

Zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa, escala 1:10.000 para el municipio de Suratá, Santander, aplicando métodos estadísticos multivariados (regresión logística).

Natalia Fajardo Gómez, Lenny Mejía Méndez

Trabajo de grado para optar al título de
Geólogo

Director

Joaquín Andrés Valencia Órtiz
Ms. C Geología Ambiental

Codirector

Jorge Leonardo Camargo Daza
Ms. C Geología Ambiental

Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenieras Físicoquímicas
Escuela de Geología

Bucaramanga

2017

DEDICATORIA

A mi familia, a mis padres y hermano, que con su apoyo incondicional han sido el pilar fundamental de mi educación. A Juan Humberto por su compañía, ayuda y comprensión. Todo este trabajo ha sido posible gracias a ellos.

Natalia Fajardo

Este proyecto, que representa la culminación de una gran etapa de mi vida, se lo dedico como un sencillo gesto de cariño a mi mamá, mi papá y mi hermana. Ellos han sido un pilar fundamental en mi formación, y con amor, me han ayudado a cumplir todos mis sueños.

A todos mis amigos y compañeros, que me han llenado de valiosos recuerdos y anécdotas inolvidables y me han regalado desinteresadamente infinidad de abrazos.

Por último, de nuevo a mi mamá. Bien sé que nunca entendió algo de esta investigación, pero siempre, aun entre dormida, estuvo para mí.

Lenny Mejía Méndez

AGRADECIMIENTOS

A nuestro director, Joaquín Valencia por la orientación, el seguimiento y la supervisión continúa de la misma, pero sobre todo por la motivación y apoyo incondicional en el desarrollo de este trabajo de investigación.

Al Fondo CORRIGA – ACGGP – ARES, convocatoria 2017 por el apoyo económico brindado para realizar este proyecto.

A la Universidad Industrial de Santander, Escuela de Geología y nuestros profesores por los conocimientos brindados durante la carrera.

A nuestro codirector Jorge Camargo y al el profesor Guillermo Vargas por toda su colaboración en la elaboración de este proyecto.

A nuestras familias por su apoyo incondicional y amor a lo largo de esta etapa de nuestras vidas.

A los pobladores del municipio de Suratá por su hospitalidad, en especial al Señor Ramiro Guerrero por toda su colaboración en la labor de campo.

CONTENIDO

	Pág.
Introducción.....	12
1. Objetivos.....	14
1.1 Objetivo general	14
1.2 Objetivos específicos.....	14
2. Planteamiento del problema	15
3. Justificación	16
4. Localización.....	17
5. Marco geológico	19
5.1 Estratigrafía	19
5.2 Geología estructural.....	21
6. Marco conceptual	23
6.1 Regresión logística binaria múltiple	23
6.1.1. Limitaciones y supuestos de la regresión logística.....	25
6.1.2. Prueba de independencia de errores y no multicolinealidad mediante regresión lineal.	26
6.1.3. Test evaluados mediante la Regresión logística.	28
6.2 Validación del modelo.....	29
6.2.1. Coeficientes de correlación.	29
6.2.2. Característica de funcionamiento del receptor (ROC).	30
7. Metodología.....	30
7.1 Fase I: Revisión de la bibliografía e información secundaria	31
7.1.1. Regresión Logística.	32
7.2 Fase II: Procesamiento digital de datos	33
7.2.1. Mapas e insumos base.	34
7.2.2. Variables en el modelo de RL para la determinación de susceptibilidad.....	34

7.3 Fase III: Reconocimiento de campo	44
7.4 Fase IV: Aplicación del modelo de regresión logística	45
7.4.1. Selección de los factores efectivos: Correlación de Pearson.....	45
7.4.2. Regresión Lineal.....	47
7.4.3. Regresión logística binaria	49
7.5 Fase V y Fase VI	54
8. Modelo y resultados	54
8.1 Mapa final de susceptibilidad a movimientos en masa	54
8.2 Validación del mapa de susceptibilidad	56
8.2.1. Valor de ajuste R^2 de Nagelkerke.....	56
8.2.2. Curva de validación ROC.....	57
8.2.3. Porcentaje de predicción de movimientos en masa.....	58
8.3 Análisis de susceptibilidad a movimientos en masa.....	59
8.3.1. Análisis del mapa final	59
8.3.2. Diferencias entre la susceptibilidad obtenida por regresión logística a escala 1:10.000 y por el método heurístico a escala 1:100.000.....	64
9. Conclusiones.....	67
10. Recomendaciones	69
Referencias bibliográficas	70

LISTA DE APÉNDICES

	Pág.
APÉNDICE A Mapa geológico refinado del área de estudio	I
APÉNDICE B Mapa morfogenético refinado del área de estudio	II
APÉNDICE C Tabla de calificación genética de las geoformas presentes en el área de estudio, de acuerdo al SGC.	II
APÉNDICE D Registros de movimientos en masa tomados de la plataforma nacional SIMMA.....	III
APÉNDICE E Registros totales de movimientos en masa utilizados en la creación y validación del modelo de RL.....	IV
APÉNDICE F Mapa de las estaciones realizadas en campo.....	VI
APÉNDICE G Formato utilizado en la fase de campo para realizar el inventario de movimientos en masa. Tomado de PMA: GCA, 2007	VII
APÉNDICE H Archivo PDF con los resultados del programa SPSS de la aplicación de la regresión lineal a las variables independientes.....	VIII
APÉNDICE I Resultados de las pruebas más significativas corridas en SPSS.	VIII
APÉNDICE J Archivo PDF con los resultados del programa SPSS de la aplicación de la regresión logística a las variables independientes seleccionadas.	X
APÉNDICE K Proceso de generacion del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa	X

RESÚMEN

TÍTULO: ZONIFICACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA, ESCALA 1:10.000 PARA EL MUNICIPIO DE SURATÁ, SANTANDER, APLICANDO MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIABLES*

AUTORES: Natalia Fajardo Gómez, Lenny Mejía Méndez**

PALABRAS CLAVE: Regresión logística, Movimientos en Masa, Métodos Estadísticos, Suratá-Santander.

DESCRIPCIÓN:

El análisis de condiciones que generan procesos de inestabilidad de laderas ha empezado a tomar gran importancia, desde el punto de vista ambiental y social en Colombia. Estos análisis son relevantes para el municipio de Suratá, localizado al Nororiente del departamento de Santander, puesto que en los últimos años han sido más recurrentes los casos de inestabilidad del terreno que generan principalmente movimientos de reptación, deslizamiento y caídas. Análisis de mayor profundidad son por ende necesarios para poder establecer las zonas de mayor susceptibilidad. Esta investigación busca determinar el grado de afectación de municipio de Suratá y generar el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa. Para esto se usa como principio el método estadístico de regresión logística, el cual relaciona la ocurrencia de movimientos en masa y sus factores condicionantes (Geología y Geomorfología). A partir de este modelo, 74% de los movimientos en masa se clasifican en los rangos alto y muy alto. Diagnósticos como la curva ROC = 0.902 y R^2 de Nagelkerke = 0,558 garantizan su capacidad de predicción y confiabilidad de los resultados. Factores como la morfogénesis, la resistencia y la pendiente presentan una mayor influencia sobre los movimientos en masa que los demás parámetros estudiados, mostrando además que las zonas cercanas al casco urbano y parte del valle del Río Suratá presentan una susceptibilidad a movimientos en masa alta y muy alta, lo que hace que estas regiones deban ser tomadas en consideración para establecer planes de control y mitigación a largo plazo. Adicionalmente, se observa que los movimientos en masa están principalmente concentrados en la zona del valle del Río Suratá, en depósitos no consolidados y en menor proporción, en las zonas altas de las laderas Oeste y Este, en rocas de la unidad Esquistos del Silgará y en las formaciones Paja y Umir.

* Trabajo de grado.

** Facultad de Ingenierías Físico-químicas. Escuela de geología. Director: Joaquín Andrés Valencia Ortiz, geólogo.

ABSTRACT

TITLE: LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY MAPPING, SCALE 1:10.000 FOR SURATÁ, SANTANDER PRODUCED BY STATISTICAL METHODS (LOGISTIC REGRESSION)*

AUTHORS: Natalia Fajardo Gómez, Lenny Mejía Méndez**

KEY WORDS: Logistic regression, Landslide, Statistical Methods, Suratá-Santander.

DESCRIPTION:

The analysis of the conditions that generate processes of instability in the hillsides has taken a great importance from an environmental and social point of view in Colombia. This analysis is relevant in the municipality of Surata, located at the north-east part of Santander department due to the recurrent cases of terrain instability that generate creep, slides and falls movements, because of these events a more comprehensive analysis is needed to determine zones of greater susceptibility. This research wants to determine the degree of affectation of the de municipality of Surata generating a susceptibility map based on land movements. For this we used the statistic principle of logistic regression which establishes the relationship between the occurrence of land movements and its conditional factors (Geology and Geomorphology). Based on this model the 74% of land movements were classified in the range from High to very High. Diagnostics such as the ROC curve equal 0.902 and the Nagelkerke R^2 equal 0.558 are a guarantee of the prediction capacities and reliability of the results. Factors such as the morphogenesis, the resistance and slope were found to present a greater influence over the land movements than the other studied parameters. The analysis displays that the zones near to the urban area and parts of the Surata river valley have a high to very high susceptibility to land movements, which makes these zones a high priority area to establish control and mitigation plans in the long term. The research also shows that the land movements are primarily focused in the Surata river Valley, in quaternary not consolidated deposits, and in a less proportion in the upper parts of the east and west hillsides, in rocks of the Esquistos del Silgara unit and the Paja Umir formations.

* Geology thesis.

** Facultad de Ingenierías Físico-químicas. Escuela de geología. Director: Joaquín Andrés Valencia Ortiz, geólogo.

Introducción

Los sistemas de información geográfica (SIG) hoy en día son una herramienta ampliamente utilizada para analizar y evaluar datos espaciales, facilitando la aplicación de técnicas cuantitativas en aspectos como la delimitación y análisis de la susceptibilidad para movimientos en masa (Guzzetti *et al.*, 1999). Dentro de las diferentes metodologías utilizadas en la generación de la cartografía de susceptibilidad, se presentan los métodos estadísticos o probabilísticos. Según Carrara *et al.*, (2008), estos han sido usados frecuentemente ya que permiten la evaluación en términos de la probabilidad espacial basándose en las relaciones existentes entre la distribución espacial de los factores que generan inestabilidad en las laderas y los movimientos en masa observados.

Estos métodos estadísticos se dividen en: univariados, bivariados y multivariados; según el (SGC, 2013) este último método, tiene buenos resultados en zonas homogéneas o en áreas con pocos tipos de movimientos en masa. A su vez, dentro del método multivariado, se encuentran varias técnicas, de las cuales, las más utilizadas son: el modelo de regresión logística (RL) y análisis discriminante (AD), siendo la RL uno de los más reconocidos por generar mapas de alta confiabilidad (Bernknopf *et al.*, 1988). En este contexto, los estudios de susceptibilidad mediante estas técnicas han tomado gran importancia en los últimos años y se han vuelto necesarios en la planeación y desarrollo de diferentes sectores (zona de expansión antrópica) de Colombia, debido a que contribuyen principalmente en la prevención, mitigación y solución de problemas relacionados a los movimientos en masa, que pueden afectar la infraestructura o incluso la población.

Actualmente, en el departamento de Santander los movimientos en masa se presentan de forma recurrente (INGEOMINAS, 2002), y específicamente en Suratá, ubicado en el sector Noreste del departamento, se han manifestado al menos dos emergencias naturales por eventos de inestabilidad geológica. Estos eventos de movimientos en masa para la región generan una problemática en las vías que comunican las diferentes veredas del municipio en tanto están condicionados por la densidad de fracturamiento, altas pendientes y factores climáticos. En este sentido, la geología y geomorfología juegan un papel muy importante, dado que su evaluación proporciona información valiosa en la identificación de los factores causantes de los movimientos en masa en la región.

Con el propósito de adelantar estudios de susceptibilidad por movimientos en masa, el Servicio Geológico Colombiano generó el *Mapa Nacional de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa* a escala 1:100.000, el cual implementa una metodología heurística (SGC, 2015). Las regiones presentes en este mapa se evaluaron mediante la combinación de factores propios del terreno como la geología, geomorfología, cobertura vegetal y suelos edáficos para establecer si un área específica era o no susceptible a generar procesos morfodinámicos (SGC, 2015). Según este mapa en el municipio de Suratá se describen dos rangos de susceptibilidad: media y alta, siendo esta última la más predominante. De acuerdo con esta primera información resulta conveniente realizar estudios a escala más detallada que permitan una mejor diferenciación de cada clase de susceptibilidad para regiones más pequeñas, ya que esto puede variar en gran medida los planes de desarrollo del municipio.

Con el fin de obtener información más detallada, este proyecto de investigación busca realizar una evaluación cuantitativa de la susceptibilidad a movimientos en masa en el municipio de Suratá a escala 1:10.000, implementando el método estadístico multivariado de regresión logística utilizando el programa *SPSS*, que genera un modelo describiendo la relación entre la presencia o ausencia de movimientos en masa y su distribución espacial. Esta relación se consigue utilizando variables geológicas y geomorfológicas, de las cuales se obtienen datos a partir de un proceso cuantitativo y estadístico, que permite estimar la probabilidad de ocurrencia de estos eventos en el área de estudio. El mapa de zonificación de susceptibilidad generado podrá ser aprovechado por los entes gubernamentales del municipio para la toma de decisiones y adicionalmente servirá como guía de aplicación para hallar la susceptibilidad a escalas más detalladas en otros sectores del país.

1. Objetivos

1.1 Objetivo general

Generar el mapa de susceptibilidad relativa por movimientos en masa mediante análisis estadísticos multivariados siguiendo el modelo de regresión logística en un área que comprende las planchas 109-II-D-2 y 110-I-C-1 a escala 1:10.000 del municipio de Suratá.

1.2 Objetivos específicos

- Identificar las variables que contribuyen a la ocurrencia de movimientos en masa en la zona de estudio, a partir de imágenes satelitales, fotografías aéreas, revisión de la bibliografía y pruebas estadísticas.
- Generar los mapas de las variables obtenidas a escala 1:10.000 a partir de la interpretación de los atributos geológicos y geomorfológicos.
- Realizar el control de campo a partir de los insumos generados en el proceso de interpretación y relacionarlo con los datos recolectados y observaciones realizadas.
- Realizar un inventario de los movimientos en masa reconocidos en la zona, el cual se utilizará para generar el modelo de regresión logística y su respectiva validación.
- Zonificar la susceptibilidad a movimientos en masa, a escala 1:10.000, en el municipio de Suratá, aplicando el modelo de regresión logística del método multivariado.

2. Planteamiento del problema

Actualmente, entre los riesgos ambientales más frecuentes o con mayor distribución geográfica, se encuentran los movimientos en masa (Zinck *et al.*, 2001) que se han posicionado como uno de los desastres naturales que causan más pérdidas económicas y de infraestructura, llegando a ocasionar incluso pérdidas de vidas humanas (Guzzetti *et al.*, 1999). En Colombia los daños producidos por estos movimientos se encuentran en aumento y sus consecuencias pueden manifestarse en áreas de diversas dimensiones y en lapsos muy diferentes de tiempo generando impactos variables. Santander es uno de los departamentos que presenta mayores registros de ocurrencia de estos eventos (INGEOMINAS, 2002), los cuales involucran múltiples factores que controlan su dinámica.

