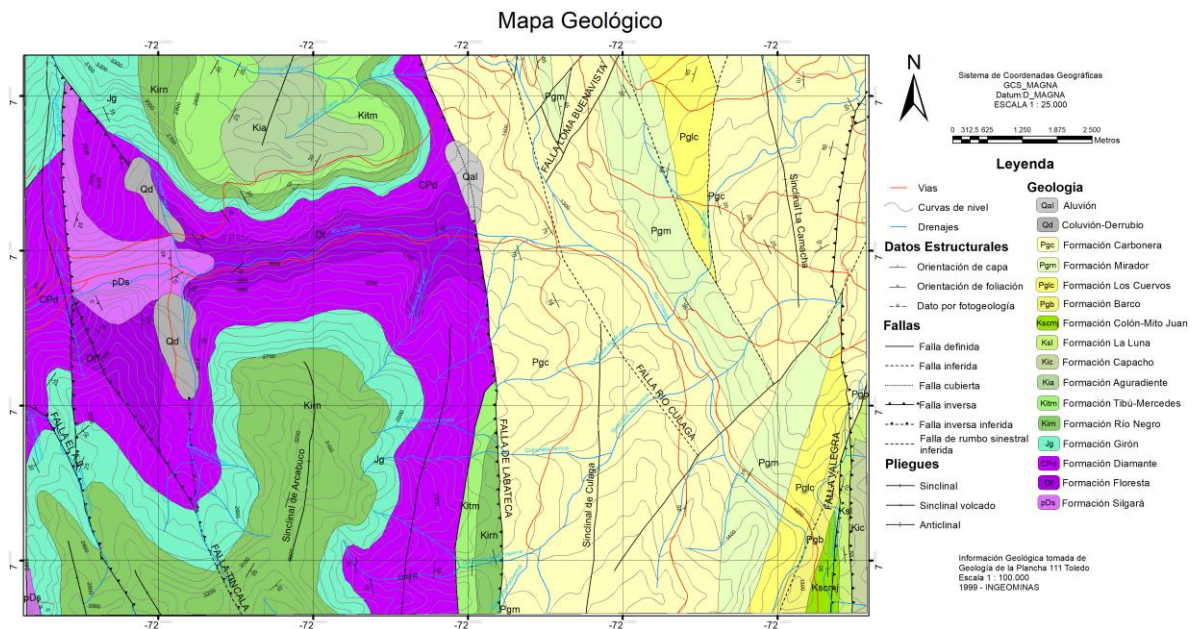
El área de estudio se caracteriza por presencia de fallas de extensión regional y local, las cuales se describen brevemente de acuerdo con la memoria explicativa de la plancha 111 de Toledo Norte de Santander (Royero Gutiérrez, 2001). Estas fallas son: Falla el Ají, Falla Tincalá, Falla Labateca y Falla Valegrá.

5.2.2.1 Falla el Ají. Corresponde al ramal noroccidental de la Falla de Labateca. La falla presenta inicialmente una dirección noroeste para luego tomar un rumbo norte - sur; se trata de una falla inversa, con buzamiento al occidente y su ángulo de inclinación parece aumentar de sur a norte. Esta falla enfrenta rocas de la Formación Silgará al occidente con rocas de las formaciones Floresta, Diamante, Girón y Río Negro al oriente.

5.2.2.2 Falla Tincalá. Se presenta como un ramal de la Falla El Ají-Pozo Bravo, y conserva con ésta una dirección subparalela. Entre estas dos fallas se presenta una estructura sinclinal, donde afloran rocas de las formaciones Silgará, Diamante, Girón y Río Negro; es una falla inversa, con buzamiento al occidente.

5.2.2.3 Falla Labateca. Es el mayor rasgo tectónico localizado en la zona de trabajo y corresponde a una falla regional inversa, que tiene una dirección NS a NW-SE y enfrenta rocas del Paleozoico, Jurásico y Cretácico al occidente con rocas de las unidades del paleogeno al oriente. Un trayecto de esta falla coincide paralelamente con el lineamiento regional de Labateca de dirección NWSE (Ujueta, 1991 citado en Royero Gutiérrez, 2001). Los rasgos geológicos de la Falla de Labateca están relacionados con una fase tectónica de compresión; se interpreta inicialmente como una falla normal reactivada posteriormente como inversa, con inclinación hacia el occidente (Boinet *et al.*, 1982 citado en Royero Gutiérrez, 2001).

5.2.2.4 Falla Valegrá. Es una falla subparalela a la Falla de Labateca y se localiza al Sureste del área; se extiende por una longitud de unos 30 km, está desplazada por varias fallas, y su trazo tiene una dirección de NE-SW a NS. Se trata de una falla inversa, con buzamiento al occidente y afecta rocas de edades cretácicas y terciarias.

Figura 2*Mapa Geológico de la zona de estudio*

Nota. Mapa de la geología presente en el área de estudio, tomado de la Geología de la Plancha 111 Toledo a escala 1:100.000 (INGEOMINAS, 1999).

6. Marco conceptual

La estimación de susceptibilidad a deslizamientos permite determinar sectores dentro del relieve que son inestables a procesos donde interactúan las actividades geológicas, geomorfológicas, del tipo de cobertura vegetal y su uso. Este análisis es fundamental para la planificación territorial y la gestión del riesgo de desastres, contribuyendo la implementación de estrategias de mitigación que disminuyan la vulnerabilidad de las comunidades expuestas. A continuación, se analiza qué es un movimiento en masa y se habla del modelo estadístico multivariado en cuanto en que consiste, como se desarrolla y las condiciones que se deben tener en cuenta para poder utilizarlo.

6.1 Movimientos en masa

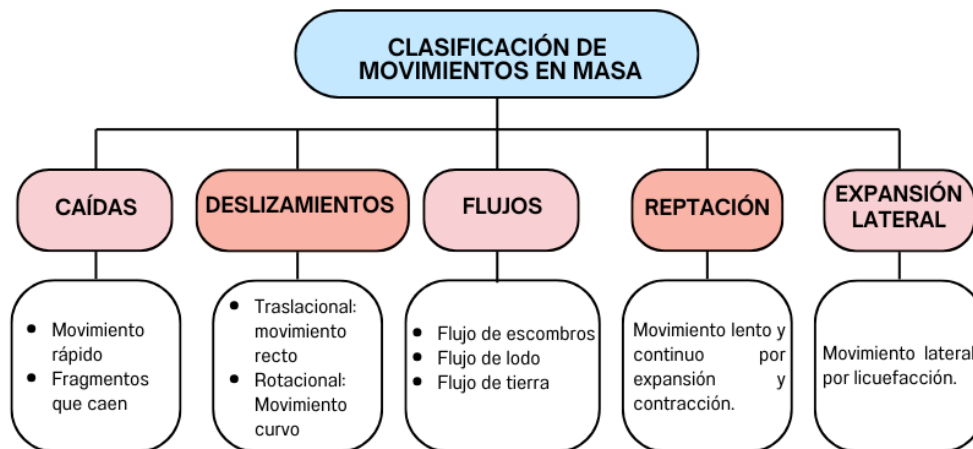
Los movimientos en masa hacen parte de los procesos denudativos que moldean la superficie terrestre y son eventos bastante comunes en lugares con una topografía elevada y clima tropical como en nuestro país. La definición de movimientos en masa adoptada en Colombia está consignada en la Guía de Movimientos en Masa en la Región Andina

(Proyecto Multinacional Andino, 2007), en la que se incluyen todos aquellos movimientos ladera abajo de una masa de roca, de detritos o de tierras por efectos de la gravedad.

Cruden y Varnes (1996) proponen una clasificación de los movimientos en masa apoyada en el tipo de material involucrado y el tipo de movimiento (Figura 3). En cuanto al material, marcan una diferencia entre roca, que corresponde a formaciones consolidadas como bloques de piedra, y suelo, que abarca materiales no consolidados como suelos finos, arenas, gravas y arcillas. Respecto al tipo de movimiento, identifican distintos procesos. Las caídas son movimientos rápidos donde fragmentos de roca se desprenden y caen libremente. Los deslizamientos se generan cuando el material se desplaza a lo largo de una superficie de falla bien definida, estos se dividen en traslacionales, si el movimiento es en un plano recto, o rotacionales, si se produce en una superficie curva. Los flujos se distinguen por un desplazamiento con comportamiento de fluido debido a la pérdida de cohesión del material, incluyendo flujos de escombros, lodo y tierra. La reptación es un movimiento lento y continuo del suelo o la roca, generalmente inducido por la expansión y contracción de los materiales. Por último, la expansión lateral se presenta cuando materiales sueltos se desplazan lateralmente debido a la pérdida de soporte o la licuefacción del suelo.

Figura 3

Tipos de Movimientos en Masa según Cruden y Varnes (1996)



Nota. Clasificación y características de los tipos de Movimientos en Masa, tomado de Cruden & Varnes, (1996).

6.2 Modelo estadístico multivariado

Los métodos y modelos del análisis multivariado permiten explorar, describir e interpretar datos que provienen del registro de varias variables sobre un mismo caso objeto de estudio. Como las variables representan atributos de la misma unidad de análisis,

usualmente están correlacionadas. Este modelo no solo describe, sino que toma ventaja de esta correlación para caracterizar los casos. El análisis multivariado provee herramientas para comprender la relación (dependencia) entre las variables medidas simultáneamente sobre la misma unidad, para comparar, agrupar y/o clasificar observaciones multivariadas e incluso para comparar, agrupar y clasificar variables (Balzarini, Bruno, Córdoba, & Teich, 2015).

6.2.1 Regresión logística binaria múltiple

Según López-Roldán & Fachelli (2016), el análisis regresión logística es una técnica estadística multivariable destinada al análisis de una relación de dependencia entre una variable dependiente y un conjunto de variables independiente. El objetivo del análisis es poder efectuar predicciones del comportamiento, esto es, estimar las probabilidades de un suceso definido por la variable dependiente en función de un conjunto de variables predictoras o de pronóstico.

La regresión logística mezcla dos tradiciones del análisis estadístico: el análisis de tablas de contingencia con el tratamiento de modelos log-lineales, y el análisis de regresión por mínimos cuadrados ordinarios. En ambos casos se encuentra con limitaciones que la regresión logística resuelve: en el primer caso los modelos de dependencia no podían utilizar variables continuas y en el segundo las variables categóricas no siempre funcionan como buenos predictores (López-Roldán & Fachelli, 2016).

Con la regresión logística el objetivo es explicar o pronosticar la pertenencia a un grupo, a partir de una variable dependiente categórica o cualitativa, en función de una o más variables independientes que pueden ser tanto cuantitativas como cualitativas. Se trata por tanto de identificar qué características o factores diferencian los grupos definidos por la variable dependiente (López-Roldán & Fachelli, 2016).

El análisis de regresión logística persigue cuantificar la importancia de la relación existente entre cada una de las variables independientes (también llamadas covariables) y la variable dependiente, y clasificar a los individuos dentro de las categorías de la variable dependiente según la probabilidad que tenga de pertenecer a una de ellas dada la influencia de las covariables.

Estas variables son modeladas de acuerdo con la ecuación (Ec.1):

$$Y = \text{logit}(p) = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + b_3 * x_3 + \dots + b_n * x_n \quad \text{Ec.1}$$

Dónde:

p = probabilidad que la variable dependiente Y tome valor 1 (que ocurra un suceso), b_0 = constante de corte que mejor se ajusta a la relación, Constantes $b_1 \dots b_n$ = miden la contribución de las variables independientes $x_1 \dots x_n$ a la variación de Y (Alvarez, Mastrantonio, & Moreiras, 2018).

El análisis de regresión múltiple es el más común método estadístico utilizado en las ciencias de la tierra, y expresado como una ecuación lineal para simplificar la (Ec.1):

$$Z=b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + b_3 * x_3 + \dots + b_n * x_n \quad \text{Ec.2}$$

En la (Ec.2) (**Z**) representa las Variables dependientes, expresan la presencia o ausencia de movimientos en masa, a mayor valor obtenido, mayor probabilidad de que se presente el evento (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Teniendo en cuenta la (Ec.1) y la (Ec.2), se obtiene la ecuación simplificada (Ec.3):

$$\ln \left(\frac{p}{1-p} \right) = Z \quad \text{Ec.3}$$

6.2.2 Condiciones para la aplicación del método estadístico de regresión logística

Según López-Roldán & Fachelli (2016), una vez que se han definido las variables independientes que tienen mayor influencia en los resultados para la variable dependiente, se debe evaluar cual es el modelo de análisis que mejor se ajusta a la realidad, por tanto, para aplicar la Regresión Logística se debe tener en cuenta lo siguiente:

1. El modelo debe estar correctamente especificado y ser relevante sustantivamente.
2. No se omiten variables independientes relevantes.
3. Las variables independientes se miden sin error.
4. Las observaciones son independientes entre sí.
5. Ausencia de colinealidad entre las variables independientes.
6. Linealidad de las variables cuantitativas.
7. Monotonicidad: cada variable independiente se relaciona de forma directa o indirecta.
8. En relación con el tamaño de la muestra. Hosmer y Lemeshow recomiendan muestras mayores de 400 casos.
9. El tanto por ciento de casos que corresponden al 0 o al 1 de la variable dependiente debe ser del 10% al menos.

7. Metodología

Para la creación cartográfica del mapa de susceptibilidad por movimientos en masa se realizó una metodología practica dispuesta en seis fases (Figura 4).

Figura 4

División de las seis Fases Metodológicas para el desarrollo de la investigación



Nota. Resumen de la Metodología empleada para el desarrollo de la investigación, dividido en seis fases y los principales procesos que conforman cada una.

7.1 Fase I. Revisión bibliográfica del área:

La revisión bibliográfica del área consiste en recopilar información existente del área de estudio en cuanto a geología y estudios anteriores correspondientes al tema a tratar, además se analizará las publicaciones tanto nacionales como internacionales en donde utilicen el método estadístico multivariado que sirvan como base para la elaboración de la investigación. Como resultado de esta investigación se realiza un estado del arte.

7.2 Fase II. Creación de cartografías a partir de herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG):

Esta fase se lleva a cabo con el fin de realizar el mapa geológico, el mapa de unidades geológicas superficiales UGS (Factores tales como origen de los materiales, litología, pendiente, meteorización, morfología, vegetación, uso del suelo, entre otros, y su relación con la ocurrencia de movimientos en masa) y el de subunidades geomorfológicas ([Servicio Geológico Colombiano, 2017](#)), de donde se pueda extraer información de los factores condicionantes que ocasionan los movimientos en masa para usarlos como recursos en el método estadístico multivariado.

Con el objetivo de generar los mapas mencionados anteriormente se necesitaron recursos electrónicos tales como Mapa Geológico a escala 1:100.000, Inventario y Catalogo de Movimientos en Masa que se encuentran disponibles para su consulta a través del SGC, Modelo digital de elevación (MDE), el cual se obtuvo de la página web Alaska Facility y a partir del cual se generaron los mapas de Pendiente, Altura y Curvatura; los que permitieron obtener la mejor información posible previo a la corroboración en campo, Imágenes satelitales de diferentes años adquiridas de Google Earth pro, datos obtenidos del SIMMA los cuales contienen el registro histórico de eventos de remoción en masa que se han presentado en el área de interés y su procesamiento en el software Qgis 3.30.2.

Las técnicas empleadas para la creación de mapas como el de Unidades Geológicas Superficiales (UGS) y subunidades geomorfológicas (SGMF) son:

Primero se realiza la interpretación de Imágenes de sensores remotos, se utilizan imágenes satelitales y fotografías aéreas para identificar y delimitar las diferentes unidades y subunidades. El análisis de modelos digitales de elevación (MDE) permite generar mapas de pendientes y curvaturas del terreno, facilitando la delimitación de estructuras geomorfológicas específicas. Luego se determinan los agentes morfogenéticos dominantes de la zona de estudio y después con ayuda de las imágenes y herramientas de Sistema de Información Geográfica (SIG) se delimitan las distintas subunidades geomorfológicas (SGMF) y por último se hace una revisión de los mapas utilizando la información obtenida en la salida de campo ([Kim G, Jaramillo, & Castiblanco, 2013](#)).

7.3 Fase III. Reconocimiento de campo y ajuste de los mapas:

Durante esta fase se ejecuta una campaña de campo, en la cual, se lleva a cabo un reconocimiento del área de estudio y se realizara la recolección de la información geológica y geomorfológica en superficie que permita, hacer una verificación de la información previamente obtenida a través de los métodos de fotointerpretación y análisis de imágenes satelitales.

7.4 Fase IV. Aplicación del método estadístico multivariado en la modalidad de regresión logística:

Con la construcción cartográfica de cada una de las variables generadas se procede a realizar el cálculo de la susceptibilidad a partir del método de Regresión Logística para ello se realizan 3 etapas según lo describe López-Roldán & Fachelli (2016): selección de las variables del modelo, estimación de los coeficientes de las variables independientes y evaluación del modelo.

7.4.1 Selección de las variables del modelo

Una primera tarea fundamental es que las variables se justifiquen en el contexto de unos objetivos de investigación y a partir de criterios teóricos que fundamenten la relación de dependencia. Para este propósito se realiza una correlación de cada una de las variables independientes con la variable dependiente y a su vez determinar si existe interrelación entre las variables independientes. Una vez introducidos los datos al software se realiza la correlación de Spearman para evaluar si es necesario excluir alguna variable del modelo en caso de estar correlacionada, haciendo correlaciones individualmente para cada una de las variables con las demás variables incluidas en el modelo de regresión logística.

7.4.2 Estimación de los coeficientes de las variables independientes

La estimación de los coeficientes o pesos de la ecuación de regresión que determinan la importancia de cada variable independiente en la explicación de la dependiente se realiza mediante un algoritmo iterativo de máxima verosimilitud propio del modelo de la regresión logística. A lo largo del proceso de búsqueda del mejor modelo de regresión se realizan las estimaciones de los coeficientes de cada posible modelo y se valora su bondad de ajuste.

7.5 Fase V. Verificación de resultados a partir de tres pruebas diferente: ajuste del modelo de regresión logística (R^2 de Nagelkerke), curva de validación Característica Operativa del Receptor (ROC), porcentaje de predicción del modelo sobre los movimientos en masa registrados:

El objetivo de esta fase es comprobar que los resultados obtenidos por medio del método sean lo más ajustados a la realidad posible, y revisar si existe la necesidad de modificar la aplicación del método. Para hacer la validación de los resultados se comparará

la información según el grado de susceptibilidad con la evidencia de movimientos en masa registrada en la base de datos dentro de las áreas diferenciadas en la zonificación.

Para el análisis de la Regresión Logística el interés principal es conocer que tan bien el modelo ajusta los datos ingresados y cuál es su desempeño minimizando los errores en la predicción (Menard, 2011). para este fin los resultados se verifican usando el Coeficiente de Determinación (R^2 de Nagelkerke) y la curva de validación Característica Operativa del Receptor (ROC, por sus siglas en inglés). El primero está fundamentado en la función verosimilitud (LL, por sus siglas en inglés), este es el criterio utilizado para seleccionar parámetros en el modelo de regresión logística, el cual por conveniencia se multiplica por -2 y sería abreviado como -2LL, por lo tanto, donde la función verosimilitud es negativa, -2LL es positivo, y valores mayores indican peor predicción de la variable dependiente (Menard, 2011). R^2 de Nagelkerke indica que tanta inclusión de las variables independientes reduce la variación de los resultados, esta variación está dada entre 0 y 1 (Menard, 2011).

Según Vakhshoori & Zare (2016), el ROC es un método popular que puede mostrar las curvas de éxito y predicción de los mapas de susceptibilidad a movimientos en masa resultantes de diferentes métodos. La curva ROC es un gráfico de "sensibilidad" versus "especificidad", que se calcula para varios umbrales. Donde, la sensibilidad es la proporción de píxeles inestables por encima de un umbral deseado que predice correctamente el modelo sobre el total de píxeles inestables observados y la especificidad es la relación de píxeles estables por debajo del umbral deseado que predice correctamente el modelo sobre el total píxeles estables observados.

Otro método que permite medir la bondad de ajuste de la función definida para la susceptibilidad es la curva ABC, esta curva se construye calculando los grupos percentiles de cada variable incluida de forma ascendente en el eje de las abscisas enfrentándola con los porcentajes de los movimientos en masa ubicados en el eje vertical, una vez se obtiene la curva se calcula el área bajo la curva (ABC). Cuanto más pronunciada sea la parte inicial de la curva y mayor sea su área, mejor será la capacidad de la función para describir la susceptibilidad, un porcentaje de ABC recomendado debe ser superior al 70% (Servicio Geológico Colombiano, 2017).

7.6 Fase VI. Análisis de la zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa para el área de estudio:

Una vez verificados los resultados se hace un análisis de la información plasmada en el mapa de susceptibilidad, el objetivo es entender la relación entre el grado de susceptibilidad con la morfología del terreno, litología y unidades geomorfológicas y proporcionar los porcentajes correspondientes para que el proyecto se pueda entender de mejor manera y sirva como insumo en materia de prevención del riesgo a las entidades correspondientes. Esta fase es importante ya que en la zona de estudio se presentan varias

dificultades debido a la poca o nula información de la susceptibilidad por movimientos en masa.

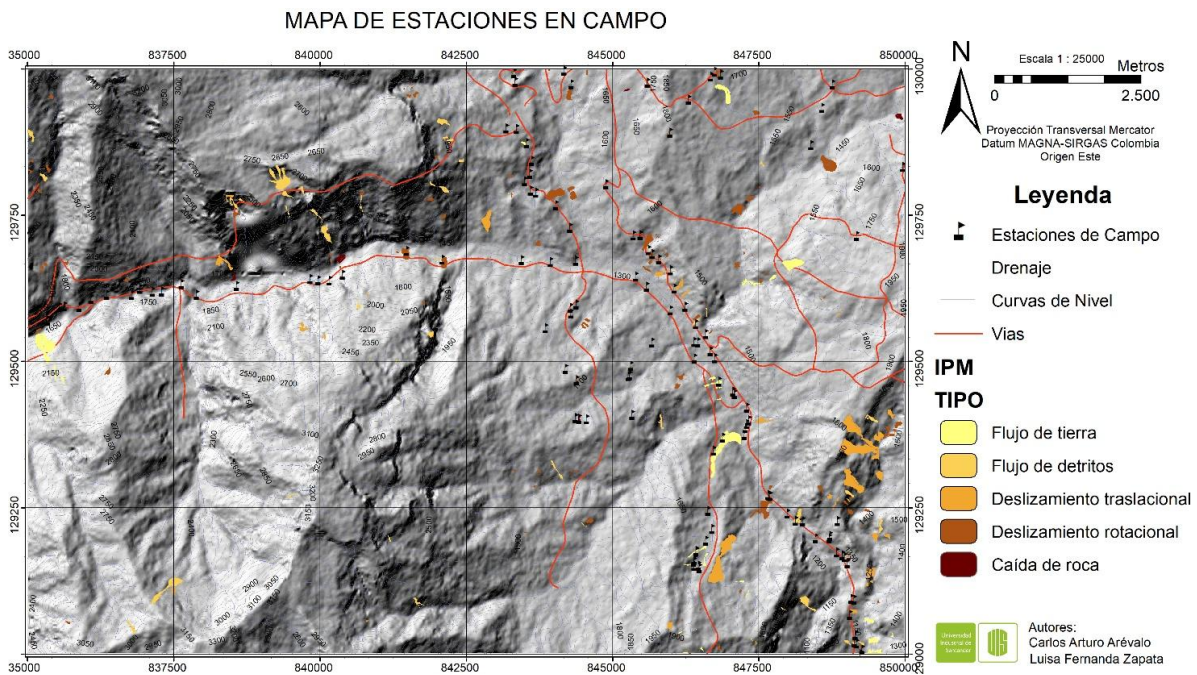
8. Resultados

Según la bibliografía analizada, se encontró que hay diferentes modelos de regresión y lo que los caracteriza es la naturaleza de la variable dependiente; así, cuando se utilizan variables continuas la clase de modelo de regresión más utilizada es la de regresión lineal; con variables dicotómicas el modelo representativo es el de regresión logística (Fiuza Pérez & Rodríguez Pérez, 2000). En el análisis de susceptibilidad a movimientos en masa se debe determinar si hay presencia o no de estos, para eso la variable dependiente se clasifica en 1 y 0, es a esto a lo que se le denomina variable dicotómica.

En este estudio se utilizó la regresión logística debido a que es uno de los modelos más usados en diferentes áreas de investigación, ya que desde un punto de vista matemático es una función extremadamente flexible y de fácil uso y su principal objetivo es encontrar el modelo que mejor se ajuste para describir la relación entre una variable dependiente y sus variables independientes (Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant, 2013), otro de los principales atributos de este método estadístico es que es que las variables predictoras o independientes pueden ser cuantitativas (continuas o discretas) o categóricas (Chitarroni, 2002).

Con el fin de obtener los datos necesarios para poder aplicar el método de regresión logística, se realiza la creación de los mapas de Unidades Geológicas Superficiales (UGS), Subunidades Geomorfológicas (SGMF), altura, pendiente y curvatura con interpretación de imágenes satelitales y herramientas SIG. Luego se completa esta información con los datos que se obtienen en campo.

La revisión en campo consiste en un viaje al área de estudio la cual se recorre por la vía principal y algunas vías terciarias en un total de 125 estaciones (Figura 5), donde se identifican movimientos en masa y/o se corrobora la existencia de estructuras además de la verificación de unidades geológicas superficiales y subunidades geomorfológicas que habían sido identificadas de forma remota, esto se lleva a cabo durante cuatro días.

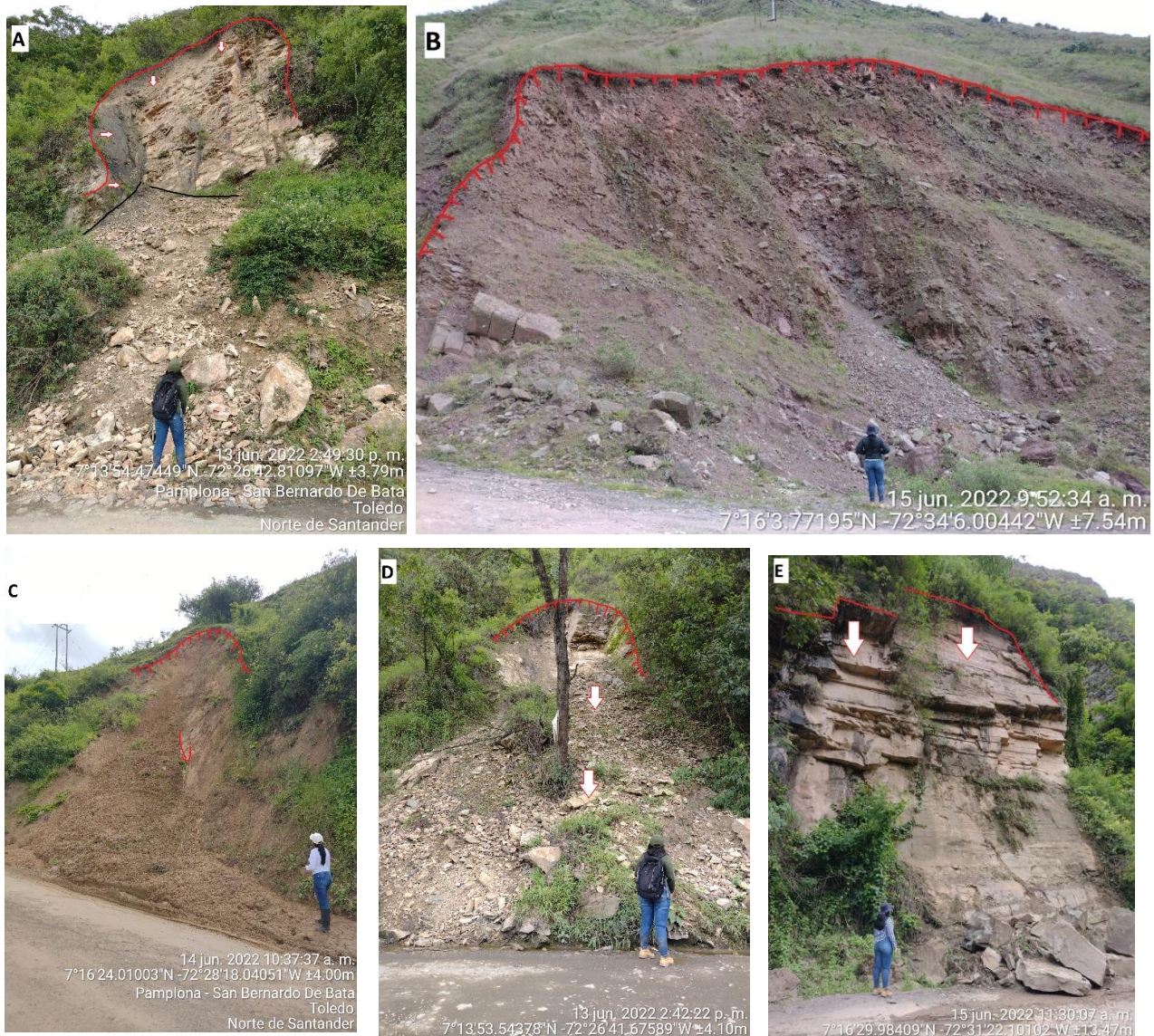
Figura 5*Estaciones de la salida de campo y Movimientos en Masa corroborados*

Nota. Mapa Raster de las Estaciones realizadas en el área de estudio durante el desarrollo de la Fase III. Reconocimiento de campo y ajuste de los mapas.

Para la verificación en campo de los mapas nos enfocamos en cuatro objetivos:

1. Identificar y clasificar los movimientos en masa, se encontraron 5 tipos: Deslizamiento traslacional, deslizamiento rotacional, flujo de tierra, flujo de detritos y caída de rocas. En la (Figura 6) se muestran algunos ejemplos vistos.
2. Observar contactos de las diferentes formaciones geológicas en el área de estudio, para maximizar la calidad del mapa geológico a escala 1:25.000 (Apéndice A) y brindar mayor detalle a la investigación, la (Figura 7) ejemplifica algunas formaciones corroboradas en campo.
3. Ratificar el tipo de geformas presentes en la zona de estudio, en la panorámica de la (Figura 8) se evidencian algunas de estas.
4. Comprobar la extensión de los depósitos cuaternarios, para mejorar el mapa de UGS.

Como resultado del cumplimiento de los objetivos propuesto más el trabajo realizado previo a campo, se obtienen los mapas de: curvatura, pendiente, altura, Subunidades geomorfológicas (SGMF), Unidades geológicas superficiales (UGS) e inventario de procesos morfodinámicos (IPM), los cuales se muestran en el (Apéndice B).

Figura 6*Movimientos en Masa ejemplos en campo*

Nota. a) Deslizamiento traslacional, vía Pamplona - San Bernardo De Bata. b) deslizamiento rotacional de detritos con caída de rocas, vía Labateca - Pamplona. c) flujo de tierra, vía Pamplona – San Bernardo de Bata. d) flujo de detritos, vía Toledo – San Bernardo de bata. e) Caída de rocas, vía Labateca-Pamplona.

Figura 7*Verificación de litologías en campo*

Nota. a) Panorámica que muestra la variación de la pendiente y con ella el cambio de litologías que representan las formaciones Río Negro, Girón y Floresta. b) Formación Colón-Mito Juan en donde se observa la intercalación de arenisca de grano fino y lodolitas grisáceas. c) Formación Mirador, se evidencia la intercalación entre arenisca de cuarzo con lodolitas grises.