En el sector noreste del departamento de Santander se ubica el municipio de Suratá, donde el contexto geológico provee diferentes tipos de rocas y un fuerte control estructural, que sumado al relieve prominente y las condiciones climáticas, contribuyen a la presencia de movimientos en masa, principalmente durante los periodos lluviosos. Es así como a lo largo de su historia, el municipio ha registrado al menos dos emergencias naturales por movimientos en masa siendo una de las más significativas la ocurrida en el 2009 donde se presentaron movimientos producto de la saturación de agua durante la ola invernal.

Así mismo, en el año 2011 se presentó una avalancha causada por el represamiento de la Quebrada Los Curos. En consecuencia, se desarrolló el "*plan municipal de gestión del riesgo y desastres (2013-2019)*" el cual presenta un mapa de susceptibilidad elaborado mediante métodos heurísticos. Adicionalmente se han realizado otros trabajos como el *Estudio de amenazas por fenómenos de remoción en masa municipio de Suratá*, desarrollado por la CDMB en el 2010, donde se muestra la zonificación de la amenaza restringida únicamente al casco urbano del municipio a escala 1:2000; y el *Plan municipal de gestión del riesgo y desastres para el municipio*, elaborado por el Consejo Municipal de Gestión de Riesgo y Desastre (CMGRD), que identifica de forma general las amenazas y establece el marco de acción de las distintas instituciones. Sin embargo, estos estudios resultan insuficientes dentro de las áreas externas del casco urbano del municipio y ante el rápido crecimiento en su infraestructura y demografía surge la necesidad de desarrollar sistemas de alerta temprana

como una herramienta útil en el ordenamiento territorial para reducir al mínimo la pérdida de vidas humanas y de bienes.

Para este fin, en las últimas décadas se han desarrollado una gran variedad de métodos que evalúan los procesos de movimientos en masa según el propósito, el nivel y la escala de zonificación (Fell *et al.*, 2008). Dentro de estos se encuentran principalmente los métodos heurísticos, estadísticos y determinísticos que usan como apoyo, en la mayoría de los casos, herramientas estadísticas y sistemas de información geográfica (Zinck *et al.*, 2001). Teniendo en cuenta lo anterior, el presente trabajo de investigación tiene como objetivo principal realizar la zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa del municipio de Suratá aplicando el método estadístico multivariado de regresión logística, con el cual es posible encontrar el modelo que mejor se ajuste a la relación entre la presencia o ausencia de los movimientos en masa y las variables que los condicionan (Lee & Pradhan, 2007), evaluando de esta manera la susceptibilidad de la zona en términos de probabilidad de ocurrencia de estos movimientos.

3. Justificación

Para poder diseñar planes de emergencia o mitigación el CMGRD actualmente cuenta con el Estudio de amenazas por fenómenos de remoción en masa para el municipio de Suratá desarrollado en el 2010 por la CDMB (Corporación Autónoma Regional Para La Defensa De La Meseta De Bucaramanga), donde se muestra la zonificación de la amenaza, restringida únicamente al casco urbano del municipio a escala 1:2000; y el Plan municipal de gestión del riesgo y desastres para el municipio, elaborado por el CMGRD, que identifica de forma general las amenazas y establece el marco de acción de las distintas instituciones. Sin embargo, estos estudios resultan insuficientes en las áreas externas del casco urbano del municipio y se hace necesario contar con un mapa que identifique de forma detallada las áreas de mayor susceptibilidad a los movimientos en masa en una región más amplia.

Hasta el momento el servicio geológico colombiano ha realizado la zonificación de la susceptibilidad a escalas 1:500.000 y 1:100.000 para todo el país, y la delimitación de áreas

de amenaza fue desarrollada por CDMB - Gradex en el año 2002 en los planes de Ordenamiento de la Cuenca Suratá Alto a escala 1:25.000. Estos estudios a pequeña escala han sido realizados mediante métodos heurísticos, los cuales consisten en evaluar la susceptibilidad según el criterio experto y aunque esta metodología representa una buena fuente de información para indicar qué tan favorables o desfavorables son las condiciones de un terreno a la ocurrencia de movimientos en masa, es limitada al momento de detallar los grados de susceptibilidad a nivel local.

Con el ánimo de obtener resultados de mayor certeza y detalle este proyecto propone para elaborar la zonificación a movimientos en masa para este sector de Suratá, utilizando el modelo de regresión logística, un método estadístico multivariado que evalúa la susceptibilidad en términos de probabilidad espacial. Este modelo, de análisis intermedio, es ideal para una escala de trabajo media a grande (SGC, 2013), en este caso a escala 1:10.000. Dentro de los métodos multivariados, este tipo de análisis es el más ampliamente utilizado, y se basa en la relación de factores condicionantes que actúan simultáneamente en la distribución y ocurrencia de los deslizamientos. Ha sido uno de los preferidos para el mapeo de susceptibilidad mostrando buenos resultados desde su desarrollo (Bernknopf et al., 1988). Con esta metodología se genera un mapa de zonificación de susceptibilidad detallado, basado en la probabilidad a la ocurrencia de movimientos en masa (variable dependiente), en función de las variables independientes (geológicas y geomorfológicas) a escala 1:10.000 para un sector del municipio de Suratá, que ayudará a las entidades gubernamentales del municipio en la toma de decisiones de futuros proyectos para prevenir y mitigar pérdidas causadas por fenómenos de movimientos en masa. Adicionalmente esta propuesta metodológica promoverá el desarrollo y aplicación de métodos multivariados en Colombia, utilizados actualmente en otros países como Italia, Turquía, y Venezuela.

4. Localización

El área de estudio se encuentra en el flanco Occidental de la Cordillera Oriental, en inmediaciones del municipio de Suratá, al nororiente del departamento de Santander. A una distancia aproximada de 45 Km de la ciudad de Bucaramanga en dirección NE.

Esta región se encuentra georeferenciada con el datum Bogotá, origen Central. Presenta un área de 37.5 km² dentro de las planchas 110-I-C-1 y 109-II-D-2 del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) (Figura 1).

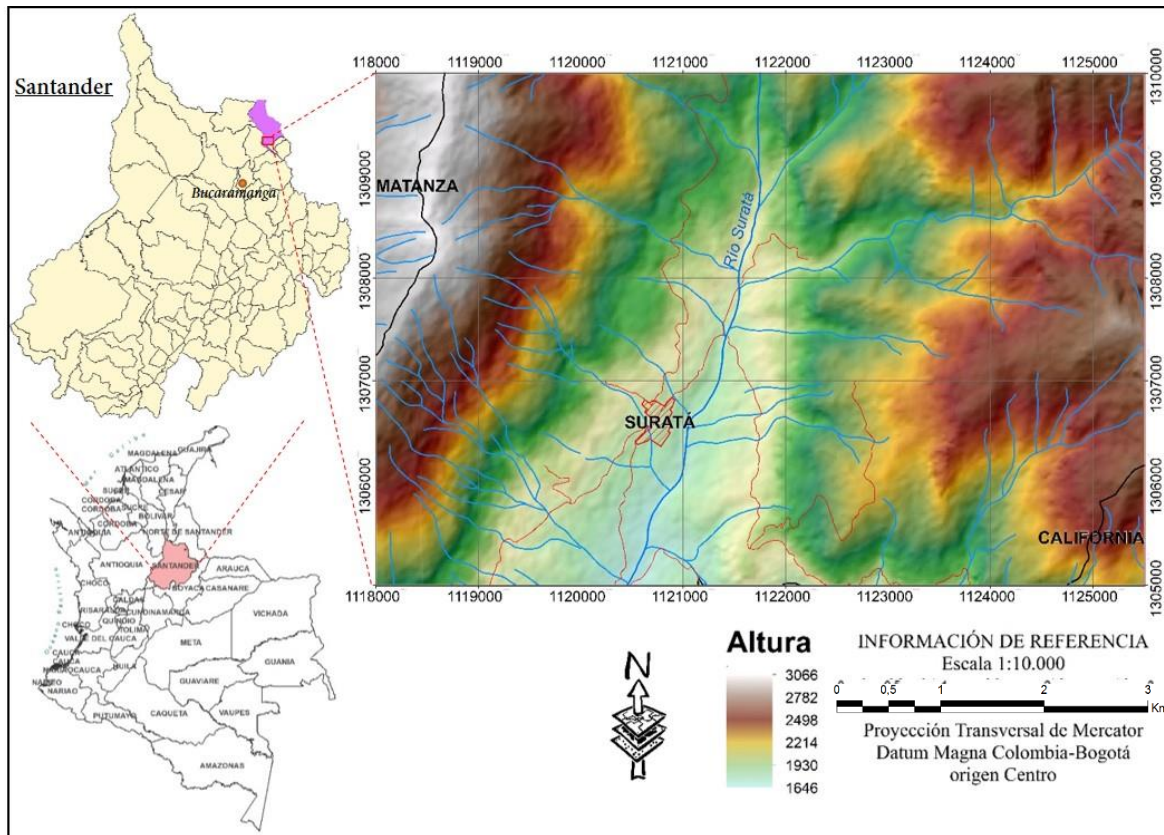


Figura 1. Localización geográfica del área de estudio.

El municipio de Suratá tiene una población de 11.705 habitantes en total, de los cuales 2.618 habitan en la cabecera municipal. Su temperatura media se encuentra en 18,5° C y las precipitaciones máximas diarias se encuentran entre 20 y 50 mm. El área de estudio es atravesada por el Rio Suratá con dirección de flujo hacia el suroeste. Presenta una geomorfología ondulada suave con relieve prominente hacia el oeste, y sus elevaciones se encuentran en el intervalo de 1700 hasta 2800 m.s.n.m.

5. Marco geológico

5.1 Estratigrafía

La zona se divide en dos regiones estratigráficas, al oeste el Macizo de Santander conformado por rocas ígneo-metamórficas antiguas y al este una secuencia de rocas sedimentarias que inicia en el Jurásico tardío y finaliza en el Cuaternario. A continuación, se describen de manera general estas unidades litoestratigráficas de acuerdo a la nomenclatura del Servicio Geológico Colombiano para el Valle Medio del Magdalena (*Tabla 1*).

Tabla 1.

Descripción de las unidades geológicas presentes en el área de estudio.

<i>Era</i>	<i>Periodo</i>	<i>Edad</i>	<i>Unidad Litológica</i>	<i>Descripción</i>	<i>Autor</i>
Cenozoico	Cuaternario		Depósitos aluviales (Qal)	Conformada por depósitos no consolidados de aluvión, fluviales	(Royero & Clavijo, 2001)
			Coluvión, talud, derrumbes (Qd)	Conformada por depósitos no consolidados de coluvión, derrubios, glaciares, fluvioglaciares. Se caracterizan por presentar niveles de paleosuelos, la alta angularidad de los fragmentos rocosos y la estratificación de los niveles más finos paralela a la paleo-pendiente	(Royero & Clavijo, 2001) (Gradex, 2002)
			Terraza y cono deyección (Qtf)	Compuesta por depósitos no consolidados aluviales en abanicos y terrazas	(Royero & Clavijo, 2001)
Mesozoico	Cretácico superior	Campaniano – Maastrichtiano	Formación Umir (Ksu)	Consta de shales grises a negros, carbonosos, micáceos, con concreciones ferruginosas, lutitas grises a gris oscuras, carbonosas, con nódulos ferruginosos, intercalaciones de areniscas y limolitas, grises, carbonosas y micáceas. También es común la presencia de capas explotables de carbón de 0,60 a 5,00 m. de espesor. Espesor: entre 1000 y 1400 m. Ambiente: nerfítico.	(Royero & Clavijo, 2001)
		Turoniano al Santoniano	Formación La Luna (Ksl)	Está constituida por calizas gris oscuras, arcillosas, lutitas grises a negras, calcáreas, en capas delgadas, lutitas gris oscuras con delgadas intercalaciones de calizas arcillosas, concreciones de calizas con fósiles, que alcanzan más de dos metros de diámetro y capas delgadas de chert negro y también capas fosfáticas hacia la parte superior. Espesor: varía de 275 a 575 m. Ambiente: marino poco profundo.	(Royero & Clavijo, 2001)

<i>Era</i>	<i>Periodo</i>	<i>Edad</i>	<i>Unidad Litológica</i>	<i>Descripción</i>	<i>Autor</i>	
	Cretácico inferior	Albiano superior – Cenomaniano	Formación Simitú (Kis)	Consta de shales grises a negros, carbonosos, levemente calcáreos, con concreciones calcáreas hasta de 3 m y con intercalaciones de areniscas y calizas grises, localmente arcillosas y fosilíferas, en capas delgadas. Espesor: varía de 250 a 650 m. Ambiente: nerítico de aguas intermedias a profundas.	(Royero & Clavijo, 2001)	
		Aptiano superior- Albiano inferior	Formación Tablazo (Kit)	Consiste calizas grises a negras, fosilíferas, localmente glauconíticas y arcillosas de color negro, con niveles intercalados de arcillolitas grises a gris azulado, calcáreas, fosilíferas, en capas medianas a gruesas, con intercalaciones de areniscas grises, grano fino a medio, arcillosas, levemente calcáreas, en capas delgadas. Espesor: varía de 150 - 325 m. Ambiente: nerítico poco profundo.	(Royero & Clavijo, 2001)	
		Barremiano inferior al Aptiano inferior	Formación Paja (Kip)	Constituida por lutitas y shales gris oscuros a azulosos, fosilíferos, con intercalaciones de areniscas gris amarillentas, de grano fino, con algunas intercalaciones de shales grises, localmente arenosos, calcáreos, fosilíferos, localmente limosos a arenosos, con intercalaciones de areniscas gris amarillentas, de grano fino, también pequeñas intercalaciones de calizas grises, localmente arenosas, fosilíferas. Espesor: varía de 125 a 625 m. Ambiente: Epicontinental.	(Royero & Clavijo, 2001)	
		Valanginiano - Hauteriviense inferior	Formación Rosa Blanca (Kir)	Compuesta en su parte inferior por capas de caliza y yeso, con oolitos, ostrácodos y dolomías; hacia la parte superior consta de areniscas y lodolitas calcáreas. Espesor: varía de 150 a 425 m. Ambiente: En la parte inferior, depósitos evaporíticos con condiciones de hipersalinidad y tranquilidad; el resto de la secuencia se depositó en un medio marino somero en condiciones neríticas.	(Royero & Clavijo, 2001)	
		Berriasiense	Formación Los Santos (Tambor) (Kita)	Constituida por areniscas conglomeráticas, lodolitas rojo grisáceas y cuarzoareniscas gris amarillentas, con estratificación cruzada, en capas tabulares de espesores variables. Espesor localidad tipo: 218m, Ambiente: depósitos fluviales acumulados por corrientes trenzadas	(Royero & Clavijo, 2001) (Laverde & Clavijo, 1985)	
	Jurásico			Formación Girón (Jg)	Compuesta por areniscas de grano medio, grueso a ligeramente conglomerático, de color rojo violáceo, rojo grisáceo y gris verdoso, estratificación cruzada, en capas gruesas, con interestratificaciones de limolitas y lodolitas, de color rojo violeta, grisáceo y algunos niveles delgados de conglomerados con guijos de cuarzo hasta de 4 cm. Ambiente: fluvial a lacustrefluviátil.	(Royero & Clavijo, 2001)
				Cuarzo-monzonita Gris (JRcg)	Compuesta de cuarzo, feldespato potásico, plagioclasa, biotita y moscovita; los accesorios son apatito, óxidos de hierro y zircón; como minerales de alteración contiene clorita, epidota y sericita.	(Royero & Clavijo, 2001)

<i>Era</i>	<i>Periodo</i>	<i>Edad</i>	<i>Unidad Litológica</i>	<i>Descripción</i>	<i>Autor</i>
			Granodiorita del Batolito de Rionegro?(Jgd)	Granodiorita gris, generalmente porfírica y tonalita subordinada equigranular, parecida a la tonalita del Plutón de Páramo Rico. La granodiorita está en contacto con cuarzomonzonita y granito más félsicos rosados a blancos. Poco se sabe acerca este contacto, que puede ser gradacional.	(Gradex, 2002)
	Triásico		Tonalita del área del Río Suratá (TRt)	Es un pequeño cuerpo de roca intrusiva en gran parte alterado y triturado por fallamiento. Esta intruye esquistos y neises metasedimentarios	(Gradex, 2002)
Neoproterozoic	Toniano		Esquistos del Silgará (PDs)	Secuencia de rocas clásticas metamorfoseadas, típicamente delgadas y clínicamente estratificadas, que consta de pizarra, filita, meta-limolita, meta-arenisca impura, meta-waca y meta-waca guijarrosa con menos cantidades de pizarra y filita calcárea. (unidad fundamentalmente pelítica y semipelita)	(Ward, y otros, 1973)

5.2 Geología estructural

Royero & Clavijo (2001) dividieron el departamento de Santander en tres provincias tectónicas: Macizo de Santander, Valle Medio del Magdalena y Cordillera Oriental. El Macizo de Santander está conformado por los bloques de Floresta, Cucutilla, Pamplona y Ocaña, siendo este último donde se encuentra el área de estudio (*Figura 2*). El bloque Ocaña presenta un estilo estructural de fallamiento en bloques menores con rumbo N-S, separados por fallas inversas de dirección SW-NE (Fallas Suratá, Cucutilla, Río Umpalá y Río Perchiquéz) (Royero & Clavijo, 2001).