Figura 8*Panorámica de algunas subunidades geomorfológicas*

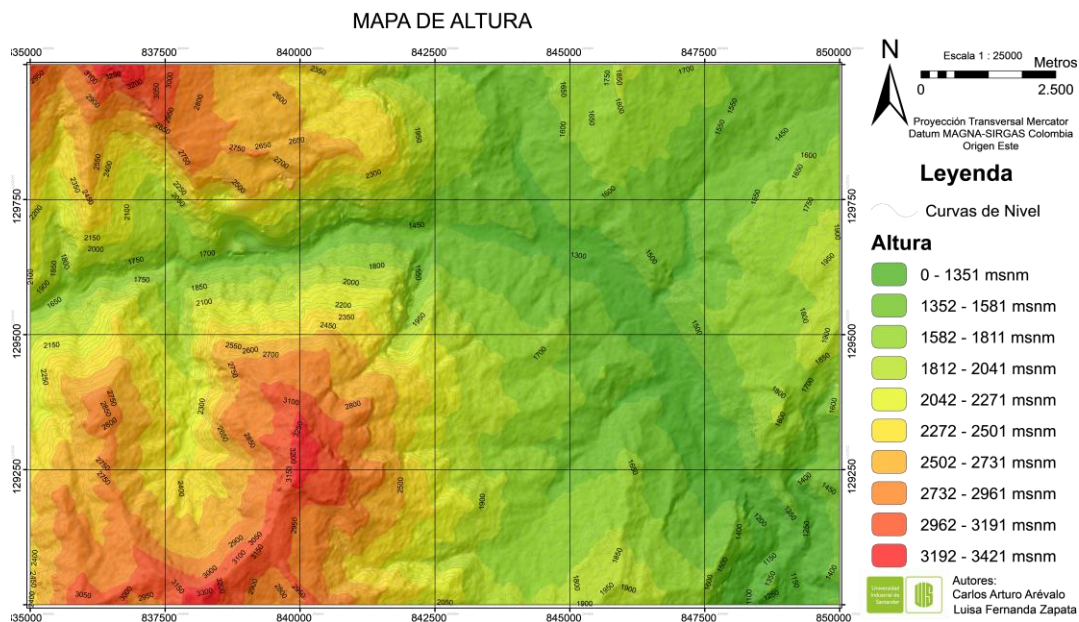
Nota. Panorámica en la que se muestran algunas de las geformas vistas en campo, como: Ladera de contrapendiente muy escarpada (Slcpme), Ladera de contrapendiente (Slcp),

Ladera estructural escarpada (Slee), Ladera estructural muy abrupta (Slema) y Espolon bajo de longitud corta (Sesbc).

Después de la verificación en campo de los atributos presentes en los mapas, que son utilizados como insumo de las variables dentro del modelo, se obtienen los valores definitivos, los cuales para las variables de Altura, Pendiente y Curvatura se generaron mapas partiendo del Modelo de Elevación Digital (MDE) y posteriormente se re – clasifican sus valores con el fin de poder facilitar su análisis al final del proceso. En el caso del Mapa de Altura se clasificaron en 10 rangos de altura (Figura 9), en el Mapa de Pendientes se tuvo en cuenta la clasificación de las pendientes según su grado (Figura 10) como se presenta en la Guía Metodológica para la zonificación de Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:25.000 del SGC (2017). Según la Curvatura identificada en cada píxel del MDE se clasifica según su valor en: Cóncavo, Plano o Convexo (Figura 11).

Figura 9

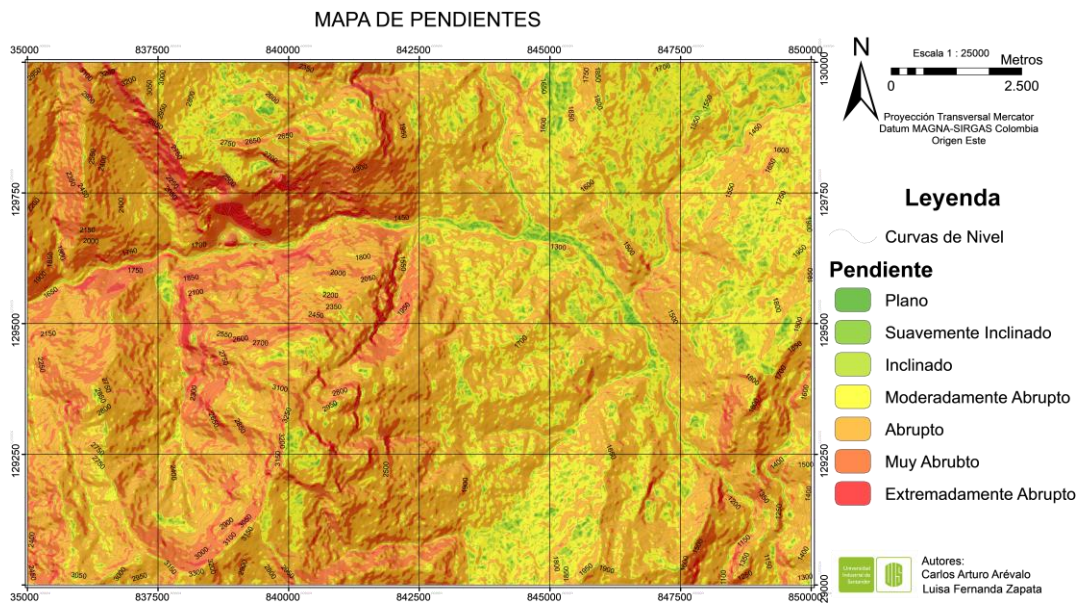
Mapa de Altura



Nota. Mapa de la variable Altura obtenido a partir del modelo de elevación digital, clasificado en diez clases.

Figura 10

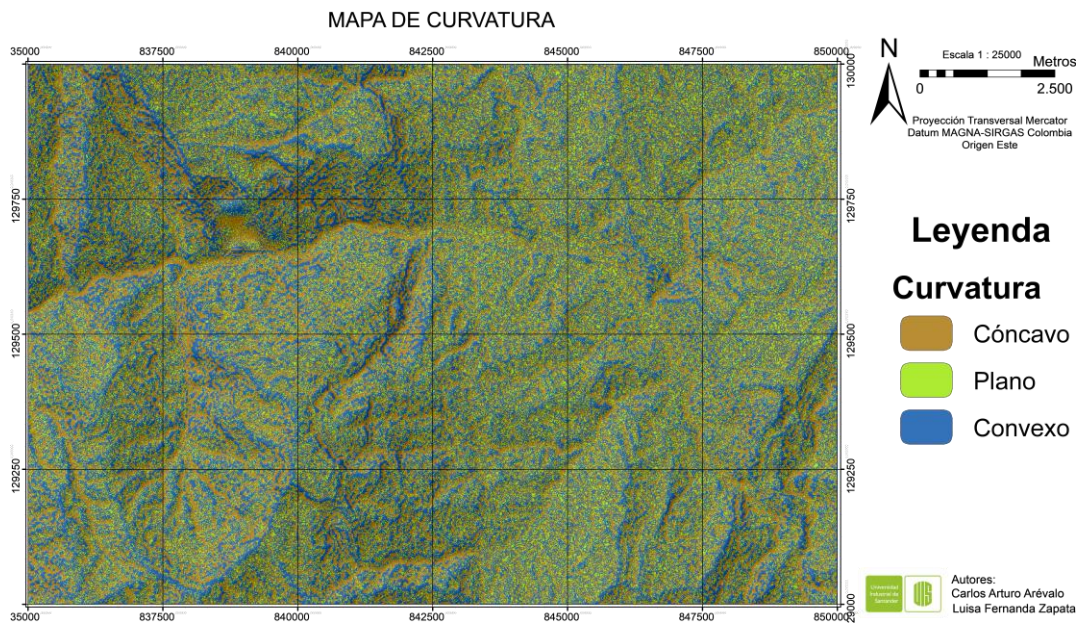
Mapa de Pendientes



Nota. Mapa de la variable Pendiente obtenido a partir del modelo de elevación digital, clasificado según el grado de pendiente en siete clases.

Figura 11

Mapa de Curvatura

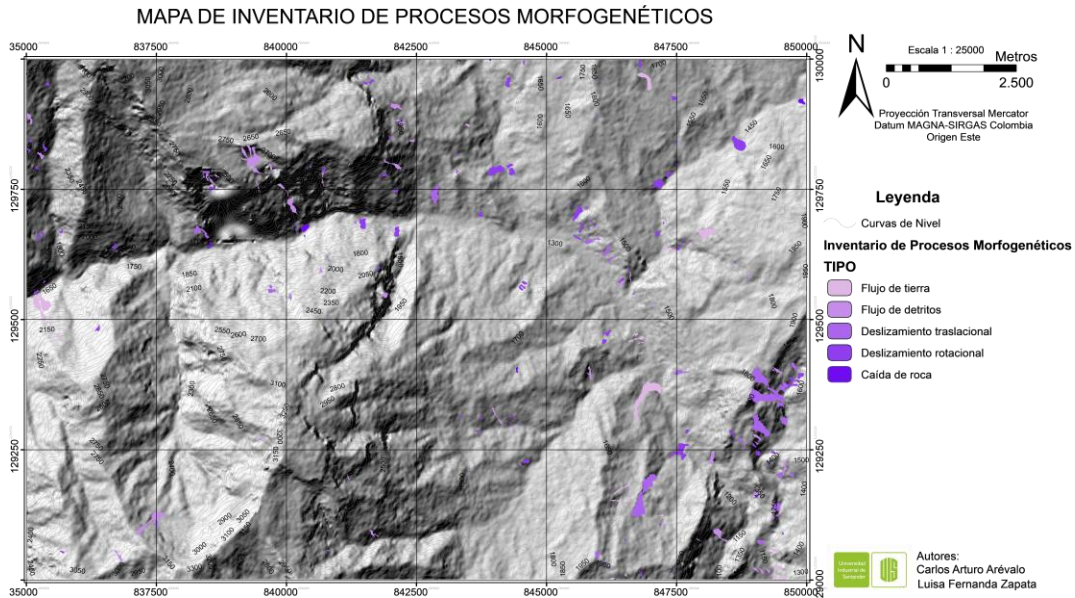


Nota. Mapa de la variable Curvatura obtenido del modelo de elevación digital, clasificado en tres clases.

Luego de identificar los movimientos en masa se complementa el Mapa de Inventario de Procesos Morfogénéticos (IPM) con la información recolectada en campo y se obtiene el mapa final (Figura 12) que es incluido en el procesamiento como la variable dependiente del modelo.

Figura 12

Mapa de Inventario de Procesos Morfogénéticos

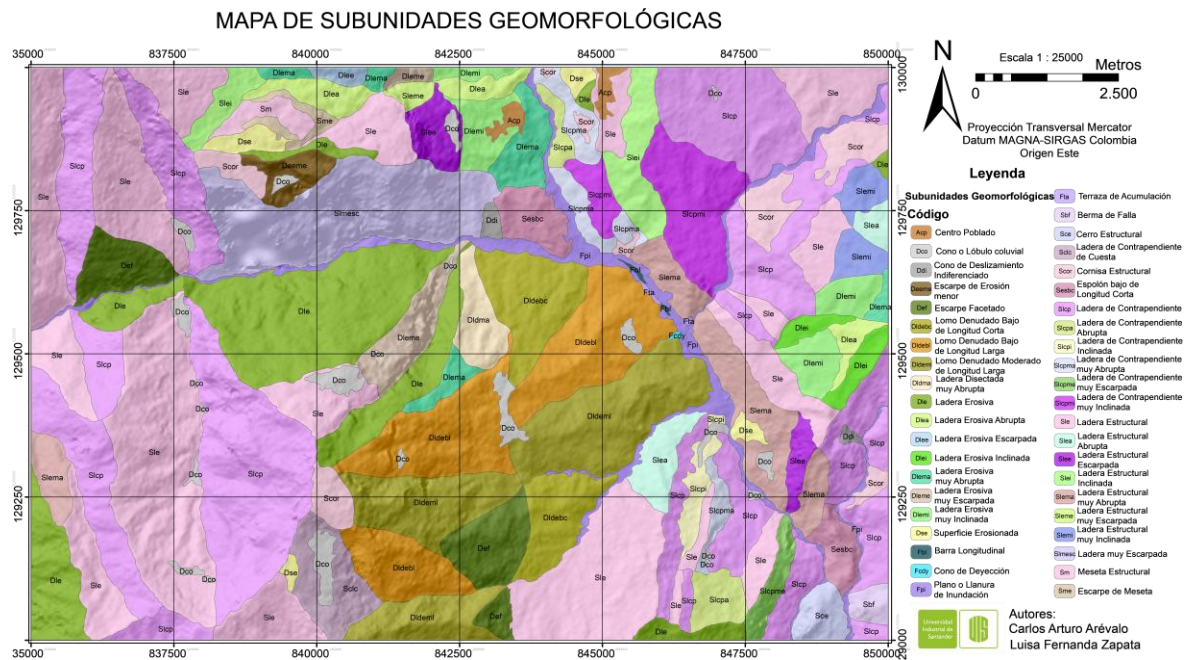


Nota. Mapa de la variable IPM con los diferentes tipos de movimientos en masa identificados en el área de estudio. Elaboración propia.

El Mapa de Subunidades Geomorfológicas (Figura 13), se obtiene partiendo del Mapa Geomorfológico aplicado a Movimientos en Masa escala 1:100.000 (Servicio Geológico Colombiano, 2014), debido a la escala empleada en este trabajo se realiza la construcción de las subunidades geomorfológicas por medio de imágenes satelitales teniendo en cuenta las dimensiones y el tipo de ambiente al que pertenece, se incluye en el modelo una vez que se verifica en campo.

Figura 13

Mapa de Subunidades Geomorfológicas



Nota. Mapa raster de la variable SGMF a escala 1:25.000.

En la elaboración del Mapa de Unidades Geológicas Superficiales durante su fase pre – campo se toma a partir de la geología de la zona presentada en la plancha 111 - Toledo a escala 1:100.000 (INGEOMINAS, 1999), luego teniendo en cuenta el Mapa de Pendientes y de subunidades Geomorfológicas se hace una clasificación previa de la resistencia del material aflorante dentro de cada unidad. Tras la verificación en campo se obtiene el mapa (Figura 14) cuyos valores son incluidos en el modelo de Regresión Logística junto a las otras variables.

Figura 15

Correlación de Spearman

Correlaciones

			UGS	SGMF	PENDIENTE	IPM	ALTURA	CURVATURA
Rho de Spearman	UGS	Coefficiente de correlación	1,000	,315**	,173**	-,124**	,452**	,005
		Sig. (bilateral)	.	,000	,000	<,001	,000	,301
	SGMF	Coefficiente de correlación	,315**	1,000	,084**	,024**	,179**	,026**
		Sig. (bilateral)	,000	.	<,001	<,001	,000	<,001
	PENDIENTE	Coefficiente de correlación	,173**	,084**	1,000	-,156**	,144**	,040**
		Sig. (bilateral)	,000	<,001	.	<,001	<,001	<,001
	IPM	Coefficiente de correlación	-,124**	,024**	-,156**	1,000	-,596**	-,045**
		Sig. (bilateral)	<,001	<,001	<,001	.	,000	<,001
	ALTURA	Coefficiente de correlación	,452**	,179**	,144**	-,596**	1,000	,065**
		Sig. (bilateral)	,000	,000	<,001	,000	.	<,001
	CURVATURA	Coefficiente de correlación	,005	,026**	,040**	-,045**	,065**	1,000
		Sig. (bilateral)	,301	<,001	<,001	<,001	<,001	.

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Nota. Resultados de la correlación de Spearman entre la variable dependiente y las variables independientes (recuadro rojo), y correlaciones entre las variables independientes. Obtenido del software SPSS.

En SPSS se pueden emplear varios procedimientos para detectar multicolinealidad entre las variables independientes, como, por ejemplo, la **tolerancia** y el **factor de inflación de la varianza (FIV)**. La tolerancia está basada en la correlación múltiple de una determinada variable independiente con las restantes. Es un indicador de la variabilidad de cada variable independiente que no está explicada por las otras variables independientes en el modelo. Para que no haya multicolinealidad la tolerancia debe ser alta: Una tolerancia menor de 0,10 diagnostica graves problemas de colinealidad. Por otra parte, el FIV es un indicador recíproco de la tolerancia. Cuanto menor sea este valor, menor será la multicolinealidad. Se estima que un valor FIV mayor de 10 diagnostica graves problemas de colinealidad (Vila Baños, Torrado Fonseca, & Reguant Álvarez, 2018).

Figura 16*Valores de Tolerancia y FIV*

Modelo	Estadísticas de colinealidad	
	Tolerancia	VIF
1 (Constante)		
UGS	,882	1,134
SGMF	,944	1,060
PENDIENTE	,920	1,087
ALTURA	,920	1,087
CURVATURA	,995	1,006

Nota. Valores obtenidos en SPSS de Tolerancia y Factor de Inflación de la Varianza (VIF), para cada una de las variables incluidas en el modelo.

Según los valores indicados en la (Figura 16) las variables independientes utilizadas en el modelo no presentan multicolinealidad.

De acuerdo con (Rao, Toutenburg, Shalab, & Heumann, 2008) El estadístico de Durbin – Watson (d) ha sido utilizado en econometría para evaluar la **independencia de errores** y para el análisis de autocorrelación de primer orden en los residuos de un modelo de regresión lineal, este estadístico d varía entre 0 y 4 y se obtiene mediante la formula:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^T (\epsilon_t - \epsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2} \text{ donde } \epsilon_t \text{ son los residuos estimados en el modelo de regresión clásico}$$

Los valores resultantes de esta prueba se interpretan de la siguiente manera:

Si el valor es aproximadamente 2, indica que no existe autocorrelación de primer orden en los residuos.

Si el valor se aproxima a 0, puede indicar una fuerte autocorrelación, en este caso positiva.

Si el valor es cercano a 4, se interpreta como una fuerte autocorrelación negativa.

Los resultados obtenidos en el modelamiento de la Regresión Logística se muestran en la (Figura 17), dando como resultado un valor próximo a 0, lo que significa que hay presencia de autocorrelación. Sin embargo, la prueba de Durbin – Watson asume que el modelo es lineal por lo que no afecta los resultados para el análisis de la regresión logística ya que se trata de un modelo no lineal.

Figura 17*Valor Durbin - Watson*

Resumen del modelo ^b										
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. Cambio en F	Durbin-Watson
1	,708 ^a	,501	,501	,306	,501	10228,268	5	50850	,000	,098

a. Predictores: (Constante), CURVATURA, SGMF, PENDIENTE, ALTURA, UGS
b. Variable dependiente: IPM

Nota. Valor Durbin – Watson (recuadro rojo), obtenido en el software SPSS.

Una vez finalizados los análisis de la regresión lineal múltiple y teniendo en cuenta que las variables independientes cumplen con los supuestos requeridos para el modelo de regresión logística binaria, se introducen las variables al programa SPSS considerando que:

La variable dependiente es dicotómica ya que solo toma valores de 0 y 1. Siendo 0 la no ocurrencia y 1 la ocurrencia de movimientos en masa.

Las variables independientes son clasificadas según los tipos de datos que contienen como se presenta a continuación:

- Variables Nominales: Unidades geológicas superficiales, Subunidades geomorfológicas, Curvatura.
- Variables Escalares: Pendiente, Altura.

Las variables nominales son categóricas y sus valores no presentan ninguna jerarquía mientras que las variables cuantitativas son escalares debido a que sus valores son numéricos. Es correcto tener diferentes tipos de variables ya que en la regresión logística las variables no deben ser necesariamente cuantitativas ni tampoco cumplir supuestos de normalidad (Berlanga-Silvente & Vilà-Baños, 2014).

El siguiente paso en el desarrollo de un Modelo de Regresión Logística Binaria tiene que ver con el contraste de hipótesis sobre los coeficientes, según (Pérez López, 2004) en un modelo logístico es interesante contrastar la hipótesis nula, porque no rechazar esta hipótesis para cualquier variable, implica que la variable endógena no depende de la variable independiente, y por lo tanto no debería figurar en el modelo. Para este proceso ha sido utilizado el estadístico de Wald y prueba de Chi- cuadrado.

El estadístico de Wald es utilizado para evaluar la significancia de los coeficientes de las variables independientes en la probabilidad de que ocurra un evento, en este caso, la ocurrencia o no ocurrencia de un movimiento en masa.

Como se explica en (Wald, 1944) esta prueba contrasta la hipótesis nula (H_0) con el rechazo de esta (H_1) para los cuales, si:

$H_0: b_1 = 0$ la variable independiente no es significativa,

$H_1: b_1 \neq 0$ la variable independiente es significativa

Es decir, si el valor obtenido para una o más de las variables independientes es cero se considera que la variable no aporta en la predicción de la variable respuesta, la ocurrencia o no ocurrencia de Movimientos en Masa, en la siguiente Imagen se observan los datos obtenidos para cada una de las variables independientes incluidas en el modelo dentro del análisis de regresión logística binaria realizado en el software SPSS.

Figura 18

Valores de la prueba de Wald y coeficientes de las variables independientes

		Variables en la ecuación					
		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a	UGS	,007	,003	4,875	1	,027	1,007
	SGMF	,142	,003	2772,337	1	,000	1,153
	PENDIENTE	-,559	,023	600,180	1	<,001	,572
	ALTURA	-1,204	,012	10690,530	1	,000	,300
	CURVATURA	-,016	,017	,821	1	,365	,984
	Constante	5,870	,127	2133,228	1	,000	354,229

a. Variables especificadas en el paso 1: UGS, SGMF, PENDIENTE, ALTURA, CURVATURA.

Nota. En la columna “B” se muestran los resultados de los coeficientes de cada una de las variables incluidas en el modelo y en la columna “Wald” (recuadro rojo), los valores resultantes para el estadístico de Wald. Obtenidos en el software SPSS.

Dado que los resultados de la prueba de Wald (Figura 18) son diferentes a cero, indican que los coeficientes de las variables independientes tienen un efecto significativo en la probabilidad de la variable dependiente. Siendo las más influyentes en el modelo la Altura, Pendiente y Subunidades Geomorfológicas.

El objetivo de esta prueba es contrastar la hipótesis mediante el nivel de significación, por lo que si el valor de la significación es mayor o igual que el Alfa (0.05), se acepta la

hipótesis; pero si es menor, se rechaza (Gomez, 2008). Lo que quiere decir es que las variables que rechazan la hipótesis son significativas en el modelo como se muestra en la (Figura 19).

Figura 19

Valores de Chi - Cuadrado

Pruebas de la razón de verosimilitud				
Efecto	Criterios de ajuste de modelo	Pruebas de la razón de verosimilitud		
	Logaritmo de la verosimilitud -2 de modelo reducido	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Intersección	30705,548 ^a	,000	0	.
UGS	32648,997	1943,449	26	,000
SGMF	32003,145	1297,598	39	<,001
Pend	32732,831 ^b	2027,283	7	,000
Alt	35840,539 ^b	5134,992	9	,000
Curv	30915,689 ^b	210,141	2	<,001

Nota. Valores de la prueba Chi – cuadrado para cada una de las variables incluidas en el modelo. Obtenido en el software SPSS.

8.1 Evaluación del modelo

Con base en la ecuación de regresión logística estimada se procede a la clasificación de los individuos según la variable dependiente pronosticada. En función del criterio de probabilidad de corte establecido un individuo es asignado a cada categoría de la variable dependiente. De este modo tenemos dos clasificaciones: la inicial que establece la variable dependiente observada, y la pronosticada en función del modelo de regresión logística. El cruce de ambas clasificaciones nos proporciona los casos que están correctamente clasificados y los que no. El porcentaje de casos bien clasificados es un indicador de la capacidad explicativa o discriminadora del modelo.

Una vez evaluada la importancia de cada una de las variables y se tiene el modelo completo, se analiza si este posee un buen porcentaje de predicción, gracias a los resultados arrojados por el software donde se observa en un apartado llamado Bloque 0 el porcentaje de aciertos entre los valores observados con los pronosticados sin tener en cuenta las

variables independientes y en el Bloque 1 se evidencia esta misma relación teniendo en cuenta las variables incluidas en el modelo de regresión logística (Figura 20).

Figura 20

Clasificación de casos

Bloque 0: Bloque de inicio

Tabla de clasificación^{a,b}

Observado		Pronosticado		Porcentaje correcto
		IPM 0	IPM 1	
Paso 0	IPM 0	38142	0	100,0
	IPM 1	12714	0	,0
Porcentaje global				75,0

a. La constante se incluye en el modelo.

b. El valor de corte es ,500

Bloque 1: Método = Entrar

Tabla de clasificación^a

Observado		Pronosticado		Porcentaje correcto
		IPM 0	IPM 1	
Paso 1	IPM 0	38140	2	100,0
	IPM 1	1337	11377	89,5
Porcentaje global				97,4

a. El valor de corte es ,500

Nota. Resultados obtenidos en SPSS para la evaluación del modelo.

Los resultados de la Figura 20 nos muestran que el modelo realizado mejora el porcentaje de predicción, pasando del 75% al 97,4%. Mejorando significativamente la predicción para la ocurrencia (valor = 1) de Movimientos en masa.

8.1.1 R^2 de Nagelkerke

Según Fernandez & Fernandez (2004), el rango de valores de R^2 de Nagelkerke varía entre $0 \leq R^2 N \leq 1$, los valores más próximos a 1 representan un modelo más confiable. La (Figura 21) muestra el valor obtenido.

Figura 21

R² de Nagelkerke

Paso	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	10263,376 ^a	,603	,892

Nota. Resultados de la prueba de evaluación del modelo según el R^2 de Nagelkerke. Obtenido en el software SPSS.

Una vez se verifican los datos, queda demostrado que se tiene un modelo confiable. Se procede a crear el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa en ArcGIS, de la siguiente manera: Usando los coeficientes obtenidos a partir de la regresión logística binaria (Figura 22) se agregan como un atributo a cada una de las variables que se encuentran en el programa como un archivo ráster, luego se aplica la ecuación de regresión logística para los valores obtenidos y se genera un nuevo mapa a partir de los nuevos valores generados en cada una de las variables. Posteriormente al ráster resultante se le aplica una reclasificación para zonificarlo en 5 (cinco) categorías de susceptibilidad: Muy baja, baja, moderada, alta y muy alta (Figura 23).

Figura 22

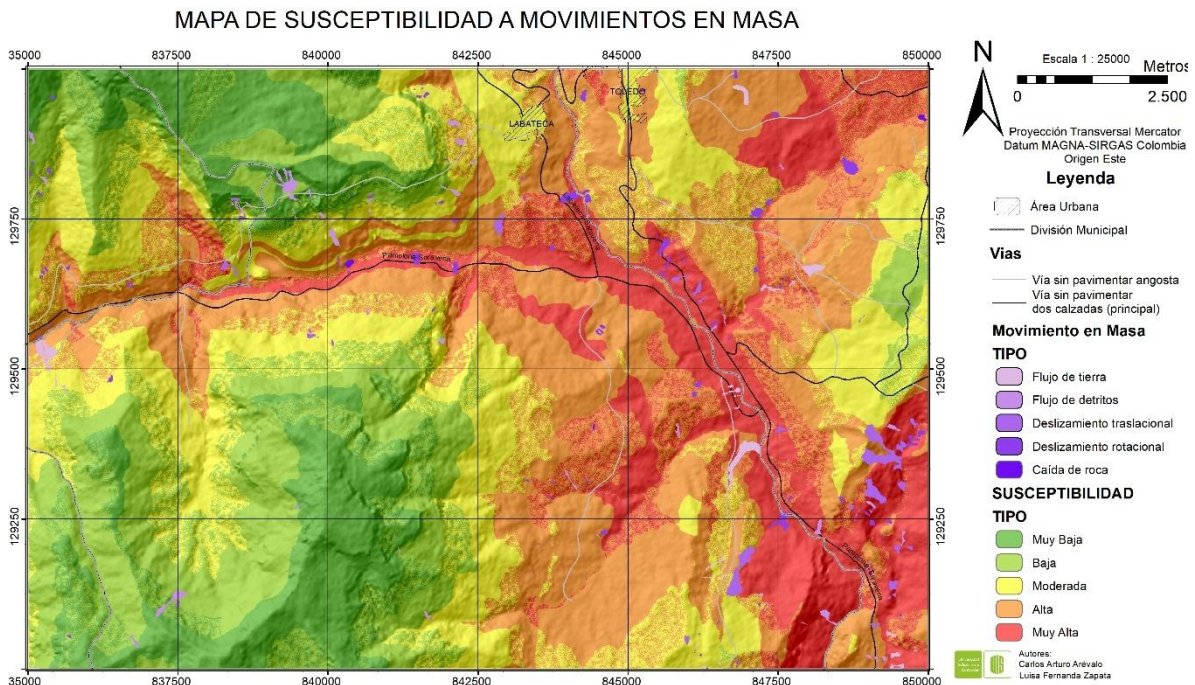
Coefficientes de las Variables

		B
Paso 1 ^a	UGS	,007
	SGMF	,142
	PENDIENTE	-,559
	ALTURA	-1,204
	CURVATURA	-,016
	Constante	5,870

Nota. Valores obtenidos en SPSS de los coeficientes de las variables, utilizados en el modelo de regresión logística para la obtención del Mapa de Susceptibilidad.

Figura 23

Mapa de susceptibilidad a movimientos en masa, aplicando el método de regresión logística binaria

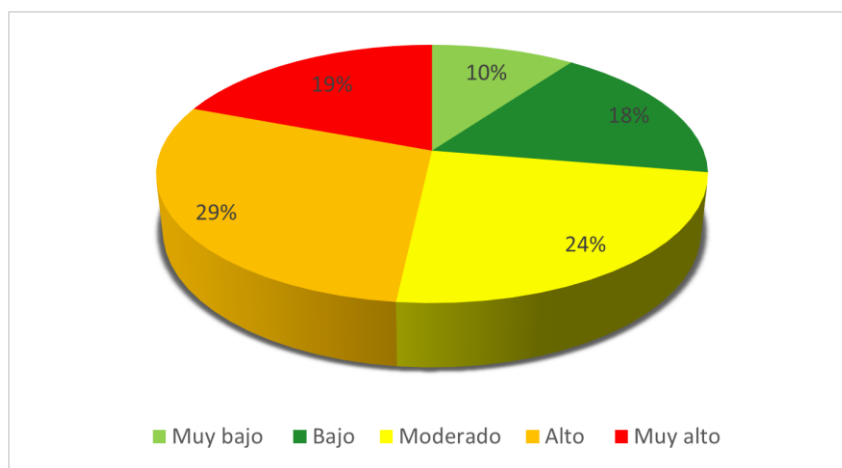


Nota. Mapa resultante del procesamiento de regresión logística binaria, susceptibilidad a movimientos en masa clasificado en cinco tipos: Muy Baja, Baja, Moderada, Alta y Muy Alta.

A partir del mapa de susceptibilidad por movimientos en masa se realiza el cálculo de porcentajes pertenecientes a cada categoría, los resultados se muestran en la [Figura 24](#). La categoría muy baja posee un 10% del área total de la zona de estudio que equivale a 15Km^2 , la categoría baja un 18% que corresponde a 27Km^2 , moderada un 24% que son 37Km^2 , alta un 29% la cual equivale a 43.5Km^2 , y la categoría muy alta un 19% que son 28.5Km^2 , para un área total de 150Km^2 .

Figura 24

Porcentajes del área total del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa para cada categoría



Nota. Se muestran los porcentajes que abarca cada una de las categorías obtenidas dentro del mapa a partir de la cantidad de píxeles que poseen.