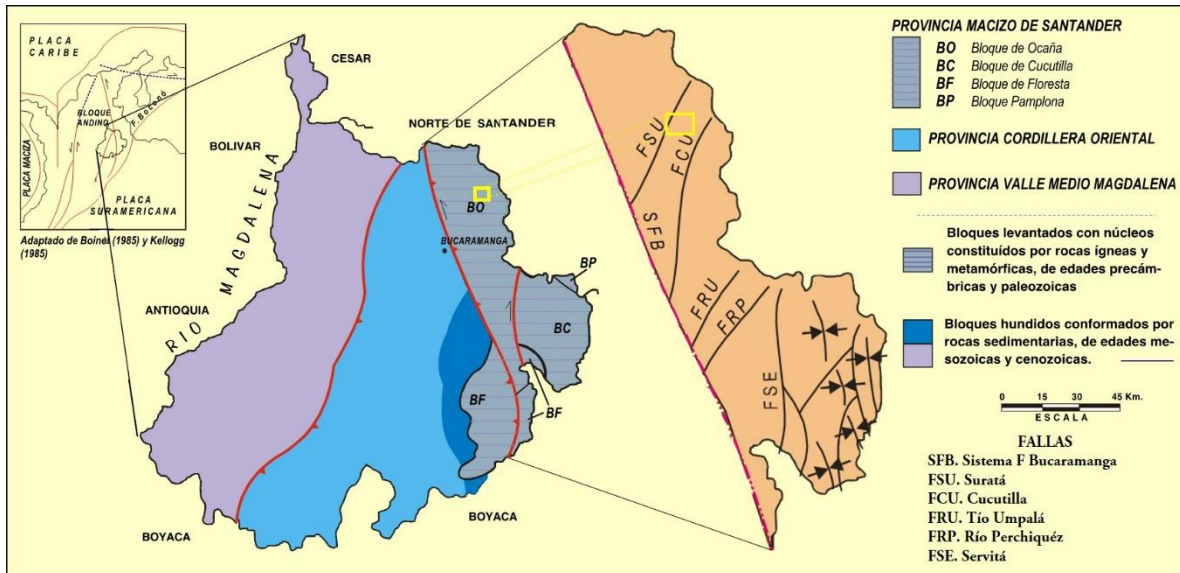


Figura 2. Esquema tectónico departamento de Santander (recuadro amarillo zona de estudio). Modificado de Royero & Clavijo (2001)

La **Falla Suratá** según Ward *et al.* (1973) corresponde a una falla inversa con rumbo N 15° E con un desplazamiento de rumbo lateral derecho. Su plano de falla presenta un alto ángulo que buza al noroeste (Royero & Clavijo, 2001). Gradex (2002) expone esta falla en el área de estudio, como un sistema de fallas inversas con componente de rumbo, que consiste en 3 fallas sinéticas, con buzamiento NW 60 a 70° y una antitética de rumbo similar y buzamiento SE 60°.

Las **Fallas Transversales a la Falla Suratá** presentan direcciones noroeste-sureste y movimiento de rumbo sinistral. Dentro de este sistema las estructuras más importantes son la Falla Carrizal y la Falla los Curos (Gradex, 2002) y se asocian a los levantamientos del bloque este de la Falla de Bucaramanga a finales del Cenozoico y principios de Cuaternario.

Por otro parte, las **Fallas de Rumbo** se presentan en la ladera Este de la zona de estudio, las cuales se pueden observar a lo largo de la carretera Suratá-California. Estas fallas causan repetición de la parte inferior de la sección Cretácica y parecen estar concentradas en los shales de las formaciones Paja, Tablazo y Umir (Ward *et al.*, 1973), su actividad reciente es poco evidente (Gradex, 2002).

6. Marco conceptual

6.1 Regresión logística binaria múltiple

El análisis de la susceptibilidad en términos de una probabilidad espacial, permite su evaluación de forma cuantitativa (Zêzere *et al.*, 1999), mediante métodos conocidos como probabilísticos o estadísticos, los cuales, según Carrara *et al.*, (2008), se basan en el análisis de las relaciones entre la distribución espacial de factores condicionantes de la inestabilidad de la ladera, que actúan simultáneamente, y la de los movimientos en masa observados, con el fin de establecer la implicación que tiene cada uno de estos factores en los eventos presentes en la región. Dentro de los métodos estadísticos multivariantes, existe dos que han sido ampliamente utilizados, los cuales corresponden al análisis discriminante (AD) y la regresión logística (RL) (Carrara *et al.*, 1991). El modelo RL será empleado en este trabajo de investigación debido a su versatilidad en la simulación de los datos de entrada.

La regresión logística es un tipo especial de regresión, que se utiliza para explicar y predecir una variable categórica binaria en función de varias variables independientes, dado que la RL es una herramienta muy flexible en cuanto a la naturaleza de sus variables que a su vez pueden ser cuantitativas o cualitativas (Bernknopf *et al.*, 1988). El modelo binario se utiliza entonces cuando se requiere pronosticar la probabilidad de que ocurra o no un proceso determinado, ya que solo tiene estas dos posibilidades, y su propósito en este caso, es encontrar el modelo que mejor se ajuste a la relación entre la presencia o ausencia de los movimientos en masa y las variables que condicionan su ocurrencia (Lee & Pradhan, 2007).

Estas variables son modeladas de acuerdo a la *Eq.1*.

$$\ln \frac{p}{1-p} = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_k * X_k \quad (1)$$

Donde p es la probabilidad de que ocurra el suceso, b_0 es la constante de corte que mejor se ajusta a la relación (Hosmer & Lemeshow, 2000) y $b_1... b_k$ son los coeficientes estimados que miden la contribución de las variables independientes ($X_1... X_k$) definiendo los factores que más afectan la estabilidad (Duman *et al.*, 2006). Con el fin de simplificar la notación se define el componente sistemático del modelo (Z) (*Eq.2*)

$$Z = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_k * X_k \quad (2)$$

Este componente Z en otras palabras, corresponde a la variable dependiente dicotómica, categórica, que expresa la presencia o ausencia de movimientos en masa, y cuanto mayor sea su valor mayor será la probabilidad de que ocurra el evento (Hosmer & Lemeshow, 2000). Por lo tanto, el modelo se puede representar como (Eq.3).

$$\ln \frac{p}{1-p} = Z \quad (3)$$

La principal ventaja de la regresión logística es que, por medio de la adición de esta función de enlace, permite que las variables sean continuas, discretas o una combinación de ambas sin que necesariamente deban tener distribuciones normales (Lee & Pradhan, 2007). Esta característica lleva su aplicabilidad a un rango más amplio de situaciones que el análisis discriminante. La función logística de enlace es aplicable a los casos en que la variable dependiente es dicotómica (Atkinson & Massari, 1998). De ella deriva la probabilidad (p) de que la variable dependiente (Z) tenga valor 1 o valor 0 (Eq.4).

$$p = \frac{e^Z}{1 + e^Z} \quad \left. \vphantom{p = \frac{e^Z}{1 + e^Z}} \right\} \text{No lineal} \quad (4)$$

De aquí se deduce que el modelo de RL es en principio un modelo de regresión no lineal, sin embargo, la linealidad del modelo se obtiene a escala logarítmica, atendiendo a su definición original (Eq.5).

$$\left. \begin{aligned} \ln \frac{p}{1-p} = Z \\ \ln(p) - \ln(1-p) = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + \dots + b_k * X_k \end{aligned} \right\} \text{Lineal} \quad (5)$$

A diferencia de una regresión lineal o regresión múltiple, donde las variables dependientes son cuantitativas, la regresión logística maneja como variables dependientes, variables cualitativas, por esta razón no se cumple el supuesto de linealidad, ya que si se graficara el diagrama de puntos, no encontraríamos una línea sino dos grupos de puntos concentrados (Salas, 1996) (Ocurrencia del evento y No ocurrencia del evento). Por esto, se hace necesario

hacer la transformación logarítmica de los datos disponibles (*Eq.5*) para hacer cumplir este supuesto (*Logit*) y así garantizar la linealidad (Sanchez-Cantalejo, 2000).

Lo que distingue a la regresión logística de otros métodos (y en particular aquéllos de la familia de las regresiones) es que utiliza el estimador de máxima verosimilitud en lugar del método de los mínimos cuadrados para calcular la medida de ajuste global del modelo, pues la metodología que utiliza para estimar los coeficientes del modelo es prácticamente la misma que la utilizada en el método de regresión lineal (Sanchez-Cantalejo, 2000). Cuando se obtiene el *Logit* lo que se trata de probar en el modelo RL es la verosimilitud-log, que es el equivalente a la suma de probabilidades asociadas a los resultados.

6.1.1. Limitaciones y supuestos de la regresión logística. Para correr el modelo de regresión logística, asegurar resultados de buena calidad y predicciones cercanas a la realidad, los datos y las variables deben cumplir ciertos supuestos los cuales deben garantizarse mediante diferentes test estadísticos o una regresión lineal, según el caso como se explica a continuación.

1. El modelo supone que no debe existir una relación lineal entre las variables explicativas y la variable dependiente, esta se resuelve por medio de la aplicación de la función *Logit* (Ramos, 2011).
2. El modelo debe presentar homocedasticidad: La varianza del error condicional a las variables explicativas debe ser constante a lo largo de las observaciones (Wooldridge, 2010), para esto se debe garantizar la no multicolinealidad e independencia de errores, los cuales se prueban mediante una regresión lineal múltiple; También se puede evidenciar en los coeficientes de correlación de Pearson.
3. Numero de variables y número de sujetos: La RL no es recomendable con bajo número de participantes ya que se la estimación no se hace adecuadamente y además se distorsiona la interpretación (Ramos, 2011).
4. No puede existir información de predictores incompleta: Las matrices de los datos de variables cualitativas no pueden tener casillas vacías, pues esto podría afectar en gran medida el modelo y el programa SPSS no podrá ejecutar el análisis (Aguayo & Lora, 2013).

5. Las variables deben estar completamente separadas, cada una de ellas debe estar midiendo diferentes características, y no por ejemplo la misma característica en tiempos diferentes (Aguayo, 2012).
6. No puede existir sobredispersión, es decir, que no debe haber distancias demasiado grandes entre las distintas categorías de las variables, ya que esto podría generar resultados erróneos (Ramos, 2011).

6.1.2. Prueba de independencia de errores y no multicolinealidad mediante regresión lineal. Estos dos supuestos son necesarios cuando se trata de un modelo de RL múltiple (con más de una variable independiente), para poder evaluar si los supuestos se cumplen se debe aplicar primero una correlación de Pearson y una regresión lineal con los respectivos test (*Test de Durbin-Watson y de Colinealidad*)

Esta **Correlación de Pearson** bivariada es aplicada para verificar la magnitud de la relación, supuestamente lineal, entre distintas variables. De acuerdo a esto, el coeficiente obtenido (d) puede ser usado como índice para medir el grado de relación entre dos variables cuantitativas (Pita & Pértega, 2001).

El valor del índice de correlación varía en el intervalo $[-1,1]$, indicando el signo el sentido de la relación:

- Si $r = 1$, existe una correlación lineal positiva perfecta o relación directa, que indica total dependencia entre las dos variables.
- Si $0 < r < 1$, existe una correlación positiva.
- Si $r = 0$, no existe relación lineal. Sin embargo, pueden existir todavía relaciones no lineales entre las variables.
- Si $-1 < r < 0$, existe una correlación negativa.
- Si $r = -1$, existe una correlación negativa perfecta o relación inversa, también muestra dependencia de las variables.

Dado que uno de los supuestos de la regresión logística indica que las variables involucradas en el modelo no deben estar relacionadas linealmente, es ideal en este caso, que los coeficientes de correlación de Pearson estén más cerca de 0.

El **Test de Durbin-Watson** es utilizado para probar la independencia de errores evaluando si existe autocorrelación en una Regresión lineal, con el fin de corroborar si los valores presentan algún tipo de dependencia en cuanto al orden de obtención, ya que si dependieran unos a otros no se cumpliría una de las condiciones del modelo y las estimaciones de los coeficientes no alcanzarían los criterios de calidad. El Test evalúa si la disposición de los valores en función de las variables independientes es una disposición al azar o, por el contrario, si hay algún tipo de dependencia, o conexión entre los valores (Llopis, 2012).

El valor del estadístico Durbin-Watson varía de 0 a 4, cuando es igual a 2 indica que no hay autocorrelación. Cuando el valor d se acerca a 0 indica una autocorrelación positiva (no se cumple el supuesto de independencia de errores) (Durbin & Watson, 1951), ya que los valores pequeños de d indican que los términos de error sucesivos están cerca del valor de los otros, por el contrario, cuando el valor d es mayor que dos indica una autocorrelación negativa (se cumple el supuesto de independencia de errores) y los términos de error sucesivos son muy diferentes el uno del otro como lo cita Balcilar, 2008.

La **No multicolinealidad** es uno de los supuestos establecidos en el modelo de regresión logística, es decir, que no debe existir relación lineal exacta entre las variables independientes (ninguna variable es combinación lineal de otras), lo que se hace necesario para el cálculo del vector de estimadores mínimos cuadráticos, de lo contrario el modelo sería irresoluble (Abraira & Pérez de Vargas, 1996).