8.1.2 Curva de validación Característica Operativa del Receptor (ROC).

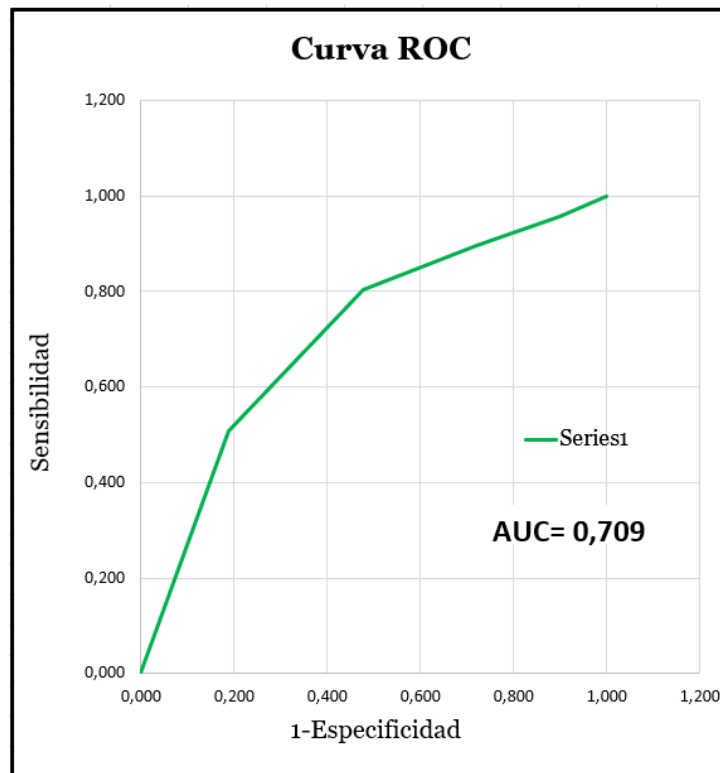
A partir de la [Tabla 3](#) se construye la curva ROC. El área bajo la curva (AUC) presenta un valor de 0,709 ([Figura 25](#)). Indicando buenos resultados ya que se considera que el modelo es aceptable cuando el valor AUC está entre 0.5 y 1 ([Lopez de e Ullibarri & Pita Fernández, 2001](#)).

Tabla 3

Píxeles para el cálculo de la curva ROC

Categorías	Píxeles con movimientos en masa en cada categoría	Todos los píxeles en el mapa por categoría
Muy Baja	549	95947
Baja	762	169694
Moderada	1188	230948
Alta	3740	278931
Muy Alta	6475	184342
Total	12714	959862

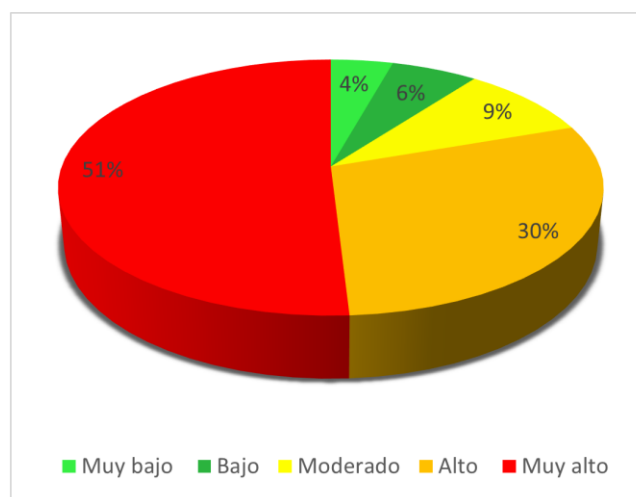
Nota. Cantidad de píxeles en cada categoría (derecha) y cantidad de píxeles con movimientos en masa dentro de cada categoría de susceptibilidad (centro).

Figura 25*Curva ROC*

Nota. Curva de Característica Operativa del Receptor (ROC) obtenida a partir de las cantidades de píxeles presentados en la Tabla 3.

8.1.3 Porcentaje de predicción de movimientos en masa.

El porcentaje de predicción de movimientos en masa (Figura 26) se obtuvo al analizar los porcentajes de las áreas con movimientos en masa en el área de estudio. Según Fajardo Gomez & Mejía Mendez (2017), la relación muestra una buena correspondencia, ya que la suma de los porcentajes de las categorías alta y muy alta predice un área del 81% de todos los movimientos en masa presentes en la zona de estudios.

Figura 26*Porcentaje de predicción de movimientos en masa*

Nota. Estimación de la predicción del modelo de regresión logística binaria obteniendo los porcentajes de Movimientos en Masa identificados dentro de cada categoría de susceptibilidad.

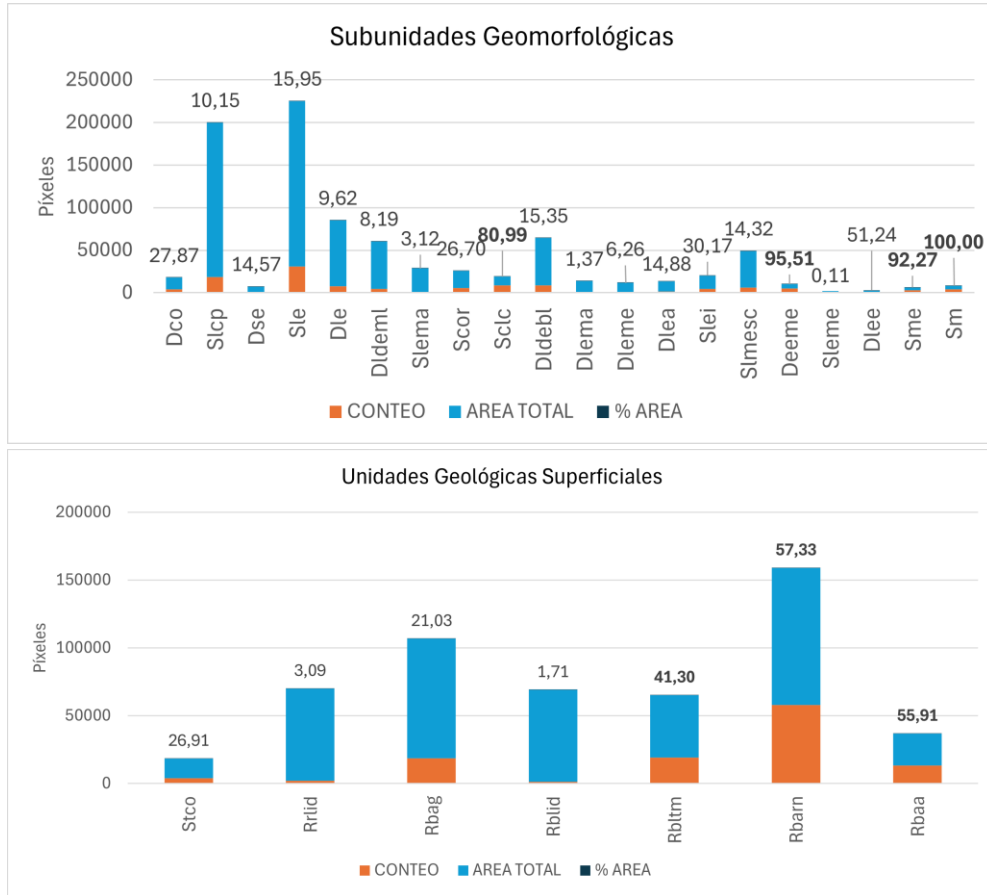
8.2 Susceptibilidad Muy baja

Esta categoría abarca 15 km^2 , el 10% del área estudiada (150 km^2 en total), y se ubica principalmente al sur – oeste y al noroeste del mapa, en las zonas de mayor altura, desde los 2900 a los 3400 metros sobre el nivel del mar. Está asociada a áreas con pendientes inferiores a los 35° . Respecto a la curvatura predomina la de tipo convexa ocupando el 54% del área en esta categoría.

Las subunidades geomorfológicas con mayor presencia en esta categoría corresponden al ambiente estructural entre las cuales se destaca que, el 100% del área de (Sm) y el 92,27% del área identificada como (Sme) se encuentra dentro de esta categoría, se observa también que la estructura (Sle) corresponde al 26,75% de toda el área con susceptibilidad muy baja. Otras geoformas del ambiente Denudativo correspondientes a (Deeme) poseen el 95,51% de su área en esta categoría. La litología está asociada a areniscas de buena calidad de las formaciones Rio negro y Aguardiente las cuales poseen el 57,33% y el 55,91% del total de sus áreas, respectivamente dentro de esta categoría (Figura 27).

Figura 27

Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad muy baja



Nota. Análisis de las Subunidades Geomorfológicas (arriba) y las Unidades Geológicas Superficiales (abajo), según la cantidad de píxeles presentes en las zonas de susceptibilidad Muy Baja.

8.3 Susceptibilidad Baja

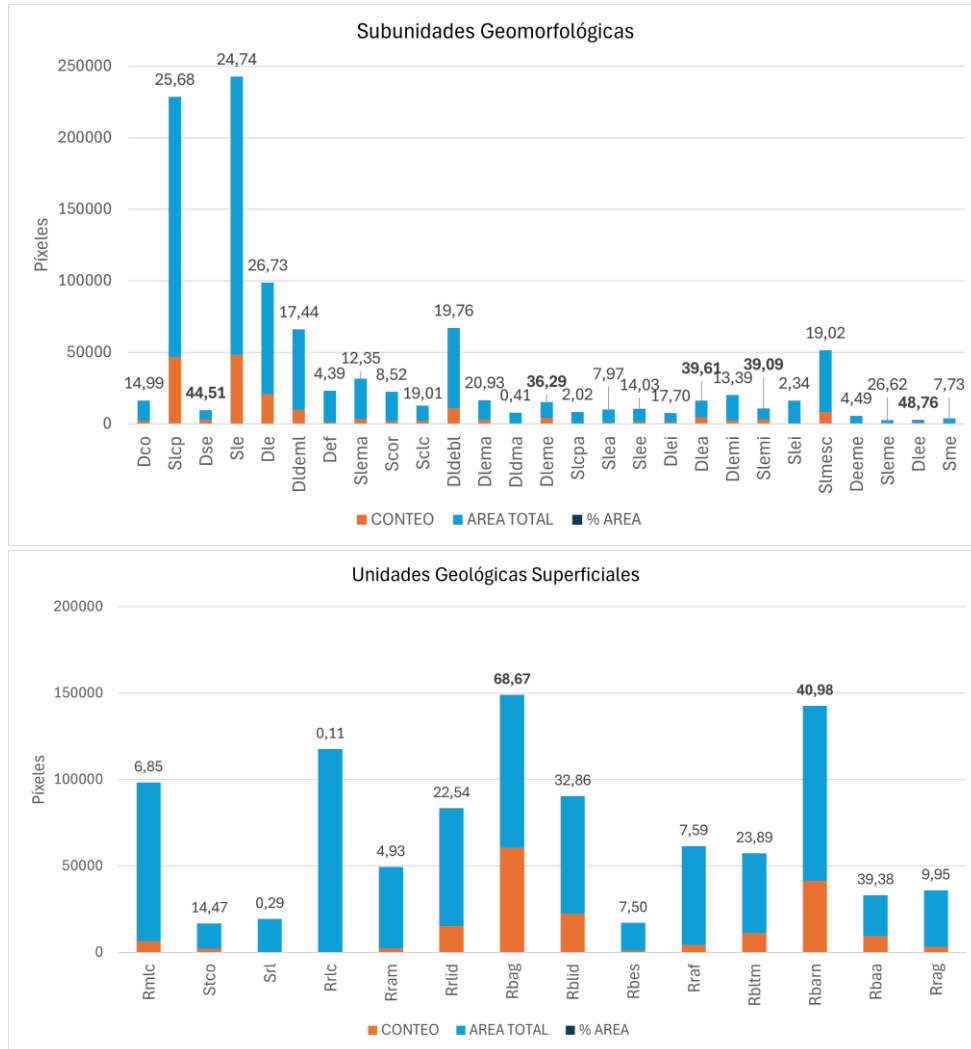
Al igual que la categoría anterior, las zonas donde se encuentra la susceptibilidad Baja son principalmente el Nor – oeste y sur – oeste del mapa ocupando el 18% del área total, esto equivale a 27 km², en alturas superiores a los 1800 hasta los 2900 msnm, principalmente en el rango entre 2501 – 2731 el cual corresponde al 76,92% del área en este grado de susceptibilidad. Las pendientes en esta categoría tienen una amplia distribución y varían de 8° a 35°. En esta categoría la Curvatura se presenta en el 42,47% de tipo convexa y del 37,7% cóncava.

Geomorfológicamente se encuentran principalmente estructuras del ambiente estructural, principalmente Slcp y Sle, las cuales a su vez contienen dentro de esta clasificación el 25,78% y 24,74% de sus áreas respectivamente, se destacan también algunas

geoformas del tipo Denudacional, (Del) y (Dse) con áreas cercanas al 49%. Litológicamente se encuentra asociada principalmente a areniscas de buena calidad de las formaciones Girón y Rio Negro, con el 68,67% y 40,98% respectivamente del total de sus áreas dentro de este grado de susceptibilidad (Figura 28).

Figura 28

Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad baja



Nota. Análisis de las Subunidades Geomorfológicas (arriba) y las Unidades Geológicas Superficiales (abajo), según la cantidad de píxeles presentes en las zonas de susceptibilidad Baja.

8.4 Susceptibilidad Moderada

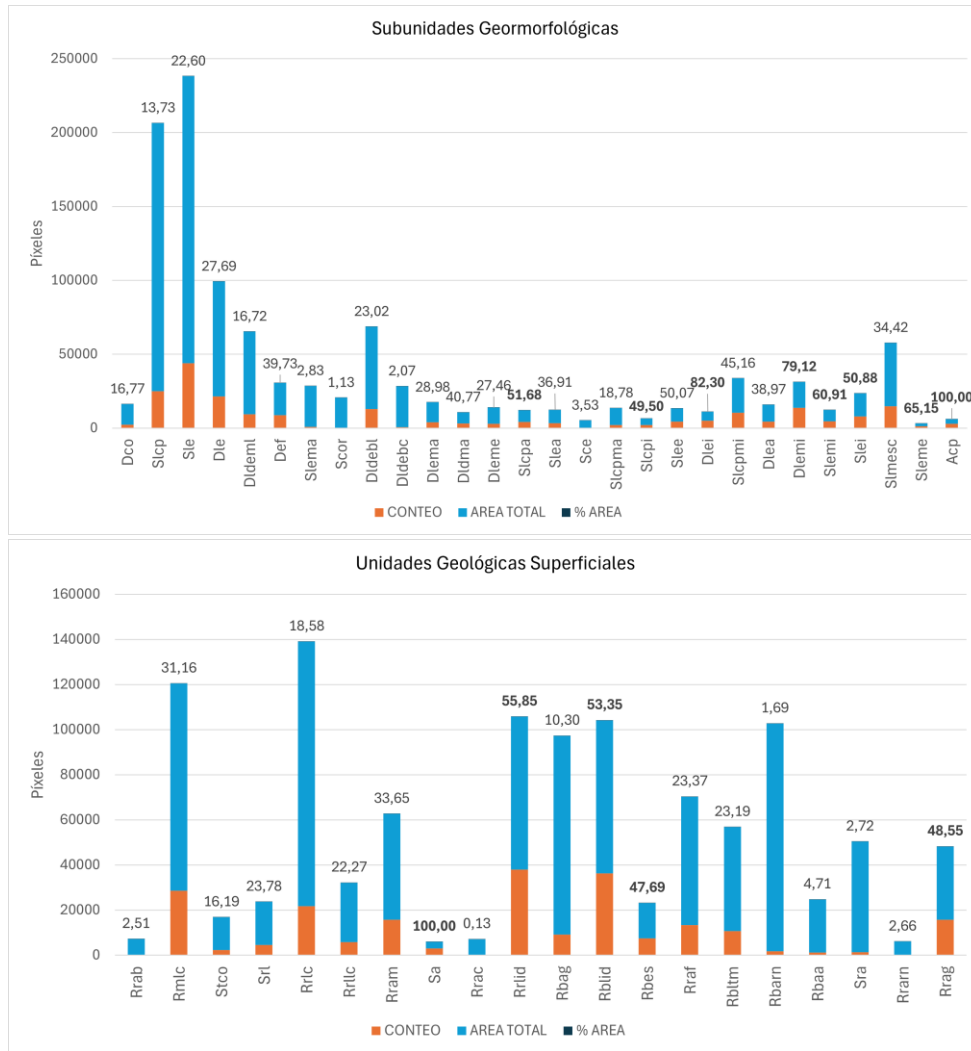
Esta categoría ocupa 36 km² y corresponde al 24% del área total del mapa, se distribuye en casi todas las direcciones del área de estudio dentro de diferentes rangos de

altura entre los 1580 y 2500 msnm, de los cuales se destaca el rango entre los 2042 – 2241 msnm, el cual conforma el 84,90% del área total de esta categoría. En general el área clasificada con susceptibilidad moderada presenta pendientes de 35° – 55° ocupando el 27,86% de su área y valores superiores a 55° ocupan el 26,46%. Respecto a la curvatura predomina con un 48% la del tipo convexo.