La multicolinealidad perfecta no se suele presentar en la práctica, sin embargo, es frecuente que exista una relación aproximadamente lineal, también llamada casi-colinealidad y en este caso los estimadores obtenidos serán poco precisos, ya que la relación entre regresores hace que sea difícil cuantificar el efecto que cada regresor ejerce sobre el regresando, lo que lleva a que las varianzas de los estimadores sean elevadas (Moltó & Jiménez, 1985).

Como la multicolinealidad es un problema muestral, no existen contrastes estadísticos, propiamente dichos, que sean aplicables para su detección (Moltó & Jiménez, 1985). En cambio, se han desarrollado numerosas reglas empíricas que tratan de determinar en qué

medida la multicolinealidad afecta gravemente a la estimación y contraste de un modelo. Una de las más utilizadas es el factor de varianza inflada (FVI), el cual muestra en qué medida se “agrandan” la varianza del estimador como consecuencia de la no ortogonalidad de los regresores. (Kleinbaum *et al.*, 1988) considera que existe un problema grave de multicolinealidad cuando el FVI de algún coeficiente es mayor de 10, aunque puede existir colinealidad con FIV bajos o colinealidad que no impliquen a todas las variables independientes y por lo tanto no son bien detectadas por el FVI (Llopis, 2012).

En algunos programas como SPSS se define el termino Tolerancia y análogamente con el criterio aplicado a las otras medidas, se puede decir que existe un problema de multicolinealidad cuando la tolerancia $< 0,10$ (Moltó & Jiménez, 1985).

6.1.3. Test evaluados mediante la Regresión logística. Una vez concluidos los test de la regresión lineal, y probado los supuestos requeridos, se puede proceder a aplicar la regresión logística con las variables seleccionadas haciendo el análisis de los test estadísticos de Wald y la prueba de Chi-Cuadrado o eficiencia estadística de ROA para corroborar que el modelo se ajusta a la realidad.

El **test de Wald** es utilizado para decidir si incluir o no una variable en el modelo de acuerdo a su significancia (Aguayo, 2012), evaluando si le está aportando al modelo de acuerdo a su relevancia en la ocurrencia de los movimientos en masa.

Este test contrasta dos hipótesis (H_0 y H_1) con el fin de determinar si la variable independiente es significativa para explicar la ocurrencia de movimientos en masa, una vez se tiene un modelo previamente seleccionado y ajustado (Llopis, 2012). Se plantea entonces el siguiente contraste:

$H_0: b_1 = 0$ (La variable independiente no es significativa)

$H_1: b_1 \neq 0$ (La variable independiente es significativa)

El valor que devuelve SPSS es W, que, bajo la hipótesis nula, sigue una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad. De esta forma p-valores (significancias) menores a 0,05 rechazan la hipótesis nula, e indican que le van a aportar a mejorar la probabilidad de acierto de predicción de movimientos en masa, por el contrario, significancias superiores a 0,05

indican que esa variable no influye a la hora de determinar la variable dependiente del modelo de regresión (Llopis, 2012).

Prueba de Chi-Cuadrado o eficiencia estadística de ROA es un equivalente del ajuste del modelo y verifica si las variables independientes mejoran la predicción de la ocurrencia del evento estudiado de forma jerárquica, es decir, a medida que se van agregando una a una estas variables, mostrando un buen ajuste cuando el Chi-cuadrado no da significativo. Esta prueba evalúa la hipótesis nula de que los coeficientes $b_1... b_k$ de todos los términos (excepto la constante b_0) incluidos en el modelo son cero (Aguayo, 2012). La prueba de Chi-Cuadrado es la diferencia entre el valor de $-2LL$ para el modelo con únicamente la constante y el valor de $-2LL$ para el modelo actual.

6.2 Validación del modelo

Para comprender la eficacia de la regresión logística en el modelo aplicado, se deben utilizar algunos resultados estadísticos tales como pseudo valores de característica operativa relativa como los coeficientes de correlación y el ROC (Akgun & Bulut, 2007).

6.2.1. Coeficientes de correlación. En regresión logística se calculan coeficientes de determinación, parecidos al coeficiente R^2 que se obtiene en una regresión lineal; que expresan la proporción de la variación explicada por el modelo (De la Fuente Fernández, 2011). A continuación se muestran los coeficientes más utilizados en la RL (R^2 de Cox y Snell y R^2 de Nagelkerke).

El coeficiente R^2 de Cox y Snell se basa en la comparación del logaritmo de la verosimilitud (LL) para el modelo respecto al logaritmo de la verosimilitud (LL) para un modelo de línea base (Aguayo, 2012) y toma valores entre 0 y 1 de forma que 0 indicaría un efecto muy bajo de las variables independientes, mientras que en las proximidades de 1 mostraría un efecto considerable. Sin embargo, este coeficiente no puede llegar a valer 1, incluso para un modelo perfecto (De la Fuente Fernández, 2011). Por esta razón se utiliza el R^2 de Nagelkerke, que es el valor del R^2 de Cox y Snell estandarizado sobre el valor máximo que éste podría tomar, así se garantiza que se pueda interpretar su valor entre 0 y 1 (Camarero, *et al.*, 2017).

Menard (1995) declaró que el valor de pseudo R^2 de Nagelkerke muestra considerablemente cómo el modelo Logit (probabilidad) se ajusta al conjunto de datos. Por lo tanto, un valor igual a 1 indica un ajuste perfecto, considerando que muestra la relación 0 (Akgun & Bulut, 2007) y cuando es mayor que 0,2, esto es una evidencia de la relativa bondad de ajuste (Clark & Hosking, 1986), es decir, que para valores superiores a 0,2 el mapa de susceptibilidad resultante se considera aceptable.

6.2.2. Característica de funcionamiento del receptor (ROC). La curva ROC (del acrónimo inglés Receiver Operating Characteristic) es la visualización gráfica del análisis de todos los posibles puntos de corte y representa la probabilidad de tener VERDADEROS POSITIVOS (Correcta predicción del acontecimiento) o *Sensibilidad* versus la probabilidad de tener FALSOS POSITIVOS (predicción del acontecimiento incorrecta) o *1-Especificidad* (Williams *et al.*, 1999; Vakhshoori y Zare, 2016). El área bajo la curva ROC (AUC) se convierte así en un indicador de la capacidad predictiva del modelo, que compara el mapa de la realidad (ocurrencia de movimientos en masa) con el mapa de probabilidad. Así como se mencionó, la medida estadística para valorar si la gráfica ROC es válida, es el área bajo la curva y esta debe encontrarse en un intervalo entre 0.7 y 1.0 para que se considere aceptable (Vakhshoori & Zare, 2016).

7. Metodología

Con el fin de generar el mapa de zonificación de la susceptibilidad a movimientos en masa para el municipio de Suratá se aplicó el modelo estadístico multivariado de regresión logística. La metodología se dividió en 5 fases (*Figura 3*).

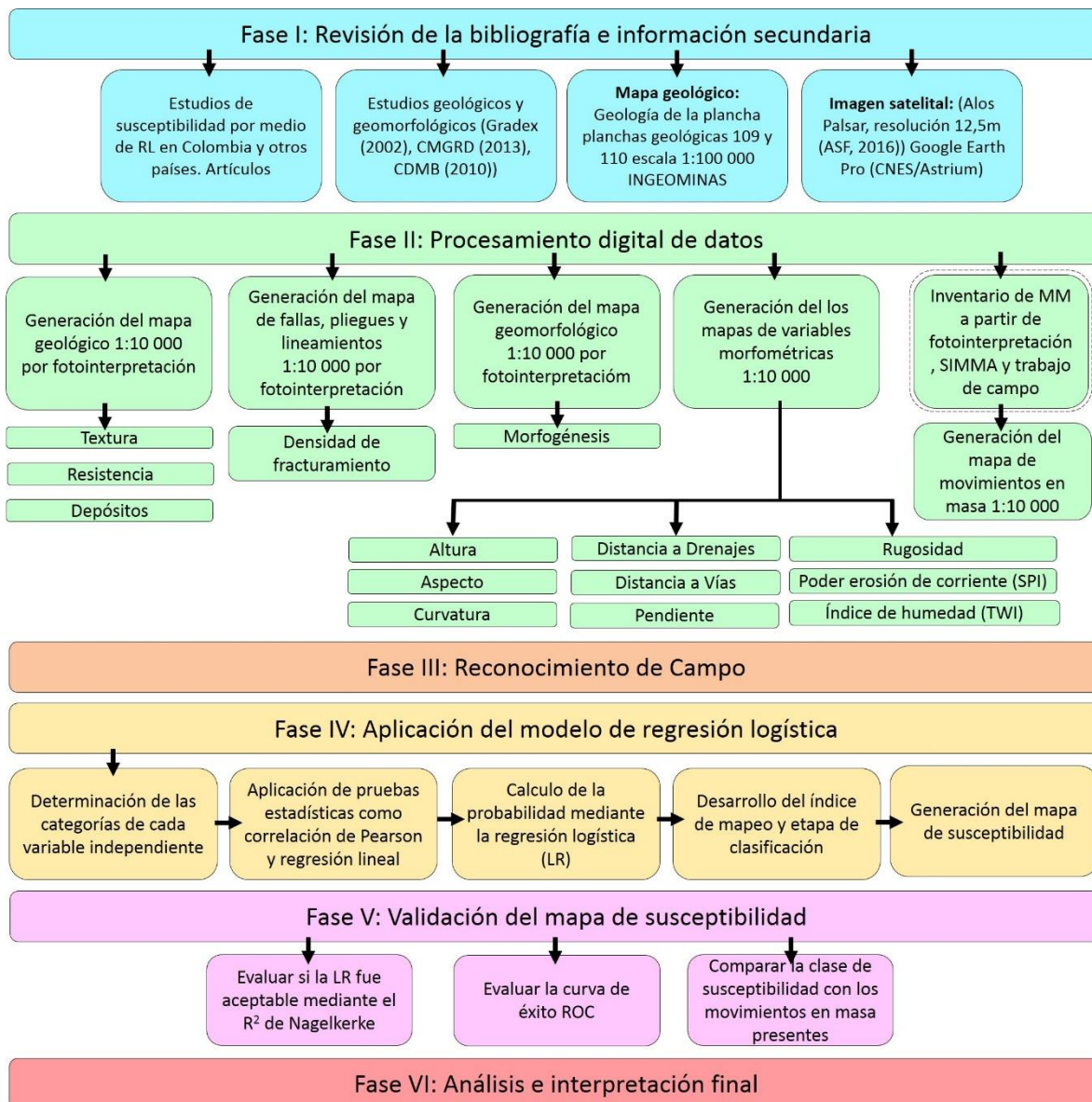


Figura 3. Diagrama metodológico del proyecto de investigación.

7.1 Fase I: Revisión de la bibliografía e información secundaria

Esta fase consistió en la selección, recopilación y análisis de información existente como mapas, libros, tesis, artículos, manuales, realizados a diferentes escalas y temáticas para el área de estudio. También se toma en cuenta los principios y fundamentos del modelo de regresión logística y estudios previos nacionales e internacionales de susceptibilidad a movimientos en masa a partir métodos estadísticos multivariados a diferentes escalas, los cuales sirvieron como base para la elaboración del proyecto.

7.1.1. Regresión Logística. La evaluación de la susceptibilidad a los movimientos en masa implica un alto nivel de incertidumbre debido a la limitación de los datos y las deficiencias de los métodos existentes (Zêzere, 2002). Por esta razón, en los últimos años se han considerado diferentes técnicas para la elaboración de mapas de susceptibilidad a movimientos en masa. Una de estas técnicas es el análisis estadístico, dentro del cual se encuentran los métodos multivariados, desarrollados en Italia, principalmente por Carrara (1983) los cuales permiten la zonificación de la susceptibilidad en base a valores de probabilidad. Dentro de estos existen diversas metodologías como la regresión múltiple, análisis discriminante y regresión logística.

De acuerdo a la bibliografía consultada se encuentra que la regresión logística (RL) es uno de los instrumentos estadísticos más expresivos y versátiles para el análisis de datos (Fiuza & Rodríguez, 2000) y se ha posicionado como una de las técnicas preferidas para la generación de las cartografías enfocadas a movimientos en masa, puesto que su principal ventaja es que permite ingresar al modelo variables cuantitativas (continuas o discretas), cualitativas o una combinación de ambas (Bernknopf *et al.*, 1988). Por estas razones para este proyecto se seleccionó el modelo de regresión logística como método de zonificación de susceptibilidad a movimientos en masa. Su evolución de forma generalizada se muestra en la *Figura 4*.

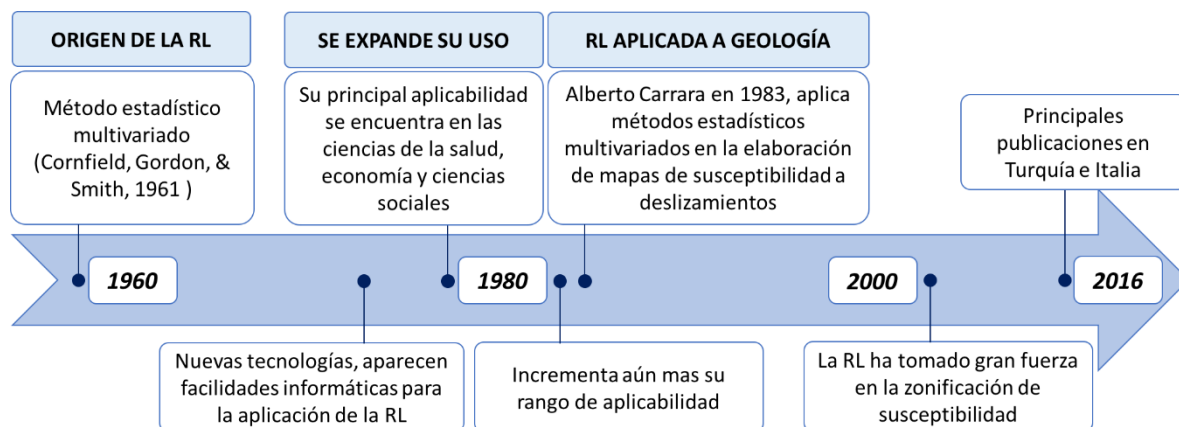


Figura 4. Línea de tiempo de la evolución de la RL en la generación de cartografías de susceptibilidad a movimientos en masa.

En los últimos años se ha verificado una presencia muy marcada de esta técnica, tanto en la literatura orientada a tratar temas metodológicos como en los artículos científicos en

diversos campos de investigación (Fiuza & Rodríguez, 2000). Recientemente se han publicado muchos estudios sobre la evaluación de los movimientos en masa por regresión logística (e.g. Bernknopf *et al.*, 1988; Atkinson & Massari, 1998; Guzzetti *et al.*, 1999; Gorsevski *et al.*, 2000; Dai *et al.*, 2001; Lee & Min, 2001; Dai & Lee, 2002; Ohlmacher & Davis, 2003; Lee, 2004; Ayalew & Yamagishi, 2005; Can *et al.*, 2005), los cuales han mostrado muy buenos resultados y reproducibilidad.

7.2 Fase II: Procesamiento digital de datos

Esta fase incluyó procedimientos de sistemas de información geográfica (SIG), utilizando el software ArcGIS 10.1 y Google Earth Pro, con el fin de obtener los mapas temáticos de cada factor condicionante de los movimientos en masa los cuales se utilizaron como insumos en el cálculo de la regresión logística. Esto incluye la digitalización y actualización del mapa geológico por fotointerpretación, con sus estructuras y litologías. Además de la interpretación morfogénica de la zona de estudio y creación de las variables morfométricas a partir de un modelo digital de elevación (MDE) que se obtuvo de la Agencia Espacial Japonesa (JAXA) y que presenta un conjunto de datos con una resolución espacial de 12,5 m, altura entre 1646 - 3066 m y pendiente entre 0° y 70,78° (ASF, 2016).

7.2.1. Mapas e insumos base. La aplicación de cualquier modelo probabilístico para el análisis de susceptibilidad a movimientos en masa necesita una base de datos (Youssef *et al.*, 2014). Esta base de datos se construyó para el área de estudio por diferentes fuentes de tipo secundarias e insumos base (Sistema de información de movimientos de masa “SIMMA”, DesInventar), que suministraron la información básica acerca del territorio, a partir de la cual se generaron los mapas temáticos.

7.2.2. Variables en el modelo de RL para la determinación de susceptibilidad. Dentro de este ítem se toman en consideración los parámetros geológicos y los parámetros geomorfológicos como los factores condicionantes evaluados para la región de estudio y que representan con sus variables los generadores de movimientos en masa para la zona.

7.2.2.1. Parámetros geológicos. Los movimientos en masa están fuertemente controlados por las propiedades de la unidad geológica del área ya que ciertas unidades son más susceptibles a procesos de inestabilidad en las laderas. Para este estudio se tuvo en cuenta como fuente principal de información las variables litológicas del mapa a escala 1:25.000 elaborado por Gradex (2002) en el trabajo “Geología de la microcuenca Suratá Alto” y, en segundo lugar, para complementar y corroborar la información se utilizaron las planchas 109-Rio Negro y 110-Pamplona, a escala 1:100.000 elaboradas por Ward, et al. (1973). Posteriormente esta información se refinó a una escala 1:10.000 con un proceso de fotointerpretación y verificación de campo (APÉNDICE A).

Según la guía metodológica del Servicio Geológico Colombiano del 2013, las variables litológicas se califican de acuerdo a su grado de afectación de muy bajo a muy alto, donde se contemplan los elementos básicos de las propiedades y características de los materiales rocosos. Este insumo se dividió en 3 atributos: **Resistencia/dureza** (*Figura 5a*), **Textura/fabrica** (*Figura 5b*) y **Depósitos Cuaternarios** (*Figura 5c*).

Por otra parte, se encuentra la variable de **Densidad de Fracturamiento**, esta se obtiene de las estructuras geológicas como fallas, pliegues y lineamientos las cuales generan roturas tectónicas que usualmente disminuyen la resistencia de la roca (Youssef et al., 2014). La distribución de la densidad de fracturamiento en conjunto con las variaciones litológicas

controlan o afectan significativamente la localización de los procesos relacionados con la erosión (Butler & Walsh, 1990) (Figura 5d).

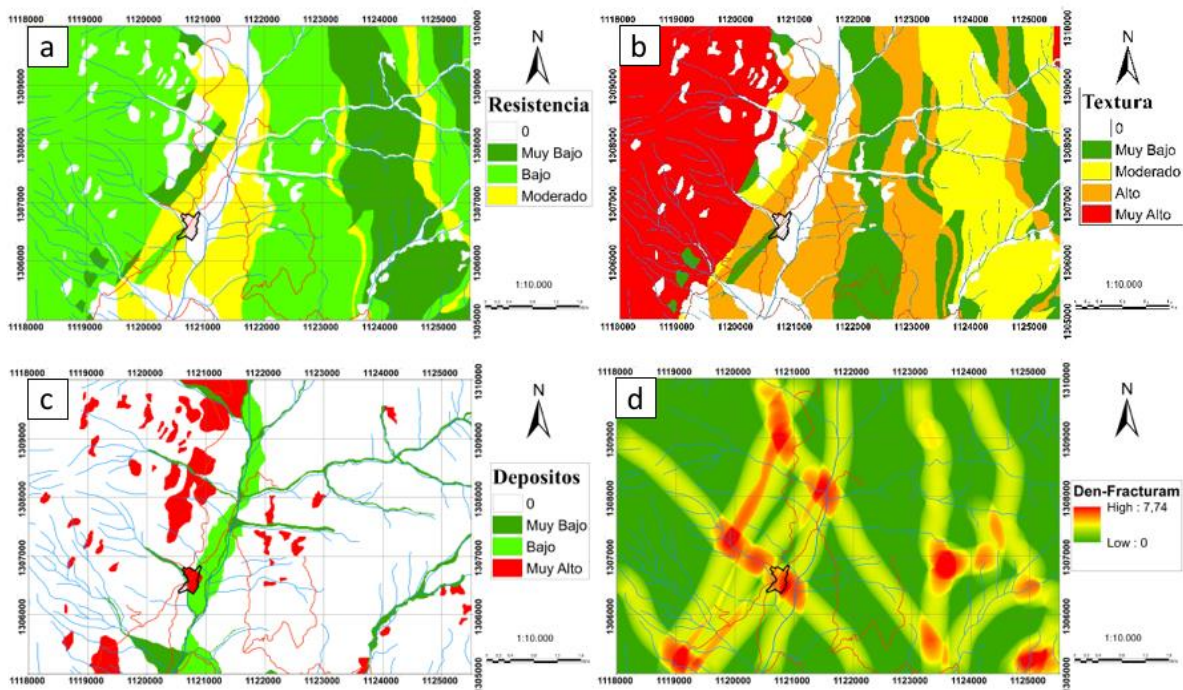


Figura 5. Mapas temáticos calificados de los aspectos geológicos. *a.* Resistencia, *b.* Textura, *c.* Depósitos, *d.* Densidad de fracturamiento.

7.2.2.2. *Parámetros Geomorfológicos.* La geomorfología se define como el estudio de la superficie terrestre (el relieve), incluyendo la descripción de las formas (morfología), su origen (génesis), estructura, historia de desarrollo, dinámica actual, diagnóstico a futuro y su relación con la actividad humana (Lugo et al., 1989). Para su aplicación en los estudios de movimientos en masa, la geomorfología se describe tanto por sus características cuantitativas como cualitativas, así este parámetro es dividido en tres atributos: morfogénesis, morfometría y morfodinámica (SGC, 2013).

Morfogénesis. Es el conjunto de todos los procesos, exógenos, endógenos agradacionales y degradacionales, que conducen a la elaboración de las geoformas (Calmels & Caballero, 1992); estos procesos actúan sobre la superficie terrestre en diversas proporciones e intensidades, y durante diferentes intervalos de tiempos geológicos (

APÉNDICE B).

Esta información se cartografía por sus unidades morfogénicas, donde se les asigna una calificación la cual tiene en cuenta los procesos genéticos, modelado del relieve y ambiente de formación (Valencia, 2017). Esta calificación presenta 5 clases: muy bajo, bajo, moderado, alto y muy alto (

APÉNDICE *C* y *Figura 6*). A continuación, se describen los tipos de ambientes correspondientes a la zona de estudio:

- **Ambiente Denudacional:** En este ambiente se incluyen las geoformas definidas por la acción combinada de procesos de meteorización, y predominantemente procesos erosivos, hídricos y de fenómenos de transposición o de remoción en masa actuantes sobre geoformas existentes dejando remanentes de estas y creando nuevas por la acumulación de sedimentos.

En la zona de estudio este es el ambiente más predominante abarcando un 76,8% del área total de la plancha, donde predominan las unidades de tipo ladera, siendo la principal la ladera erosiva abrupta (Dlea) presentándose con mayor relación sobre las rocas metamórficas de la Unidad de Silgará. Esta se presenta con mayor relación hacia el oeste de la plancha con un 23% del total de las unidades denudacionales. La unidad de ladera ondulada (Dlo) es la segunda en importancia, se distribuye hacia las partes de alturas intermedias (1800 m - 2010 m) predominantemente (parte central de la plancha), siendo principalmente una expresión de

las unidades litológicas del Cretácico. Representan el 17 % de las geoformas de este ambiente.

También se encuentran en menor proporción las geoformas de escarpe de erosión menor (Deeme), ladera erosiva muy abrupta (Dlema), cono o lóbulo coluvial y de soliflucción (Dco), superficie de erosión o aplanamiento (Dsa), ladera ondulada abrupta (Dloa), cerro remanente o relicto (Dcrem), ladera ondulada muy abrupta (Dloma), cima (Dc), ladera erosiva (Del), cono de deslizamiento indiferenciado (Ddi), cono o lóbulo de deslizamiento rotacional (Ddrt), ladera de erosión diferencial muy abrupta (Dledma), cono o lóbulo de flujo indiferenciado (Dft), lomo denudado alto de longitud larga (Dideal), lomo denudado moderado de longitud larga (Dldeml), escarpe facetado (Def) y cono flujos de detritos (Dfe).

- **Ambiente Estructural:** A este ambiente pertenecen las geoformas generadas por la dinámica interna de la tierra, especialmente asociadas a plegamiento y fallamiento lo cual genera una tendencia y variación en la resistencia de las unidades. Incluye también el ambiente neotectónico.

Es el segundo ambiente más importante en el área de estudio. Representa el 14,9% del área total de la plancha, se observan hacia la parte este de la zona de estudio, donde se encuentra la secuencia sedimentaria Cretácica. Dentro de este ambiente se tiene la ladera de contrapendiente (Slcp) con un 36,5% del total de unidades estructurales, seguida a esta se presenta la ladera estructural de espinazo (Sele) con un 21,1%. En menor proporción se encuentran las geoformas de Ladera estructural (Sle), Ladera de contrapendiente de espinazo (Selc), escarpe de línea de falla (Slfe), Lomo de obturación (Slo) y cornisa estructural (Scor). Estas geoformas son producto principalmente del fallamiento presentes al este de la región de estudio.

- **Ambiente Fluvial:** corresponden a las geoformas generadas por procesos relacionados con la actividad fluvial como lo son la erosión de las corrientes de ríos y la acumulación o sedimentación de materiales en las áreas aledañas a dichas corrientes, tanto

en épocas de grandes avenidas e inundación, como en la dinámica normal de las corrientes presentes durante la época seca.

La acción del Río Suratá es el principal factor que modela el área de estudio en este ambiente. Abarca un 8% del área total de la región de estudio y se observa principalmente hacia la zona central de la misma. Se destacan las geoformas de llanuras de inundación (Fpi) y terrazas antiguas (Fta) que representan un 23,6% y 15% del total de las unidades fluviales respectivamente. Así mismo se presentan también las geoformas de terraza de acumulación (Fta), cauce aluvial activo (Fca), escarpe de terraza de acumulación (Ftae), cono de deyección (Fcdy), escarpe de terraza de erosión (Ftee), cauce aluvial intermitente (Fci) y terraza de acumulación antigua (Ftan) en menor proporción.

- **Ambiente Antropogénico:** morfologías formadas por la actividad del hombre que modifica la superficie del terreno. Este ambiente en la zona de estudio es el de menor presencia abarcando solo un 0,19% del área total de la plancha y corresponde al casco urbano de Suratá con la unidad de planicie agrícola (Apa).

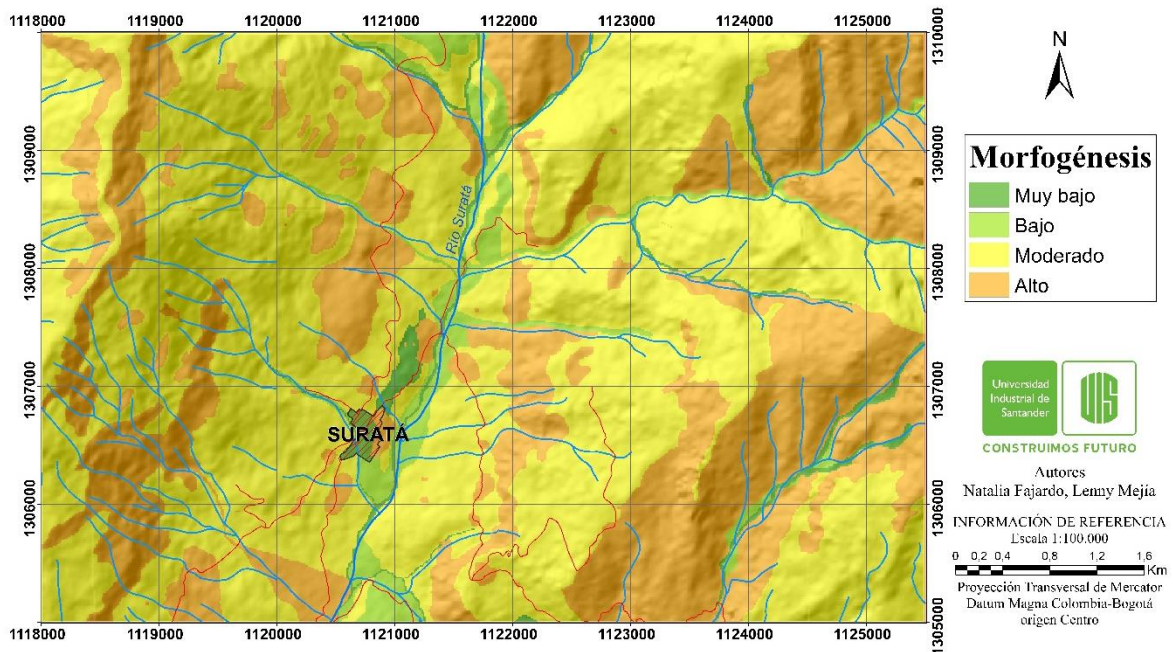


Figura 6. Mapa morfométrico calificado para el área de Suratá.

Morfometría. Según Huggett (2007) la morfometría describe cuantitativamente la forma de la superficie de la tierra, teniendo en cuenta el análisis terrestre y modelado de superficies.

Dentro de esta variable se evaluaron la altitud, aspecto, curvatura, rugosidad, pendiente, distancia a vías y drenajes, SPI y TWI.

La **Altitud o elevación** es un factor condicionante en los movimientos en masa, al relacionarse con los procesos como la erosión, infiltración a lo largo de los drenajes, acumulación de lodo y/o detritos y deformaciones de las pendientes (por ejemplo, caída, caídas de roca, deslizamientos de rocas, unión) (Youssef *et al.*, 2014). En el área de Suratá los valores de la Altitud varían de 1646 m.s.n.m. a los 3066 m.s.n.m, siendo las alturas más bajas entre 1646 - 1820 m la que presentan mayor cantidad de movimientos en masa (*Figura 7b*).

El **Aspecto** de la pendiente permite conocer la orientación de los planos de los taludes del relieve con respecto a los puntos cardinales (Youssef *et al.*, 2014). Este mapa se calcula a partir del modelo digital de elevación (MDE) y su relación a movimientos en masa en la región de estudio se manifiesta principalmente en los planos con dirección al sureste (*Figura 7c*).

La **Curvatura** visualiza la forma de la pendiente; es definida como la tasa de cambio del gradiente o aspecto de la pendiente de una forma cóncava convexa o plana, usualmente en una dirección particular (Nefeslioglu *et al.*, 2008). Se utiliza para describir las características físicas de una cuenca, dado que la dirección y comportamiento de los escurrimientos que afecta la estabilidad de las laderas y dan forma a la misma con zonas de escurrimientos más concentrada que en otras (ESRI, 2017). En el área de estudio las zonas planas a cóncavas son las que más relación tiene con los movimientos en masa (*Figura 7d*).