La morfología asociada a esta categoría se encuentra principalmente en el ambiente denudativo, con geoformas tales como (Dlei) con el 82,30% de su área y (Dlemi) que posee el 79,12% en esta categoría, junto a estructuras del tipo estructural, principalmente Sleme y Slemi con el 65,15% y el 60,91% de sus áreas. Es importante destacar que las áreas donde se ubican los centros poblados de Toledo y Labateca, denominadas (Acp) se encuentran en su totalidad dentro de este rango de susceptibilidad. Las litologías asociadas son principalmente limolitas de regular y buena calidad de la Formación Diamante con un 55,85% 53,35% de su área, también se destacan areniscas de calidad regular de la Formación Girón con el 48,55% (Figura 29).

Figura 29

Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad moderada



Nota. Análisis de las Subunidades Geomorfológicas (arriba) y las Unidades Geológicas Superficiales (abajo), según la cantidad de píxeles presentes en las zonas de susceptibilidad Moderada.

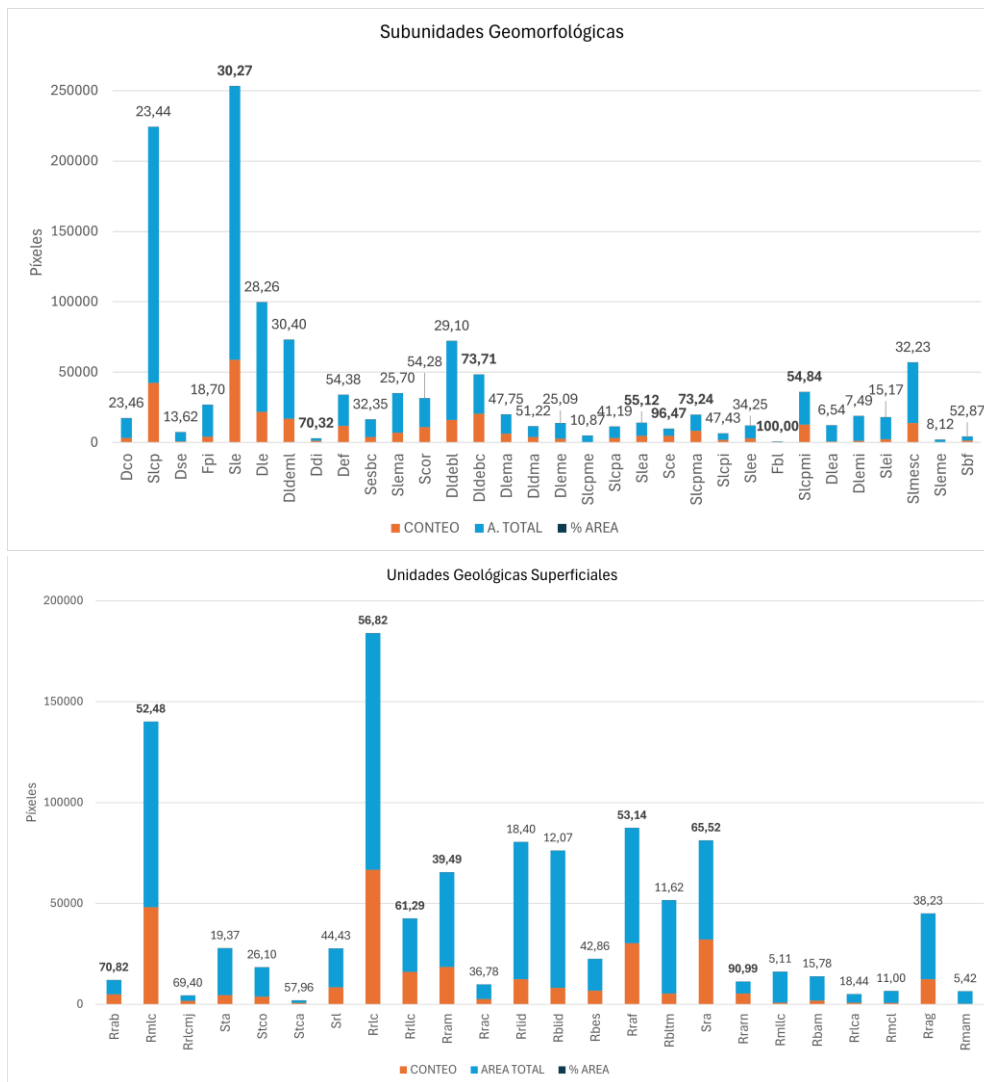
8.5 Susceptibilidad Alta

Correspondiente al 29% del área total con $43,5 \text{ km}^2$, esta categoría se encuentra hacia la parte más al centro del mapa entre las zonas de menor altura, principalmente entre los 1500 hasta los 1800 msnm, asociado a pendientes principalmente abruptas ($16^\circ - 35^\circ$) que componen el 50,20% de la zona correspondiente a esta categoría. Presenta principalmente curvaturas cóncavas con el 39% y convexas en 37% del área en este grado de susceptibilidad.

La geomorfología asociada a esta categoría corresponde principalmente a formas del ambiente estructural, como Sce con el 96,47% y Slcpma con el 73,24% de sus áreas dentro de esta categoría y geoformas como Dldebc y Ddi del ambiente Denudacional, con el 73,71% y 70,32% respectivamente. Las litologías principalmente corresponden a lodolitas de calidad regular y mala de la Formación Carbonera con el 56,82% y 52,48% respectivamente. Se destacan también areniscas de calidad regular de las formaciones Mirador y Barco con un 90,99% para la primera y el 70,80% de su área para la última (Figura 30).

Figura 30

Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad alta



Nota. Análisis de las Subunidades Geomorfológicas (arriba) y las Unidades Geológicas Superficiales (abajo), según la cantidad de píxeles presentes en las zonas de susceptibilidad Alta.

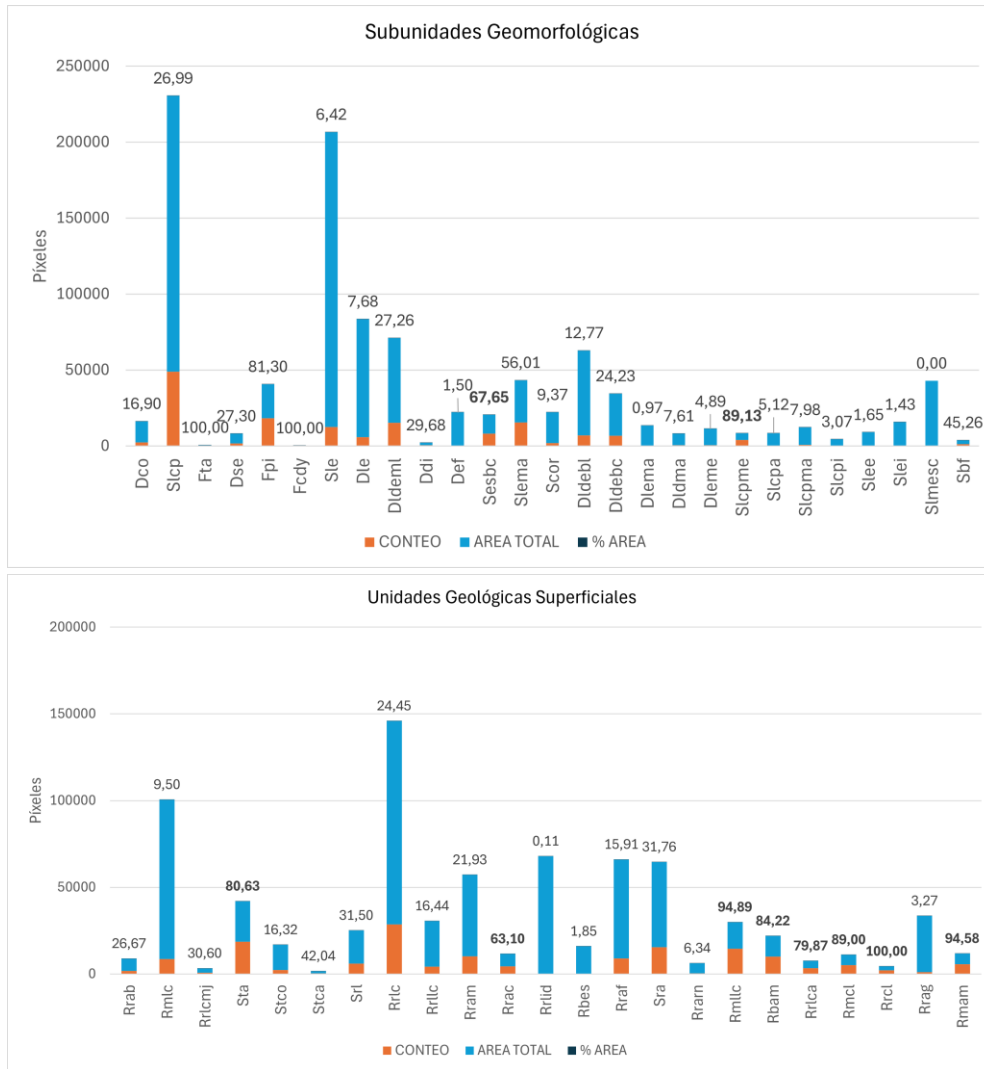
8.6 Susceptibilidad Muy Alta

El área dentro de esta categoría corresponde a $28,5 \text{ km}^2$ lo que equivale al 19% del área total y se ubica principalmente en la parte más central del área de estudio y en menor porcentaje en la esquina sur – oriental, su distribución ocupa principalmente las zonas de menor altura entre los 1121 a los 1350 msnm, con Pendientes asociadas principalmente a los rangos entre $16^\circ - 35^\circ$ con el 51,90% y entre $8^\circ - 16^\circ$ con el 28,11% para un total del 80,01% de la categoría con pendientes abruptas y moderadamente abruptas. La curvatura cóncava es la de mayor presencia en esta categoría con el 53,77% del área.

Geomorfológicamente se encuentra asociada a el ambiente estructural principalmente: Slcpme, Sesbc y Slema las cuales se ubican al sur – oriente de la plancha y se encuentran asociadas litológicamente rocas de mala calidad, entre ellas: lodolitas de la Formación Los Cuervos con el 94,89%, areniscas de la Formación Mirador contenidas en 94,58% y calizas de mala y regular calidad de la Formación La Luna (Figura 31).

Figura 31

Subunidades geomorfológicas y Unidades geológicas superficiales para la susceptibilidad muy alta



Nota. Análisis de las Subunidades Geomorfológicas (arriba) y las Unidades Geológicas Superficiales (abajo), según la cantidad de píxeles presentes en las zonas de susceptibilidad Muy Alta.

9. Conclusiones

Por medio del proceso de Regresión Logística se realizó el mapa de zonificación para la susceptibilidad a movimientos en masa a escala 1:25000 en el área de los municipios de Toledo y Labateca, teniendo como insumo cinco variables independientes: Unidades Geológicas Superficiales, Subunidades Geomorfológicas, Pendiente, Altura y Curvatura.

Para cada una de las cuales se realizó un mapa haciendo uso de información cartográfica a escala 1:100.000 del Servicio Geológico Colombiano, imágenes satelitales y modelos de elevación digital. También se generó un mapa con el inventario de movimientos en masa, el cual junto a los otros mapas fue verificado y ajustado durante la visita de campo.

A partir de los resultados obtenidos en las pruebas de correlación y el análisis de los valores estadísticos de las variables independientes, se determinó que todas cumplían los supuestos de no multicolinealidad y eran significativas para la predicción de la variable dependiente, por lo tanto, no fue necesario excluir ninguna de las variables para el procesamiento y posteriormente se generó el mapa de susceptibilidad según los coeficientes obtenidos en la Regresión Logística Binaria múltiple.

De acuerdo con el mapa resultante, las zonas de mayor susceptibilidad se encuentran asociadas a pendientes abruptas (16° - 35°), con litologías de mala y regular calidad de las unidades del paleógeno, correspondientes a areniscas de la Formación Mirador y lodolitas de las formaciones Carbonera y Los Cuervos.

Durante la validación y análisis de resultados se pudo corroborar que el modelo posee una buena bondad de ajuste, según el estadístico R^2 de Nagelkerke = 0,892 y la curva ROC = 0,709. Obteniendo un modelo confiable capaz de predecir la ocurrencia del 81% de los Movimientos en Masa inventariados en el mapa, demostrando que este método estadístico tiene un buen rendimiento para esta escala de trabajo y puede ser replicado en otras áreas de interés.

El estudio realizado presenta diversos beneficios, por un lado, debido a que este mapa representa la aptitud del terreno en función de sus características es un insumo importante para futuros estudios en la gestión del riesgo, ya que sobre las zonas susceptibilidad alta y muy alta, se encuentra una gran densidad de población rural y por ella atraviesa una vía nacional cuya infraestructura puede verse afectada por eventos de remoción en masa. Por otra parte, al tener un bajo coste este estudio se puede realizar en diferentes zonas del país que sea necesario.

10. Recomendaciones

Para que el modelo de regresión logística funcione correctamente, es importante que la variable a evaluar, en este caso el IPM, esté balanceada en sus niveles de información. Es decir, que la cantidad de datos recopilados sobre los movimientos en masa ocurridos dentro del área de interés sea lo más completa posible. Esto con el fin de que los valores obtenidos para las probabilidades de que ocurra o no ocurra un movimiento en masa sean los que más se ajusten a la realidad.

Este método permite a partir de sus resultados reducir el área de interés para realizar estudios a mayor detalle, con la inclusión de otros factores ambientales que puedan aportar más información sobre la susceptibilidad o la amenaza, ya que la distribución por grado de susceptibilidad obtenida presenta mayor probabilidad de ocurrencia en las zonas de mayor densidad poblacional y de infraestructura vial.

El uso de herramientas tecnológicas que sirvan de apoyo en campo para observar rasgos en la superficie a mayor altura y den una visión más amplia de los elementos geológicos y geomorfológicos es importante, ya que una condición desfavorable para la creación de los insumos incluidos en la regresión logística fue la falta de accesibilidad en algunas zonas del área de interés, generando limitaciones en la verificación de la información, tales como una caracterización más detallada del tipo de movimiento en masa y/o clasificación del tipo de material en superficie.

Referencias bibliográficas

- Alcaldía de Medellín. (2015). *Movimientos en masa*. Medellín. Obtenido de https://www.medellin.gov.co/irj/go/km/docs/pccdesign/SubportaldelCiudadano_2/PlanDeDesarrollo_0_8/Publicaciones/Shared%20Content/Documentos/2016/CartillaMovMasa.pdf
- Alcaldía del municipio de Labateca. (2017). *Revisión y ajuste del Esquema de Ordenamiento Territorial*. Labateca.
- Alvarez, M. A., Mastrantonio, L., & Moreiras, S. M. (2018). *Análisis de susceptibilidad de flujos de detritos en el Parque Provincial Aconcagua, Mendoza, Argentina*. Mendoza.
- Aristizabal, E., Vásquez, M., & Ruíz, D. (2019). Métodos estadísticos para la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa.
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). *The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahico Mountains, Central Japan*.
- Balzarini, M., Bruno, C., Córdoba, M., & Teich, I. (2015). *herramientas en el análisis estadístico multivariado*. Córdoba, Argentina.
- Barrera, M. A. (2014). *USO DE LA CORRELACIÓN DE SPEARMAN EN UN ESTUDIO*.
- Berlanga-Silvente, V., & Vilà-Baños, R. (2014). *Cómo obtener un Modelo de Regresión Logística Binaria*.
- Brabb, E. E. (1991). The World Landslide Problem. *Episodes*, 14(1), 52-61. Obtenido de <https://doi.org/10.18814/epiiugs/1991/v14i1/008>
- Castro Marín, E., & Reyes Merchán, A. (2014). *Diagnóstico sobre Movimientos en Masa en los Municipios de Durania, Herrán, Labateca, Toledo y Lourdes, Departamento de Norte de Santander*. Servicio Geológico Colombiano, Bucaramanga.
- Chitarroni, H. (2002). La regresión logística.
- Chung, C., & Fabbri, A. (2003). Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. En *Natural Hazard* (págs. 451-472).
- Cruden, D. M. (Abril de 1991). A simple definition of a landslide. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, 43, 27-29. Obtenido de <https://doi.org/10.1007/BF02590167>
- Cruden, D., & Varnes, D. (1996). *Landslide types and processes. Transportation Research Board Special Report*.