La **Rugosidad** es definida según Felicísimo (1994) como la variabilidad de la superficie del terreno. Esta define bien los límites de taludes y laderas tanto en valles como en crestas. Se clasifica de 1 a 5, donde 1 corresponde a rugosidad nula y los valores se hacen menores al aumentar la dispersión de los vectores (alta rugosidad); así laderas con alta rugosidad son más propensas a presentar movimiento es masa (SGC, 2013). Sin embargo, en la zona de estudio las rugosidades bajas son las que más se relacionan con los movimientos de ladera (*Figura 7e*).

La **Pendiente** se define como el ángulo existente entre la superficie del terreno y su horizontal. Su importancia radica en que los movimientos en masa son el resultado de la interacción entre el ángulo de la pendiente y las propiedades del material (ángulo de fricción, permeabilidad y cohesión) (Youssef *et al.*, 2014). Su relación con los movimientos en masa se aprecia principalmente en las zonas con pendientes entre 12° y 24° (*Figura 7f*).

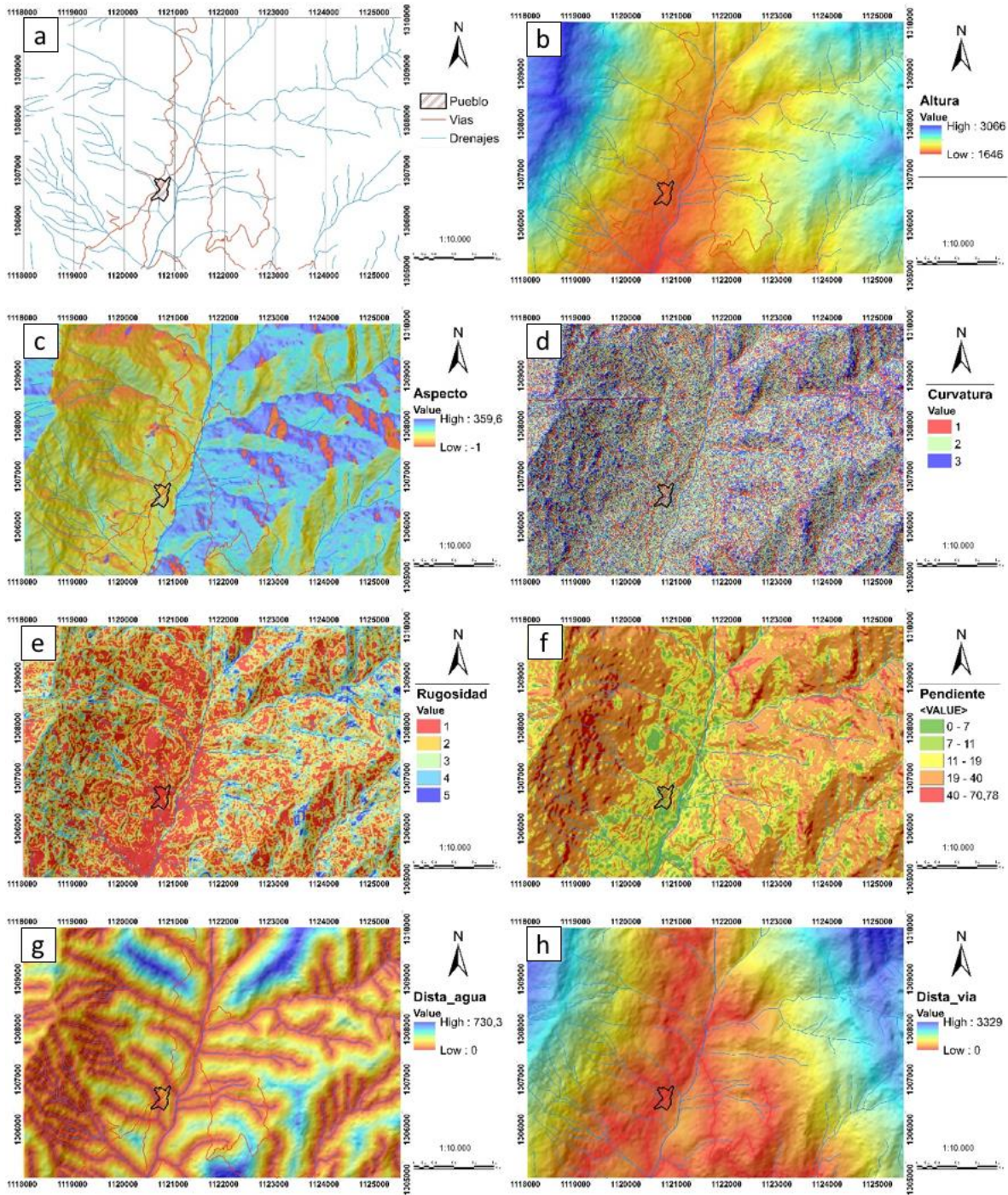
Distancia a drenajes es un parámetro muy utilizado para evaluar la susceptibilidad a movimientos en masa, dado a que la estabilidad de las laderas es afectada negativamente por los drenajes ya que estos erodan y saturan las laderas a su paso aumentando los niveles de las aguas subterráneas (Akgun & Erkan, 2016). Al relacionar esta variable con los movimientos presentes en el área se aprecia las zonas cercanas a los drenajes (entre 40-177 m) son las que presentan mayor cantidad de movimientos (*Figura 7g*).

Distancia a vías es un factor importante a tener en cuenta puesto que la construcción de carreteras puede causar alteraciones de la pendiente, lo que aumenta la tensión en la parte posterior de la pendiente, la pérdida de apoyo y aumentar la tensión detrás de la pendiente (Youssef *et al.*, 2014). En este estudio este factor es evidente, dado que la mayoría de los movimientos registrados están sobre las vías, siendo la vía Suratá-California la que más movimientos en masa presenta (*Figura 7h*).

El **Stream Power Index (SPI)** es un parámetro usado para medir el poder de erosión de las corrientes y es relacionado con los procesos de movimientos en masa (Moore & Grayson, 1991). Se usa para describir la erosión potencial del flujo en el punto dado de la superficie topográfica. El comportamiento de esta variable se puede relacionar a las condiciones del cauce principal (Rio Suratá) en donde se evidencian procesos de erosión lateral del cauce que debilita la estabilidad natural del talud y puede ser la causa de los procesos de reptación cercanos al río (*Figura 7i*).

El **Topographic Wetness Index (TWI)** refleja la tendencia del agua a acumularse en un punto. Este mide el número de líneas de flujo que pasan por cada píxel a través de su trayectoria dentro de una cuenca. TWI se ha utilizado para describir el efecto de la topografía sobre la ubicación y el tamaño de las áreas saturadas de generación de escorrentía (Nefeslioglu *et al.*, 2008). Los valores más altos en este mapa representan depresiones de

drenaje, los valores más bajos representan crestas y los valores medios a bajos para el área de estudio son los que se relacionan más con los movimientos en masa (*Figura 7j*).



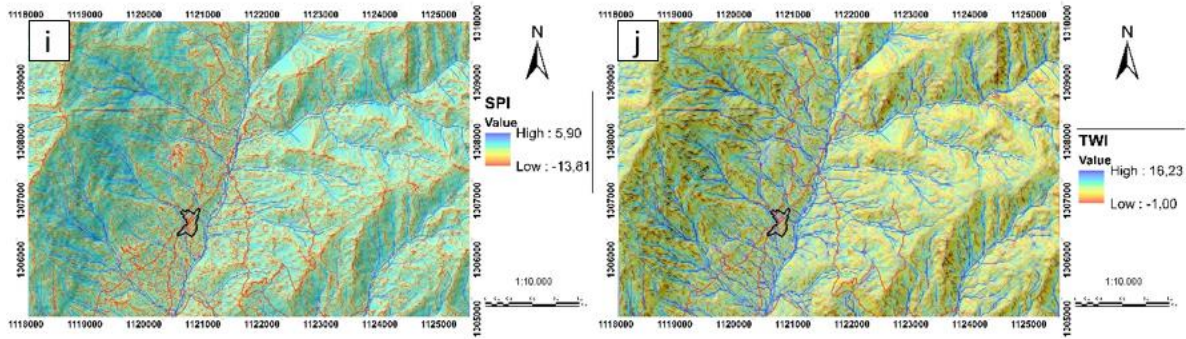


Figura 7. Mapas morfométricos. *a.* Leyenda, *b.* Pendiente, *c.* Rugosidad, *d.* Altura, *e.* Curvatura, *f.* TWI, *g.* SPI, *h.* Distancia a drenajes, *i.* Densidad de Fracturamiento, *j.* Distancia a vías.

Morfodinámica. La evolución de un ambiente morfogenético es el resultado de procesos morfodinámicos como la erosión, meteorización, transporte y depositación, causado por diferentes agentes tales como agua de escorrentía, olas, glaciales y viento, afectan de forma directa los materiales de la superficie terrestre. Estos procesos generan inestabilidad de las laderas dando lugar a los movimientos en masa. La clasificación según los tipos de movimientos se realizó de acuerdo a *Cruden y Varnes*, donde se utilizan los términos de caída, vuelco, deslizamiento, extensión y flujo (Cruden & Varnes, 1996).

Este parámetro es necesario para el modelo de regresión logística ya que se deben incluir casos reales de movimientos en masa para encontrar la relación que estos tienen con las diferentes variables que los ocasionan e identificar cuáles de estas variables representa mayor importancia en la ocurrencia de los movimientos.

Se obtiene el inventario de movimientos en masa preliminar en la zona de estudio, tomado de la plataforma del Sistema de Información de Movimientos en Masa “SIMMA” que presenta un total de 10 registros (

APÉNDICE **D**) de los cuales 6 son reptaciones, 2 de deslizamientos traslacionales, un flujo de tierra y un deslizamiento rotacional (SIMMA, 2017). Posteriormente con el trabajo de campo y fotointerpretación se obtuvo un registro de 65 movimientos en masa donde 27 son de tipo rotacional, 12 deslizamientos traslacionales, 10 corresponden a caída, 8 a flujos y por último 8 movimientos de reptaciones, para un total de 75 movimientos (*Figura 8 y*

APÉNDICE E).

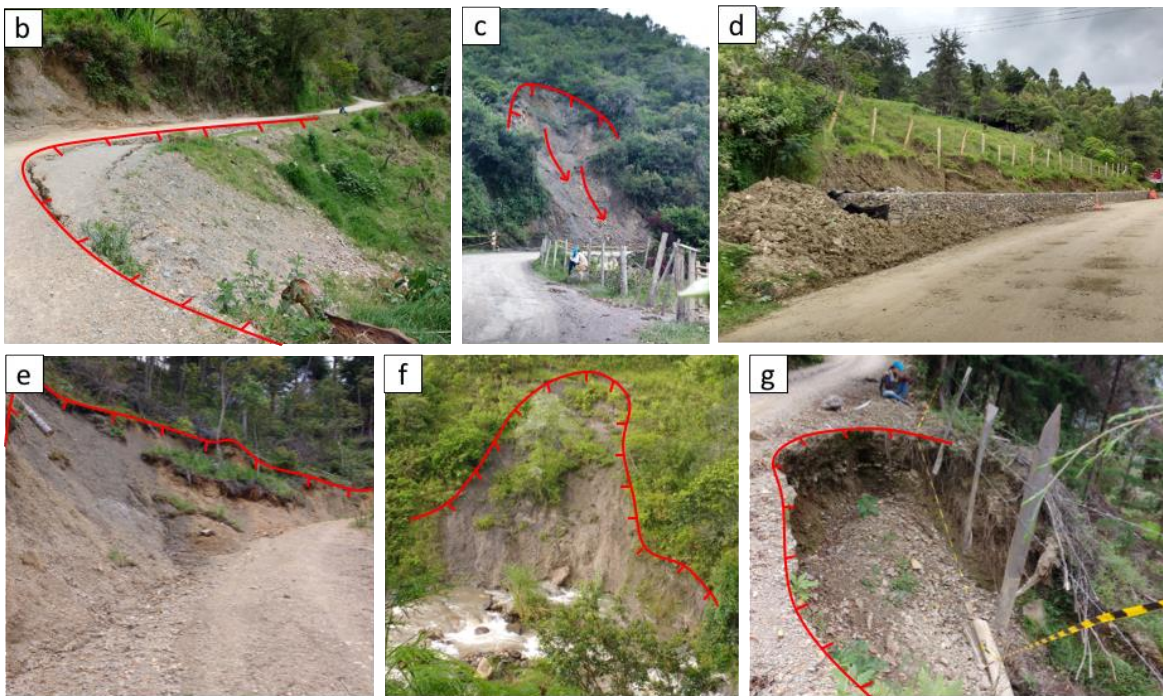
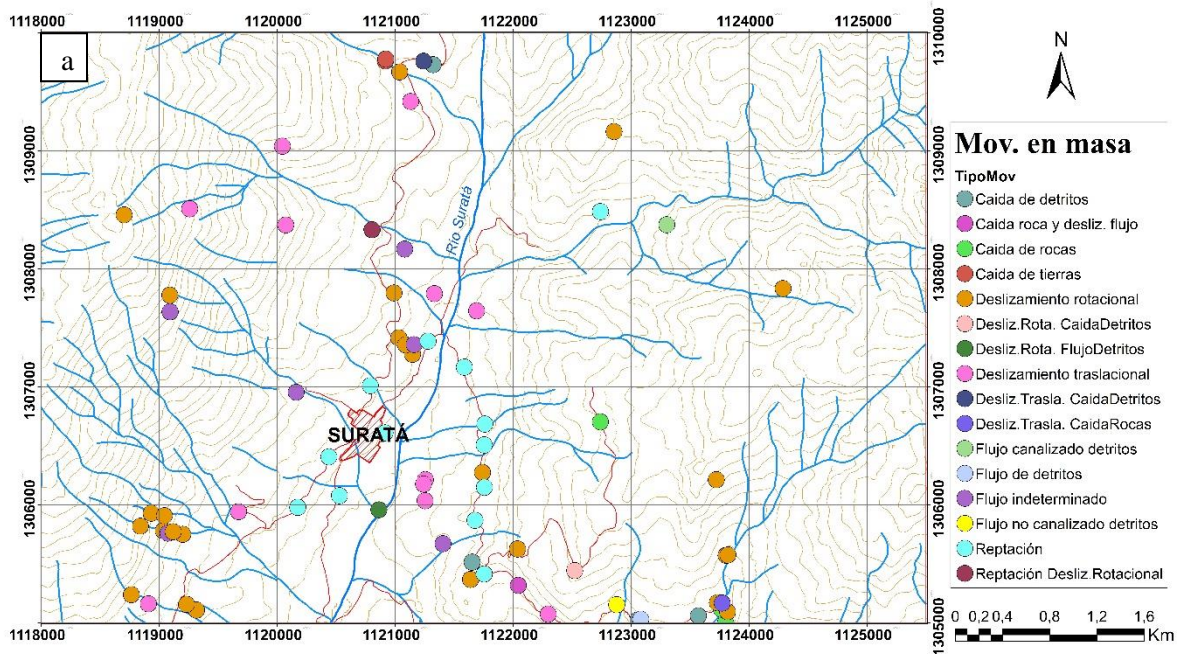


Figura 8. *a.* Inventario de movimientos registrados en el área de estudio. *b.* Deslizamiento rotacional de detritos en depósito coluvial, vía Suratá-Cachirí. *c.* Flujo de detritos en la Fm. Simití, vía Suratá-California. *d.* Reptación de Suelo sobre la Fm. Umir, casco urbano de Suratá. *e.* Deslizamientos traslacional de detritos en depósito coluvial, vía Suratá-Cachirí. *f.* Caída de detritos por socavación lateral en depósito aluvial vía Suratá- Vereda el Palchal. *g.* Deslizamientos rotacional y caída de detritos en depósito coluvial, vía Suratá-Cachirí.

7.3 Fase III: Reconocimiento de campo

Esta fase se desarrolló en el mes de junio de 2017. Durante 15 días se recorrió la zona de estudio y se realizaron 79 estaciones de campo (APÉNDICE F). Este trabajo consistió principalmente en identificar, localizar e interpretar los movimientos en masa presentes en la zona de estudio de acuerdo al formato del SGC (APÉNDICE G). Con el fin de obtener la mayor cantidad de información para introducir en el modelo de RL y obtener mejores resultados.

Dentro de los objetivos del campo realizado estaba también corroborar los contactos entre las diferentes unidades litológicas, así como mejorar la delimitación de los depósitos cuaternarios, con el fin de elevar la calidad del mapa y brindar mayor detalle. De la misma forma se evaluaron y confirmaron las principales unidades morfogénicas. Toda la información recolectada sirvió como herramienta para refinar los mapas temáticos elaborados a escala 1:10.000 de Geología, Depósitos, Geomorfología y Estructuras, también se complementaron los datos estructurales del mapa mejorando la calidad de la interpretación en las unidades morfogénicas de tipo estructural (*Figura 9*).

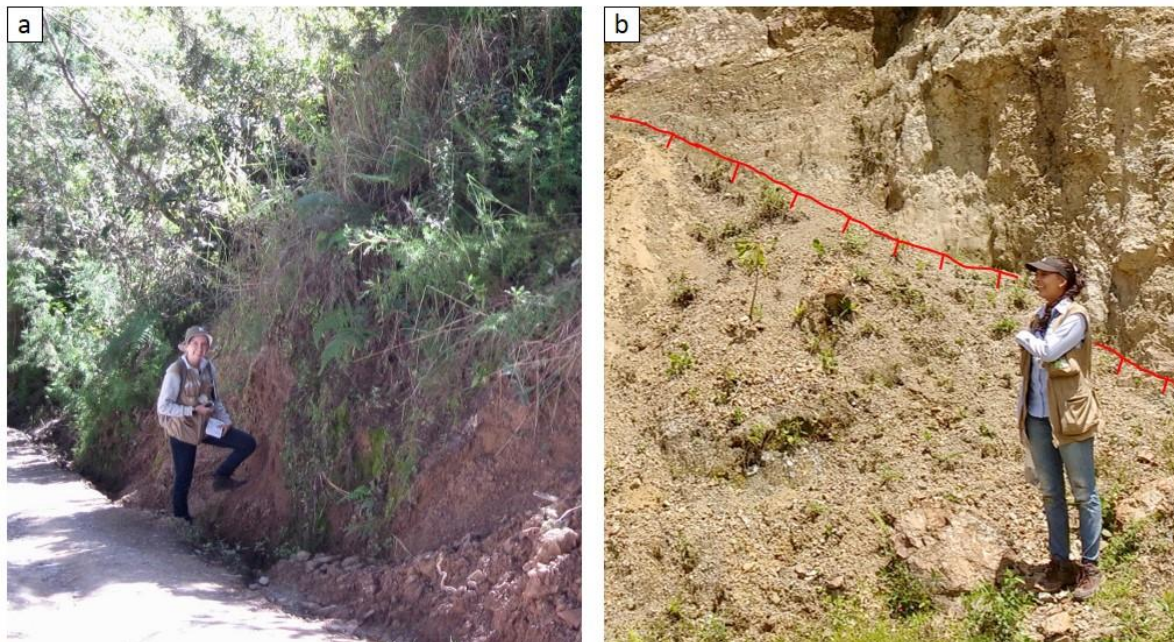


Figura 9. *a.* Deslizamiento rotacional y caída de detritos en limolitas café claras laminadas de la Formación Luna. Vía Suratá-Cerro Padilla, Vereda San Francisco. *b.* Caída de detritos en limolitas laminadas de la

7.4 Fase IV: Aplicación del modelo de regresión logística

Para hallar la probabilidad de ocurrencia a movimientos en masa, en la aplicación del modelo de regresión logística primero se deben seleccionar las variables contribuyentes y garantizar el cumplimiento de los supuestos de la RL, lo cual se evaluó mediante una correlación bivariada de Pearson y una regresión lineal en el programa SPSS. Posteriormente, una vez se corrobore que los datos son idóneos para la introducción al modelo, se hace su ensamblaje en el programa SPSS y se interpretan los resultados.

7.4.1. Selección de los factores efectivos: Correlación de Pearson. Con el fin de establecer cuáles son las variables independientes que influyen en la predicción del modelo se realizan procesos de ajuste y control de estas, para incluir en el modelo únicamente aquellas que contribuyan a pronosticar correctamente la ocurrencia de movimientos en masa. Las variables no significativas deben ser eliminadas, pues dejarlas implicaría una disminución en la precisión y confiabilidad del estudio, para tal fin se evalúa primero una correlación bivariada de Pearson, la cual muestra si existe relación lineal entre las variables independientes con respecto a la dependiente y así mismo la relación entre cada una de las variables independientes, como se muestra en la *Tabla 2*.

7.4.2. Selección de los factores efectivos: Correlación de Pearson. Con el fin de establecer cuáles son las variables independientes que influyen en la predicción del modelo se realizan procesos de ajuste y control de estas, para incluir en el modelo únicamente aquellas que contribuyan a pronosticar correctamente la ocurrencia de movimientos en masa. Las variables no significativas deben ser eliminadas, pues dejarlas implicaría una disminución en la precisión y confiabilidad del estudio, para tal fin se evalúa primero una correlación bivariada de Pearson, la cual muestra si existe relación lineal entre las variables independientes con respecto a la dependiente y así mismo la relación entre cada una de las variables independientes, como se muestra en la *Tabla 2*.

Se observa que las variables que presentan la relación lineal más alta con respecto a la ocurrencia de movimientos en masa son las variables: Altura y Distancia a Vías, presentando

índices de -0,124 y -0,190 respectivamente, los cuales indican una correlación lineal negativa, es decir, cuando la Altura o Distancia a Vías disminuye, los movimientos en masa aumentan de forma lineal. Ya que uno de los supuestos de la regresión logística requiere que las variables sean independientes y no estén correlacionadas entre sí, ni dependan unas de otras de forma directa o inversa los índices de correlación de Pearson sugieren que las variables de Altura y Distancia a Vías no deben ser incluidas en el modelo de regresión logística.

Tabla 2:
Coeficientes de la correlación bivariada de Pearson.

CORRELACIÓN DE PEARSON																
	MM	Res	Txt	Dep	Fract	Morf	Alt	Asp	Cur	Dren	Vias	Pen	Rug	SPI	TWI	
Movimientos en masa (MM)	1,000															
Resistencia (Res)	-0,030	1,000														
Textura (Txt)	-0,054	0,848	1,000													
Depósito (Dep)	0,054	-0,904	-0,816	1,000												
Den. Fracturamiento (Fract)	0,041	-0,146	-0,142	0,151	1,000											
Morfogénesis (Morf)	0,081	0,193	0,142	-0,085	-0,070	1,000										
Altura (Alt)	-0,124	0,175	0,348	-0,242	-0,288	0,216	1,000									
Apecto (Asp)	-0,039	0,054	-0,074	-0,116	-0,070	-0,029	-0,005	1,000								
Curvatura (Cur)	-0,006	0,034	0,029	-0,020	-0,020	0,042	0,051	0,684	1,000							
Distancia a Drenajes (Dren)	-0,008	0,117	0,012	-0,079	-0,011	0,015	-0,013	0,084	0,069	1,000						
Distancia a Vías (Vias)	-0,109	0,139	0,239	-0,243	-0,282	0,207	0,834	0,105	0,015	-0,084	1,000					
Pendiente (Pen)	-0,083	0,305	0,343	-0,354	-0,160	0,277	0,347	-0,045	0,013	-0,001	0,308	1,000				
Rugosidad (Rug)	-0,053	0,045	0,008	-0,100	-0,062	0,085	0,192	0,148	0,007	0,012	0,233	0,190	1,000			
Erosión de Corriente (SPI)	-0,017	0,017	0,053	-0,053	-0,015	-0,024	0,024	-0,041	-0,435	-0,088	0,033	0,205	-0,067	1,000		
Topográfico de humedad (TWI)	-0,005	-0,006	0,016	-0,013	0,003	-0,034	-0,017	-0,018	-0,422	-0,063	-0,008	0,095	-0,108	0,957	1,000	

*En rojo se muestran los coeficientes que indican las mayores correlaciones lineales con respecto a la variable dependiente de los movimientos en masa.

7.4.3. Regresión Lineal. Con el fin de probar los supuestos de independencia de errores y no multicolinealidad se aplica una regresión lineal múltiple (

7.4.4. APÉNDICE H). En primer lugar, se estima el Estadístico de Durbin-Watson para evaluar el supuesto de independencia de errores. Los resultados del test se muestran en la

7.4.5.

7.4.6.

7.4.7. Tabla 3. El estadístico $d < 2$ indica que los valores de las variables pueden ser dependientes o estar autocorrelacionados, por lo tanto, no se cumple el supuesto de independencia de errores, sin embargo, no se descarta el análisis. Es importante revisar los resultados con cuidado, de acuerdo, a la naturaleza de las variables morfométricas era de esperarse que el test de *Durbin-Watson* no arrojara buenos resultados, ya que la mayoría de estas variables dependen de la información aportada por el modelo digital de elevación, por lo tanto, pueden estar presentando algún grado de correlación.

Tabla 3.

Resultado del test de Durbin-Watson.

Resumen del modelo^b

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.215 ^a	.046	.046	.10762	.241

a. Predictores: (Constante), TWI, DenFractur, DisAgua, Morfogogenesis, Aspecto, Rugosidad, Textura, Curvatura, DisVias, Pendiente, Depositos, Altura, Resistencia, SPI

b. Variable dependiente: MM

**En rojo se muestran el p-valor que resultó del test de Durbin-Watson.*

La **No Multicolinealidad** se prueba mediante el factor de varianza inflada (FVI) y la Tolerancia, el resultado obtenido para todas las variables se muestra en la *Tabla 4*. Se detectó un FVI > 10 y Tolerancia < 0,1 para las variables de SPI y TWI, lo cual está indicando que estas pueden tener problemas de colinealidad, sin embargo, los índices de correlación de Pearson para estas variables con respecto a la ocurrencia de movimientos en masa no dieron valores significativos, por lo tanto, no se descartan aún del modelo.

Tabla 4.

Resultado del diagnóstico de colinealidad.

Modelo		Estadísticas de colinealidad	
		Tolerancia	VIF
1	(Constante)		
	Resistencia	.117	8.571
	Textura	.200	5.012
	Depositos	.140	7.143
	DenFractur	.892	1.121
	Morfogenesis	.796	1.257
	Altura	.243	4.112
	Aspecto	.858	1.166
	Curvatura	.795	1.258
	DisAgua	.917	1.090
	DisVias	.261	3.826
	Pendiente	.629	1.589
	Rugosidad	.877	1.141
	SPI	.066	15.075
	TWI	.070	14.211

a. Variable dependiente: MM

**En rojo se indican las variables que pueden presentar multicolinealidad debido a sus valores de VIF y Tolerancia.*

7.4.8. Regresión logística binaria

7.4.8.1. Aplicación y ensamblaje del modelo. Una vez concluidos los test de la regresión lineal, se puede proceder a aplicar la regresión logística, donde la variable binaria dependiente es codificada como se muestra:

$$y = \begin{cases} 0 & \text{No ocurre Movimiento en masa} \\ 1 & \text{Ocurre Movimiento en masa} \end{cases}$$

Mientras que las variables independientes son consideradas de la siguiente manera:

- Variables Nominales: Aspecto, Curvatura
- Variables Ordinales: Textura, Resistencia, Depósitos, Morfogénesis
- Variables Escalares: Altura, Pendiente, Rugosidad, SPI, TWI, Densidad de Fracturamiento, Distancia a Drenajes, Distancia a Vías.

Donde las variables nominales y ordinales son categóricas, siendo las ordinales aquellas que presentan clases que tienen una relación de orden, en este caso la calificación. Mientras las nominales tienen categorías mutuamente excluyentes que no poseen ningún orden específico y son únicas en cada variable. Por otra parte, se encuentran las cuantitativas, ya sean continuas o discretas, la regresión logística las admite como variables escalares, las cuales toman valores numéricos.

El programa SPSS codifica las clases, tanto de la variable dicotómica dependiente, como de las diferentes variables cualitativas que se introdujeron al modelo (Textura, Depósitos, Resistencia y Morfogénesis). Ayalew & Yamaguichi (2015) indican que la normalización de todos los parámetros independientes es necesaria para facilitar el análisis final y la interpretación; de acuerdo con esto los valores de estas variables fueron normalizados de acuerdo a la Eq. 6 (Choi *et al.*, 2010). Donde x es el valor normalizado calculado para el dato x_i y el menor valor entre todos los datos de la variable evaluada es x_{min} mientras el mayor es x_{max} .

$$x = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (6)$$

7.4.8.2. Pruebas realizadas. Con el fin de hallar el modelo que mejor se ajuste y represente la susceptibilidad de la zona de estudio, el modelo de regresión logística se corrió 113 veces en el programa SPSS, introduciendo o excluyendo variables del modelo con base en los test anteriormente aplicados, buscando el contexto que mejor representara las condiciones del terreno. De la misma forma para abarcar la mayor cantidad de posibilidades, se corrió el modelo con los datos normalizados y sin normalizar, para ver la respuesta de la variable dependiente de movimientos en masa frente a distintos escenarios. De estas pruebas se tomaron las 49 más significativas (APÉNDICE I).

De las 49 pruebas ejecutadas, se seleccionaron las 10 mejores con base en el valor del R^2 de Nagelkerke y el incremento en la probabilidad de acierto al tener el modelo. Para estas 10 pruebas se generaron sus respectivos mapas de susceptibilidad, con el fin de visualizar el rango de probabilidades obtenidas y ejecutar las pruebas de validación de ROC y el porcentaje de predicción del modelo sobre los movimientos en masa registrados (*Tabla 5*). En este caso el ensayo que arrojó mejores resultados teniendo en cuenta los test estadísticos a las variables, corresponde a la Prueba 45, donde los datos se encuentran normalizados, las variables categóricas son diferenciadas de las escalares y no se tienen en cuenta las variables de Distancia a Vías y Altura. Estas dos últimas variables fueron excluidas del modelo debido a que las dos presentaban configuraciones de valores muy similares, proporcionando un peso extra de susceptibilidad a la región central del área de estudio, donde se concentraban la mayor cantidad de vías y las alturas son bajas. Adicionalmente, la correlación de Pearson marcaba que estas variables tenían la relación lineal más fuerte con respecto a la variable dependiente, lo cual impide que se cumpla el supuesto de no-colinealidad e independencia de errores, necesario para aplicar el módelo de RL.