- Fajardo Gomez, N., & Mejía Mendez, L. (2017). *Zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa, escala 1:10.000 para el municipio de Suratá, Santander, aplicando metodos estadísticos multivariables (regresión logística)*.
- Fernandez, P., & Fernandez, S. (2004). *Regresión logística multinomial*.
- Fiuza Pérez, D., & Rodríguez Pérez, J. (2000). La regresión logística: una herramienta versátil. *Nefrología*, Vol. 20. Núm. 6.
- Fossen, H. (2010). *Structural Geology*. New York, United States of America: Cambridge University Press.
- Gomez, O. T. (2008). *Una aplicación de la prueba chi*.
- Highland, L., & Bobrowsky, P. (2008). *The landslide handbook - A guide to understanding landslides. U.S Geological Survey Circular 1325*.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. Wiley.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. (2013). *Applied Logistic Regression*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Ibáñez Almeida, D. G., & Calderón, Y. (2012). *Concepto Técnico sobre Movimientos en Masa que afectan un sector de la Vereda Paramito, Municipio de Labateca, Departamento de Norte de Santander*. Servicio Geológico Colombiano, Bogotá.
- INGEOMINAS. (1999). *Geología de la plancha 111 Toledo*.
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi. (2013). *Hoja Cartográfica 111111B escala 1:25.000*.
- Kim G, R., Jaramillo, O., & Castiblanco, M. (2013). *Guía metodológica para la elaboración de mapas geomorfológicos a escala 1:100.000*. Bogotá.
- Labateca. (2018). *Revisión y Ajuste del Esquema de Ordenamiento Territorial*. Labateca - Norte de Santander.
- Li, T. (1989). Landslides—extent and economic significance in China. En E. E. Brabb, & B. L. Harrod, *Landslides —extent and economic significance* (págs. 271-287). Rotterdam, Netherlands: A. A. Balkema.
- Lopez de e Ullibarri, G., & Pita Fernández, S. (2001). *Investigación: Curvas ROC*.
- Lopez Roldan, P., & Fachelli, S. (2016). *Metodología de la investigación social cuantitativa*.
- Lütfi Süzen, M., & Doyuran, V. (2003). *A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate*.
- Martín Díaz, Á. G. (2013). Análisis factorial. En Á. G. Martín Díaz, *Introducción al análisis estadístico multivariado aplicado* (págs. 5-6).

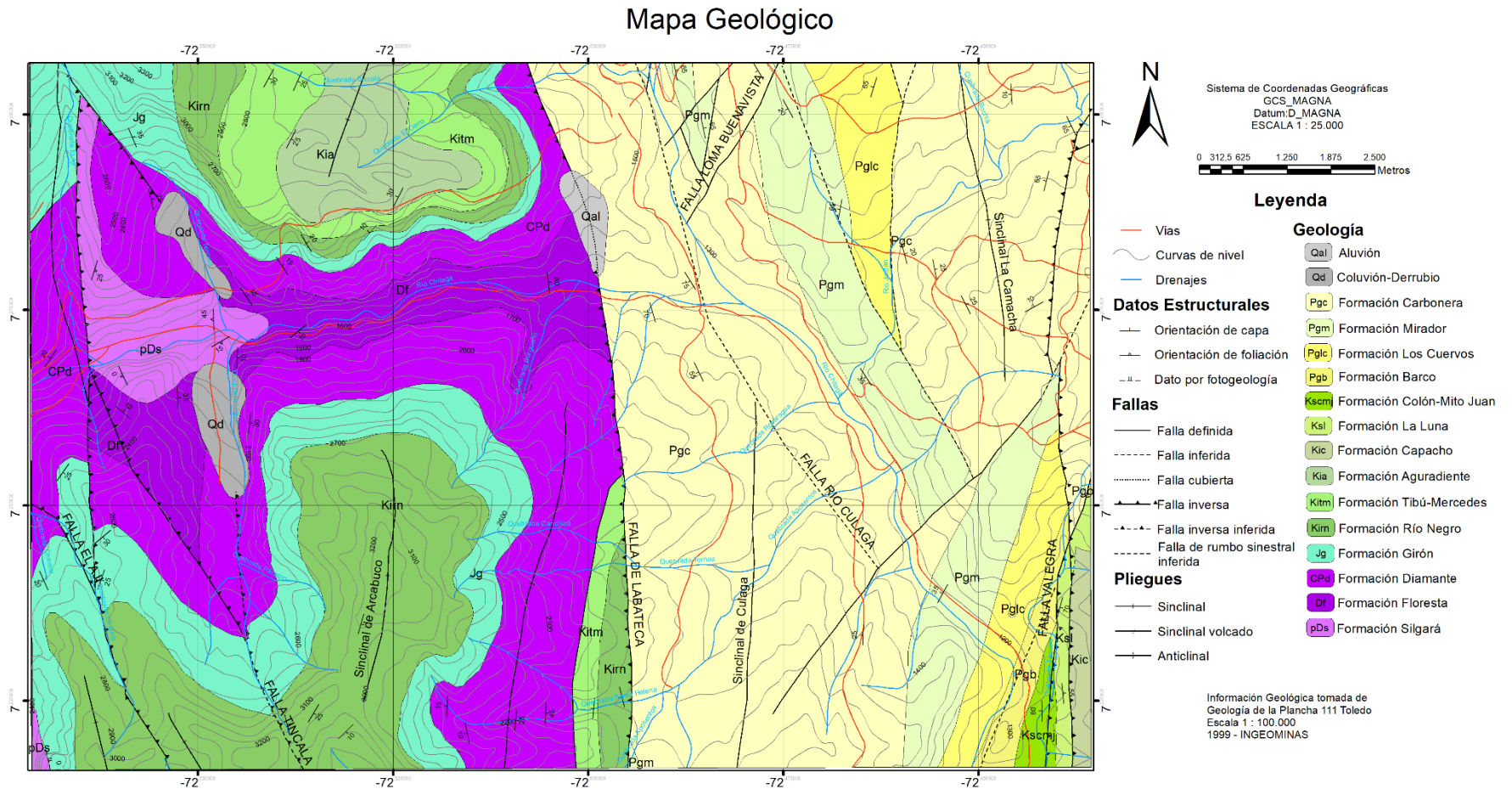
- Martínez Pérez, J., & Pérez, M. P. (2023). La curva ROC.
- Mata, R., & Quevedo, A. (2006). *Medio ambiente y desarrollo sostenible*. Trillas.
- Menard, S. (2002). *Applied Logistic Regression Analysis* (Segunda ed.). Thousand Oaks, CA: Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences.
- Menard, S. (2011). Standards for Standardized Logistic Regression Coefficients. *Oxford Journals*. doi:<http://dx.doi.org/10.2307/41290135>
- Municipio de Labateca. (2018). *Revisión y Ajuste del Esquema de Ordenamiento Territorial*. Labateca - Norte de Santander.
- Obregón, C., & Lara, J. (2013). El mapa de susceptibilidad a movimientos en masa: una herramienta para la gestión sostenible del territorio. *Espacio y Desarrollo*, 49-64.
- Pérez López, C. (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos. Aplicaciones con SPSS*. Madrid: PEARSON.
- Portocarrero Sierra, L., Aprilla Mosquera, E., & Soto Duran, D. (2015). *Movimientos en masa*.
- Proyecto Multinacional Andino. (2007). *Movimientos en Masa en la región Andina: una guía para la evaluación de amenazas*.
- Rao, R. C., Toutenburg, H., Shalab, & Heumann, C. (2008). *Linear Models and Generalizations. Least Squares and Alternatives 3rd Edition*. Springer.
- Redondo G., G. A., & Pérez Cerón, R. (2011). *Acta de Visita Técnica Municipio de Chinácota, Herrán, Labateca y Sardinata (Norte de Santander)*. INGEOMINAS, Cúcuta.
- Roa Capacho, M. A., Herrera Escorcía, J. L., & Pearse, J. (2017). *Actualización del mapa de amenaza por movimientos de masa en el municipio de Toledo- Norte de Santander utilizando sensores remotos y método Heurístico*. Bogotá.
- Royero Gutiérrez, J. M. (2001). *Geología y Geoquímica de la plancha 111 Toledo - Norte de Santander*. Instituto de Investigación e Información Geocientífica, Minero - Ambiental y Nuclear INGEOMINAS.
- Servicio Geológico Colombiano. (2014). *Mapa Geomorfológico aplicado a Movimientos en Masa escala 1:100.000 Plancha 111 - Toledo, Departamento de Norte de Santander*. Bucaramanga.
- Servicio Geológico Colombiano. (2014). *Zonificación de la Susceptibilidad y Amenaza Relativa por Movimientos en Masa escala 1:100.000 Plancha 111 - Toledo*. Bucaramanga.

- Servicio Geológico Colombiano. (2017). *Guía Metodológica para la zonificación de Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:25000*. Bogotá, D.C., Colombia. Obtenido de <https://libros.sgc.gov.co/index.php/editorial/catalog/view/34/20/248>
- Servicio Geológico Colombiano. (2017). *Las Amenazas por Movimientos en Masa de Colombia. Una visión a escala 1:100.000*. Bogotá D.C., Colombia.
- Turner, A. K. (2018). Social and environmental impacts of landslides. *Innovative Infrastructure Solutions*, 3(70). Obtenido de <https://doi.org/10.1007/s41062-018-0175-y>
- Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres. (18 de Agosto de 2020). *Portal Gestión del Riesgo*. Obtenido de <http://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Paginas/Noticias/2020/Riesgo-por-movimientos-en-masa-en-Colombia.aspx>
- Vakhshoori, V., & Zare, M. (2016). Landslide susceptibility mapping by comparing weight of evidence, fuzzy logic, and frequency ratio methods. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 1731-1752. doi:10.1080/19475705.2016.1144655
- Varnes, D. J. (1978). Slope movement types and processes. En R. L. Schuster, *Landslides, analysis and control, special report 176* (págs. 11-33). Washington: Transportation research board, National Academy of Sciences.
- Vera Torres, J. A. (1994). *Estratigrafía, principios y métodos*. Madrid: Rueda.
- Vila Baños, R., Torrado Fonseca, M., & Reguant Álvarez, M. (2018). *Análisis de regresión lineal múltiple con SPSS: un ejemplo práctico*. Barcelona.
- Villamizar Diaz, L. D., Contreras, M. A., & Cantillo Romero, J. R. (2020). *Asistencia técnica al proyecto SGC- bloque 03 convenio 034 en el municipio de Toledo Norte de Santander para el análisis de la cobertura como condicionante de movimientos en masa*. Pamplona.
- Wald, A. (1944). On a Statistical Problem Arising in the Classification of an Individual into One of Two Groups. *The Annals of Mathematical Statistics*, 15(2), 145-162. Obtenido de <http://www.jstor.com/stable/2236195>
- Yarritu, P., & Iñigo. (2022). *Diseño de gráficos de control no paramétricos para el*. Valencia.

Apéndices

Apéndice A. Mapa Geológico de la Plancha 111 IIIB a escala 1:25.000

Figura 32 Mapa Geológico de la Plancha 111 IIIB a escala 1:25.000



Apéndice B. Mapa de altura, Mapa de pendiente, Mapa de curvatura, Mapa de Unidades geológicas superficiales (UGS), Mapa de unidades geomorfológicas (SGMF) y Mapa de Inventario de procesos morfodinámicos (IPM).

Figura 33 Mapa de Altura

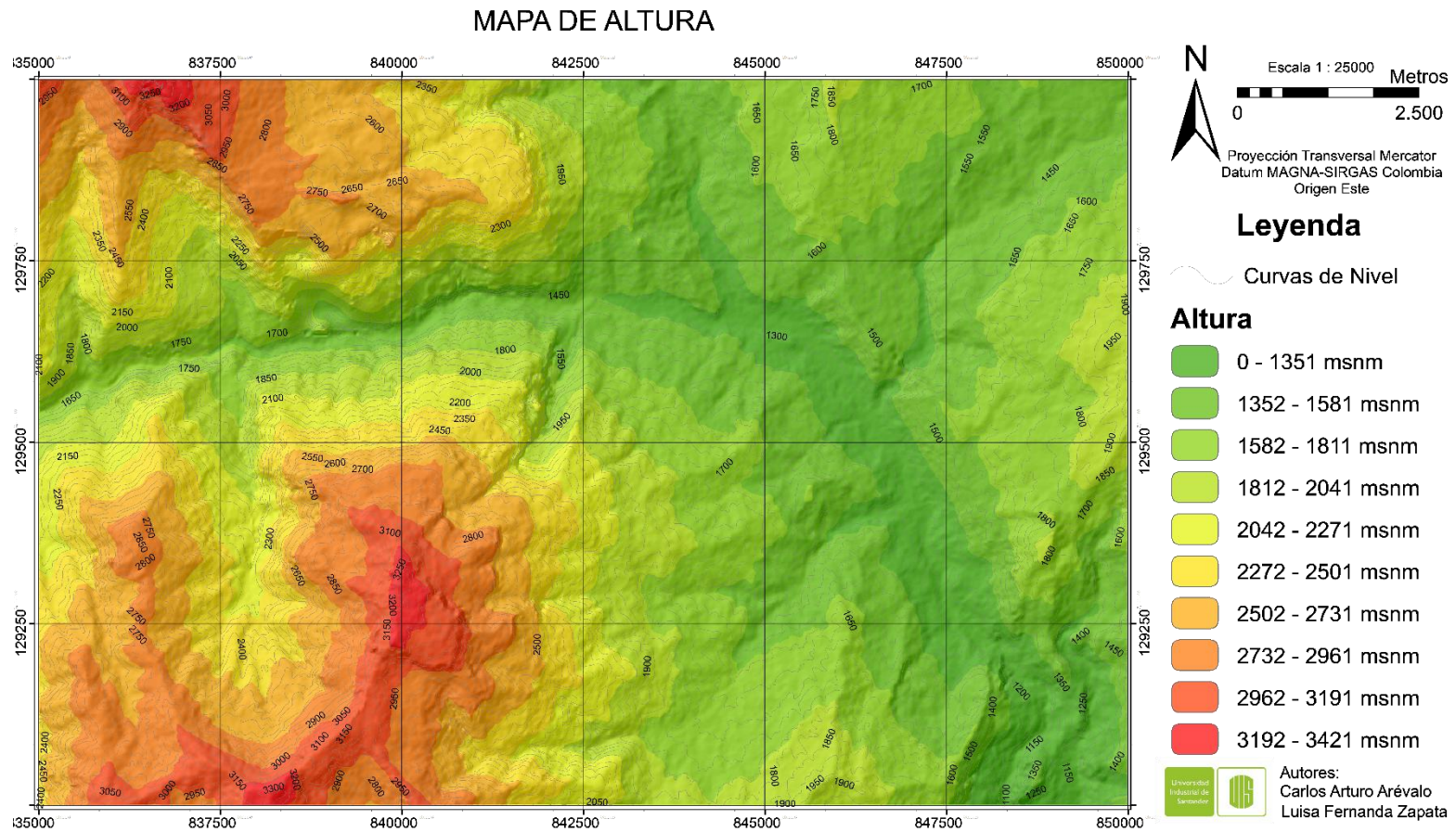


Figura 34 Mapa de Pendientes

MAPA DE PENDIENTES

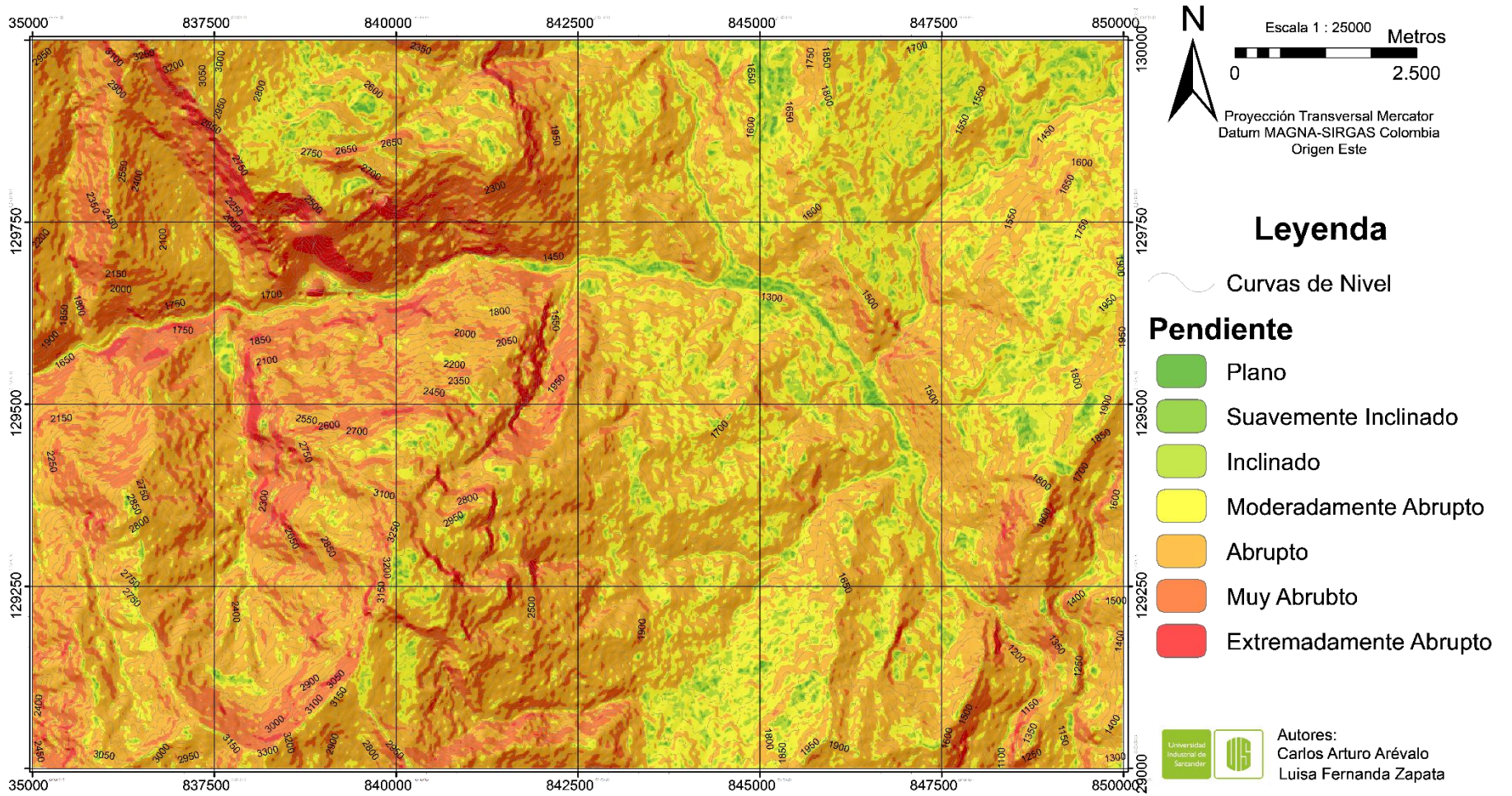


Figura 35 Mapa de Curvatura

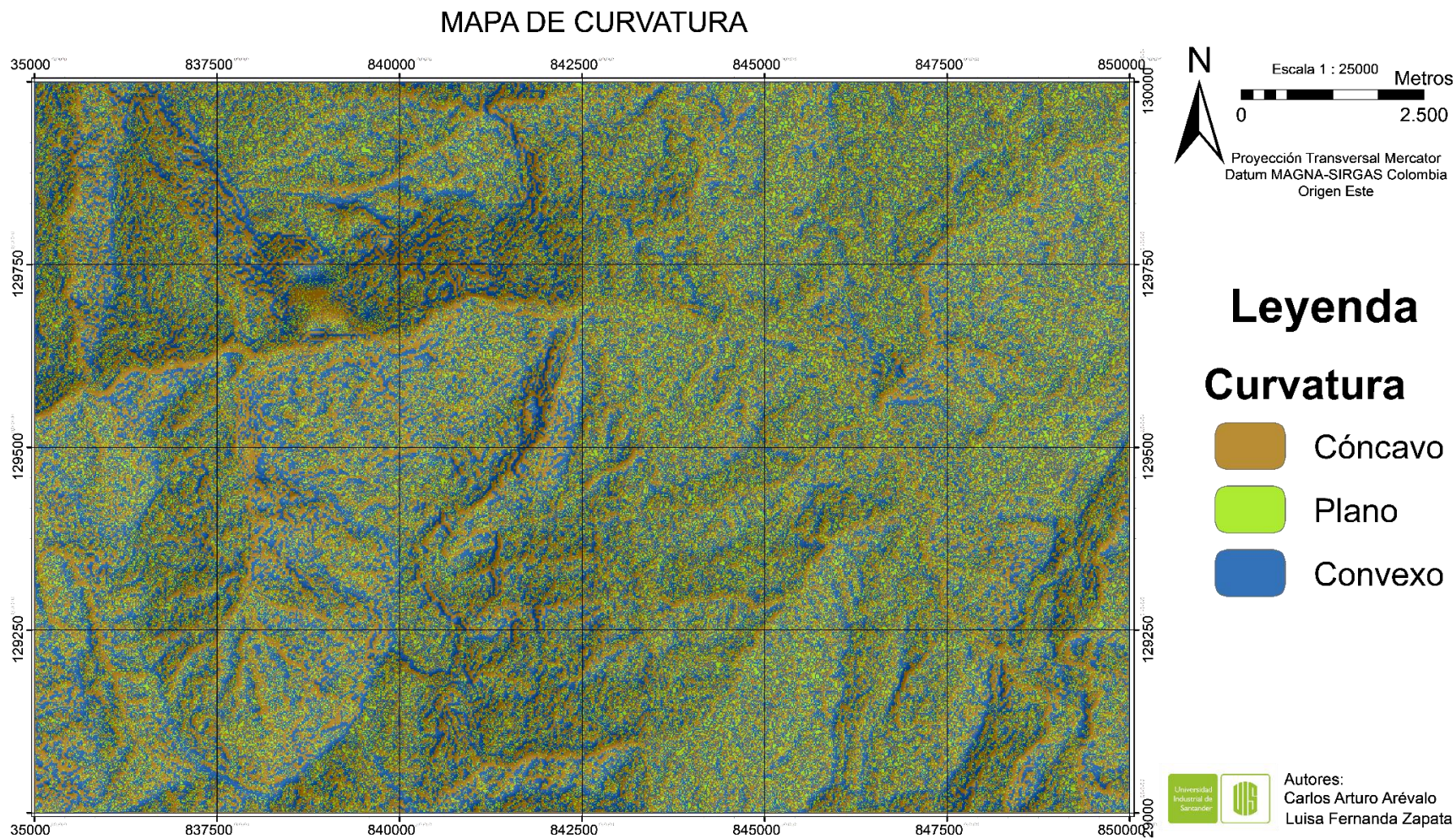


Figura 36 Mapa de Subunidades Geomorfológicas

MAPA DE SUBUNIDADES GEOMORFOLÓGICAS

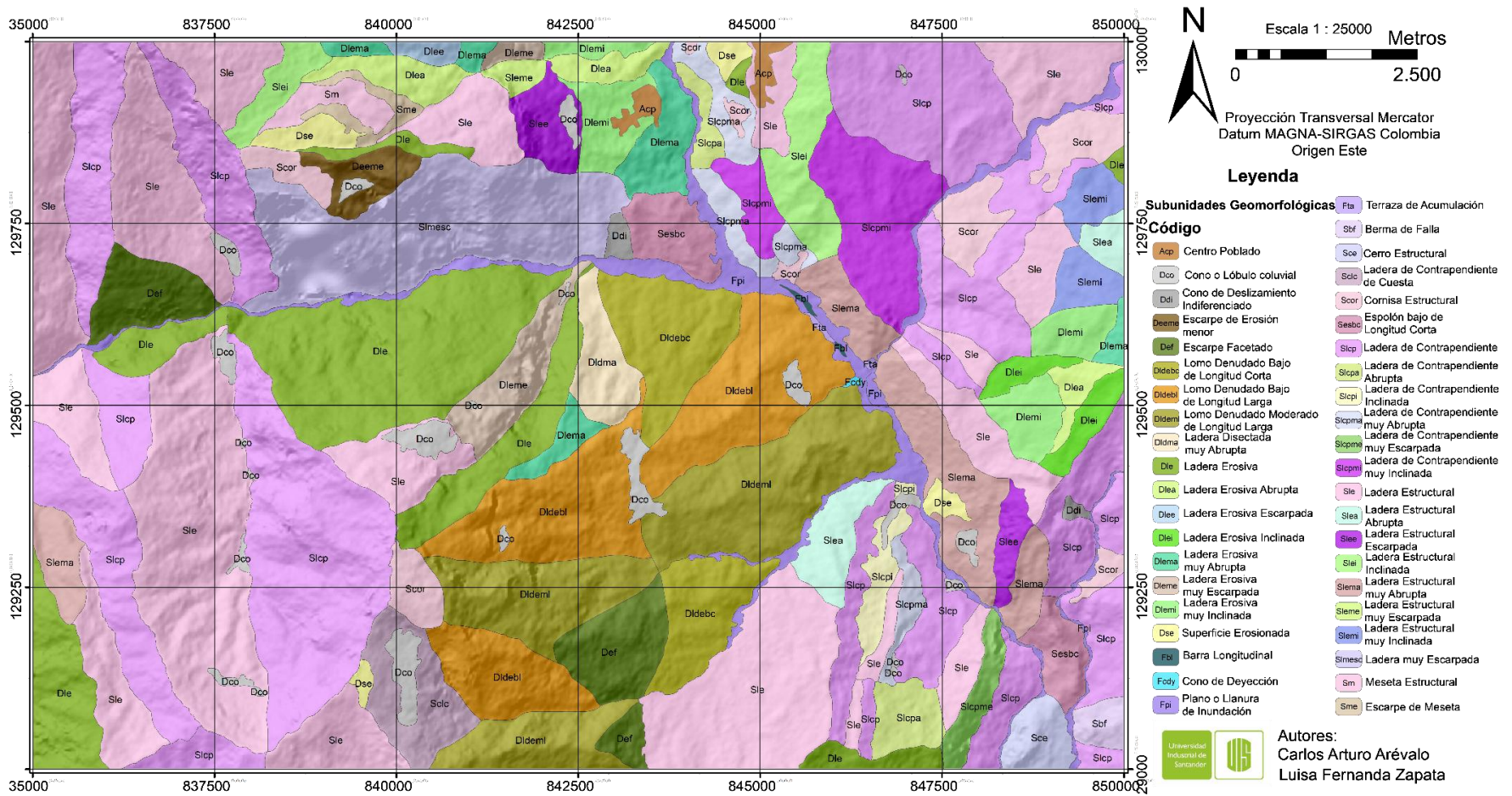


Figura 37 Mapa de Unidades Geológicas Superficiales

MAPA DE UNIDADES GEOLÓGICAS SUPERFICIALES

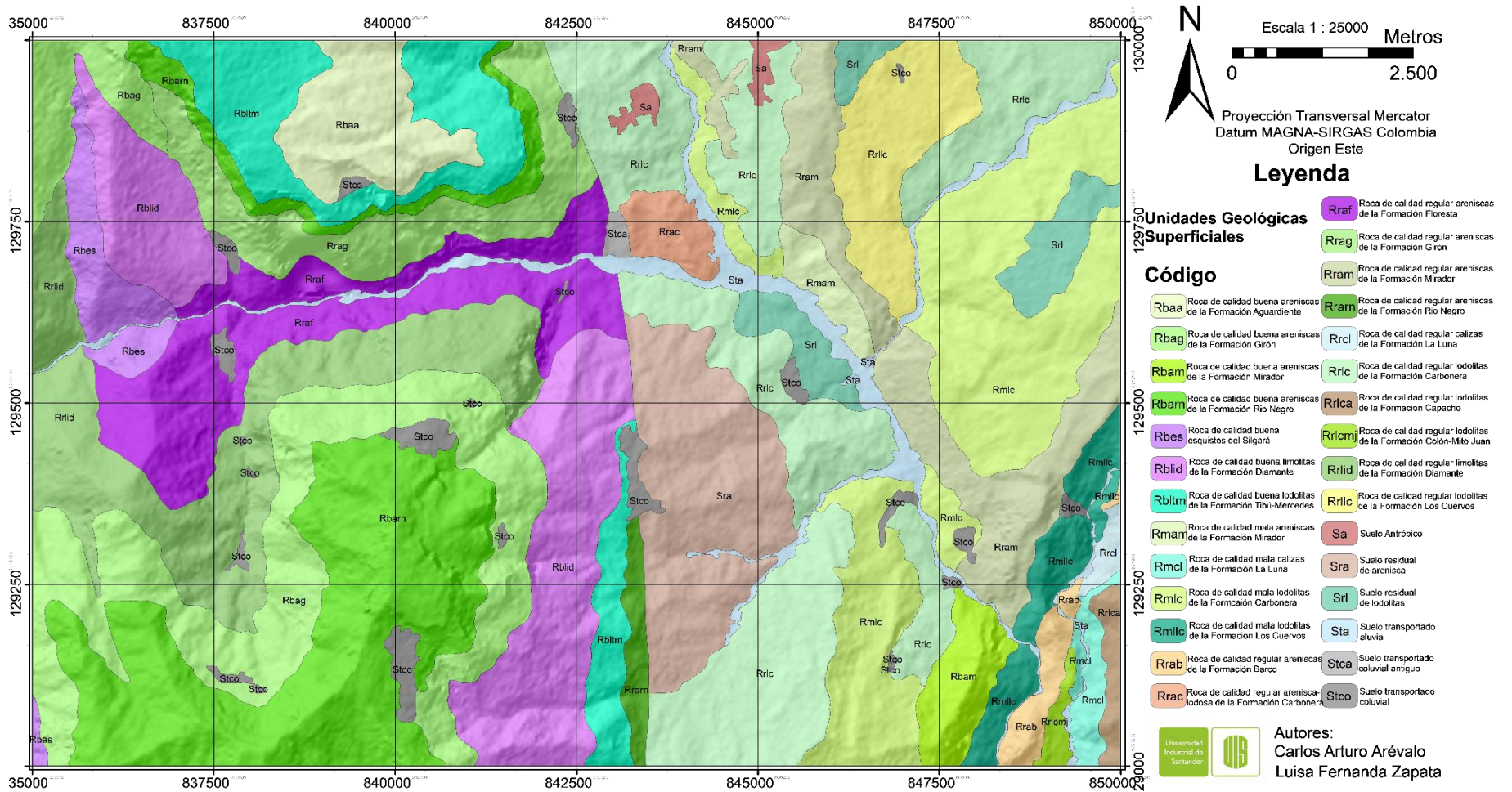


Figura 38 Mapa de Inventario de Procesos Morfofenéticos

MAPA DE INVENTARIO DE PROCESOS MORFOGENÉTICOS