Tabla 5.

Pruebas seleccionadas que muestran mejores resultados

Prueba	Datos	Otras Condiciones	Variables en la ecuación	Predicción		R ² de Nagelkerke	ROC	% De predicción sobre los mov simulados
				Sin el Modelo	Con el Modelo			
43	Normalizados	100% MM, Con diferenciación de variables	Todas las Variables	98,8	99,5	0,645	0,905	75,56%
44	Normalizados	100% MM, Con diferenciación de variables	Sin Pendiente	98,8	99,4	0,608	0,903	85,05%
45	Normalizados	100% MM, Con diferenciación de variables	Sin Altura, Vías	98,8	99,2	0,558	0,902	73,66%
49	Normalizados	100% MM, Con diferenciación de variables	Sin Altura, SPI, TWI	98,8	99,1	0,537	0,900	74,31%
1	Sin Normalizar	50% de los MM, Con diferenciación	Todas las Variables	99,4	99,6	0,534	0,866	78,85%
48	Normalizados	100% MM, Con diferenciación de variables	Sin Fracturamiento, Altura	98,8	99,2	0,528	0,909	74,52%
20	Sin Normalizar	1/3 de los datos, Con diferenciación	Sin Pendiente	97,0	98,2	0,503	0,897	78,17%
3	Normalizados	100% de los MM, Variables escalares	Todas las Variables	98,8	99,1	0,488	0,855	86,14%
32	Sin Normalizar	50% de los MM, Con diferenciación	Sin Fracturamiento, Altura	99,4	99,5	0,482	0,893	74,85%
4	Sin Normalizar	100% de los MM, Con diferenciación	Todas las Variables	98,8	99,2	0,463	0,875	91,35%

*En azul se señala la prueba que arrojó mejores resultados teniendo en cuenta los test anteriores.

7.4.8.3. Análisis de la regresión logística binaria. Se realiza un contraste de las probabilidades de acierto obtenidas antes y después de procesar los datos, donde se obtienen dos tablas resultados (Bloque 0 y Bloque 1). La tabla de clasificación del modelo base o Bloque 0 (Tabla 6) es calculada únicamente a partir de relaciones de frecuencia de los movimientos en masa, mostrando que existe un 98,8% de probabilidad de acierto SIN conocer los valores de las variables condicionantes. La tabla de clasificación del modelo del Bloque 1 corresponde a la probabilidad de acierto, una vez calculado el modelo de regresión logística, el cual aumenta a 99,2% (Tabla 7), este incremento se debe a que ahora se conoce el comportamiento de las variables independientes y su influencia en la ocurrencia de los movimientos en masa, por lo tanto, el modelo aumenta la probabilidad de predicción.

Tabla 6.

Tabla de clasificación del Bloque 0 o Bloque de inicio

	Observado	Pronosticado		Porcentaje correcto
		MM .00	MM 1.00	
Paso 0	MM .00	237049	0	100.0
	MM 1.00	2951	0	.0
Porcentaje global				98.8

*En rojo se muestran los porcentajes de predicción antes de obtener el modelo.

Tabla 7.

Tabla de clasificación del Bloque 1

Observado		Pronosticado		Porcentaje correcto	
		MM .00	MM 1.00		
Paso 1	MM	.00	236933	116	100.0
		1.00	1766	1185	40.2
Porcentaje global					99.2

*En rojo se muestran los porcentajes de predicción antes de obtener el modelo.

Con respecto a la importancia de las variables incluidas en el modelo, todas muestran significancias menores a 0,05 (APÉNDICE J) de acuerdo al Estadístico de Wald, lo cual sugiere que estas variables son relevantes en la ocurrencia de movimientos en masa y que están aportando al modelo para mejorar su capacidad de predicción. Por lo tanto, se decide continuar el análisis con todas las variables incluidas, sin embargo, también se realizaron pruebas excluyendo las variables que muestran las significancias más cercanas a 0,05 correspondientes a Curvatura (Sig = 0,012) y TWI (Sig = 0,020).

La prueba Chi-Cuadrado muestra un p-valor no significativo (Sig < 0,05) como se muestra en la *Tabla 8*, por lo tanto, el modelo presenta un buen ajuste y sus variables independientes interactúan de manera favorable en el cálculo del modelo. Finalmente se obtienen los valores de las constantes para calcular la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa en cada pixel del área de trabajo según el modelo de regresión logística obtenido. La constante de corte b_0 tiene un valor de 5.368 y las constantes para cada variable se muestran en la

Tabla 9, estas últimas determinan el peso o la contribución de cada uno de los factores en el cálculo de la probabilidad a ocurrencia de movimientos en masa, siendo las variables de Morfogénesis, Resistencia y Pendiente aquellas que más afectan la estabilidad. Las de TWI, SPI y Curvatura con las que menos peso tienen en el cálculo de probabilidad de acuerdo a las constantes estimadas por el modelo de RL obtenido.

Tabla 8.

Prueba Chi-Cuadrado, Bloque 1

Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo

		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	17250.708	20	.000
	Bloque	17250.708	20	.000
	Modelo	17250.708	20	.000

**En rojo se muestra la significancia obtenida mediante el test de Chi-cuadrado.*

Tabla 9:

Constantes (B) en la ecuación, calculadas como resultado de la Regresión Logística y sus respectivos estadísticos de Wald.

VARIABLES EN LA ECUACIÓN

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 1 ^a	Resistencia		1216.836	3	.000		
	Resistencia(1)	-6.456	.188	1184.734	1	.000	.002
	Resistencia(2)	-2.089	.332	39.481	1	.000	.124
	Resistencia(3)	-3.845	.134	827.848	1	.000	.021
	Textura		388.912	3	.000		
	Textura(2)	-.024	.100	.057	1	.811	.976
	Textura(3)	-6.132	.496	152.679	1	.000	.002
	Textura(4)	-2.096	.156	179.423	1	.000	.123
	Depositos		1383.293	2	.000		
	Depositos(2)	-.745	.161	21.544	1	.000	.475
	Depositos(3)	7.672	.212	1315.715	1	.000	2148.388
	DenFractur	.437	.143	9.390	1	.002	1.548
	Morfogenesis		1929.810	3	.000		
	Morfogenesis(1)	-7.917	.307	664.719	1	.000	.000
	Morfogenesis(2)	-9.694	.293	1091.069	1	.000	.000
	Morfogenesis(3)	-8.104	.252	1034.805	1	.000	.000
	Aspecto	-2.641	.129	419.661	1	.000	.071
	Curvatura		4.105	2	.128		
	Curvatura(1)	.146	.084	3.039	1	.081	1.158
	Curvatura(2)	.031	.069	.207	1	.650	1.032
	DisAgua	1.093	.172	40.490	1	.000	2.985
	Pendiente	-10.983	.257	1825.278	1	.000	.000
	Rugosidad	-2.816	.123	522.174	1	.000	.060
	SPI	.161	.403	.159	1	.690	1.175
	TWI	.094	.156	.361	1	.548	1.098
	Constante	5.368	.266	408.202	1	.000	214.469

**En azul se muestran las variables que presentan mayor influencia en la ocurrencia de movimientos y en rojo aquellas con menos peso en la ecuación de probabilidad. El valor en color verde corresponde a la constante b₀ del modelo.*

7.5 Fase V y Fase VI

La Fase V describe la validación del mapa de susceptibilidad a movimientos de ladera que se obtuvo por medio de la RL, mientras que la Fase VI detalla el análisis e interpretación de este mapa. Estas dos fases se explican en el capítulo 9.

8. Modelo y resultados

En este capítulo se explica el procedimiento de obtención del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa, las pruebas de validación, y el análisis e interpretación de los resultados obtenidos.

8.1 Mapa final de susceptibilidad a movimientos en masa

El mapa de susceptibilidad se generó importando en formato .txt la matriz de datos de cada pixel de las probabilidades de susceptibilidad a movimientos en masa obtenidos aplicando el modelo de RL.

Esta probabilidad para el mapa final de susceptibilidad se calculó con las variables de resistencia (Res), textura (Txt), depósitos (Dep), morfogénesis (Morf), aspecto (Asp), curvatura (Cur), distancia a drenajes (Dren), pendiente (Pen), rugosidad (Rug), SPI y TWI, donde las variables categóricas ordinales presentan subíndices correspondientes a cada clase presente en estas. Los valores de las constantes B (valores numéricos en la *Eq.7*) se muestran en la

Tabla 9 y se explican en el ítem **8.4.3.3**. Basado en esto, la ecuación usada en el programa SPSS para calcular la probabilidad generó el siguiente resultado.

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

$$\begin{aligned} Z (MM) = & 5.668 - 6.456(Res_1) - 2.089(Res_2) - 3.845(Res_3) - 0.024(Txt_2) \\ & - 6.132(Txt_3) - 2.096(Txt_4) - 0.745(Dep_2) + 7.672(Dep_3) + 0.437(Fract) \\ & - 7.917(Morf_1) - 9.694(Morf_2) - 8.104(Morf_3) - 2.641(Asp) + 0.146(Cur_1) \\ & + 0.031(Cur_2) + 1.093(Dren) - 10.983(Pen) - 2.816(Rug) + 0.161(SPI) \\ & + 0.064(TWI) \end{aligned} \quad (7)$$

Una vez calculada la probabilidad para cada pixel, es importada a ArcMap, generando la salida grafica en 5 clases de susceptibilidad a movimientos en masa (muy bajo, bajo, moderado, alto y muy alto) considerando que un movimiento en masa ocurre cuando la probabilidad es mayor a 0,5 (Susceptibilidad muy alta) (*¡Error! No se encuentra el origen e la referencia.*). En el **APÉNDICE K** muestra el procedimiento realizado para obtener el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa.

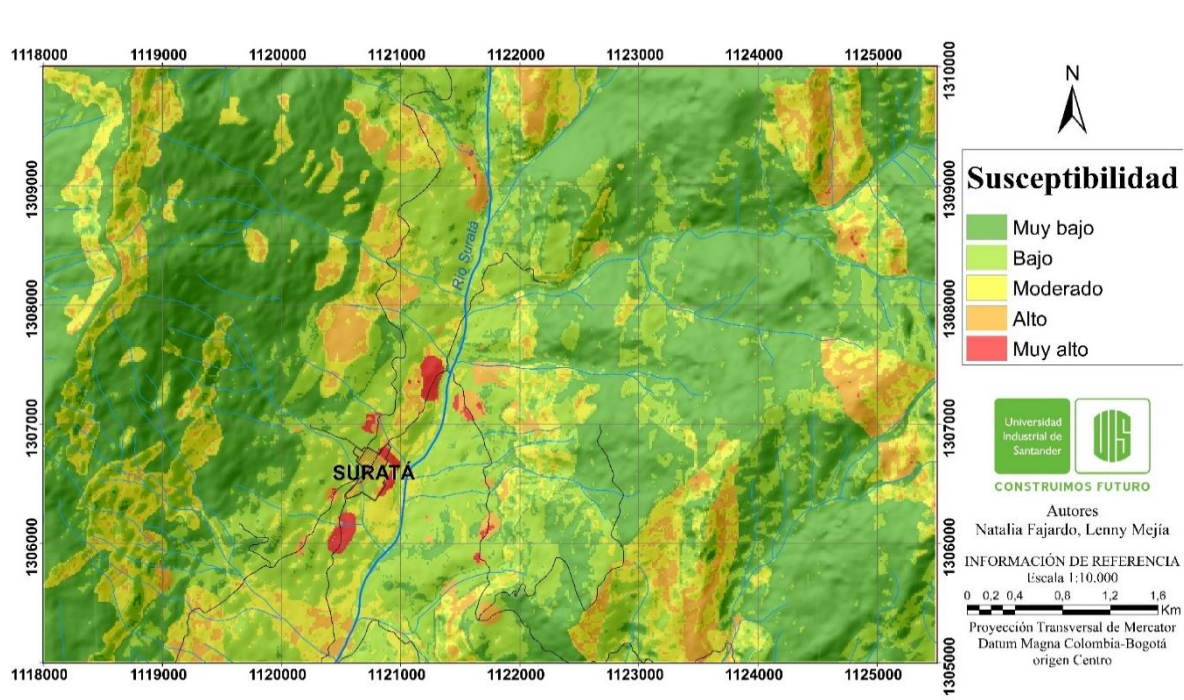


Figura 10. Mapa de susceptibilidad a Movimientos en masa, aplicando el método multivariado de regresión

A partir del mapa de susceptibilidad se calcula el porcentaje de área perteneciente a cada clase (*Figura 10*). La categoría muy baja tiene un 50% del área total, mientras que la categoría

baja presenta un 27%. Las clases moderada, alta y muy alta tienen menor distribución en el mapa presentando un 15%, 7% y 1% del área total de estudio respectivamente.

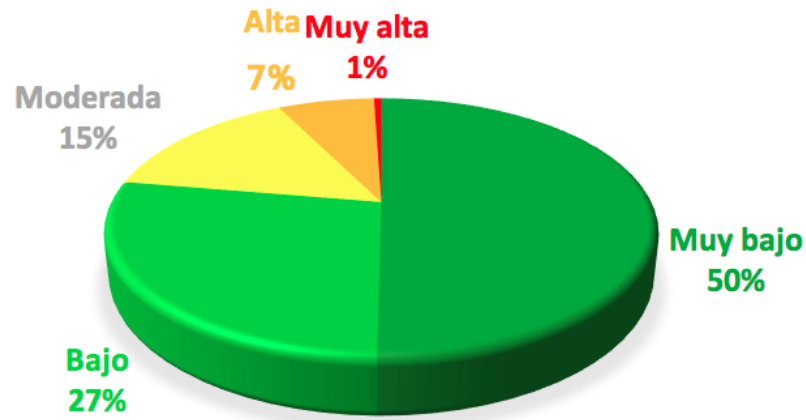


Figura 10. Porcentajes del área total del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa para cada categoría.

8.2 Validación del mapa de susceptibilidad

Esta fase consta de tres pruebas diferentes de validación, de las cuales una se refiere al ajuste del modelo de regresión logística (R^2 de Nagelkerke) y las dos siguientes tienen en cuenta cómo se comporta el mapa resultante de susceptibilidad en los lugares donde se tienen los movimientos en masa (ROC, y porcentaje de predicción del modelo sobre los movimientos en masa registrados).

8.2.1. Valor de ajuste R^2 de Nagelkerke. Los coeficientes de correlación usados para comprobar si el modelo de Regresión Logística se ajustó a los datos son el R^2 de Cox y Snell y el R^2 de Nagelkerke

8.2.2.

8.2.3.

8.2.4.

8.2.5. Tabla 10. El valor $-2LL$ tan pequeño indica que el modelo presenta un buen ajuste, como el valor R^2 de Cox y Snell no llegará a ser 1 incluso en el mejor escenario, se toma el valor estandarizado R^2 de Nagelkerke con un resultado de 0,558. Este indica una excelente bondad de ajuste de los datos considerando que el punto de corte para que el mapa sea aceptable es de 0,2 (Menard, 1995).

Tabla 10:
Coefficientes de correlación de ajuste del modelo

Resumen del modelo			
Paso	Logaritmo de la verosimilitud - 2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	14574.774 ^a	.069	.558

*En rojo se muestra el R^2 de Nagelkerke del modelo de RL elaborado.

8.2.6. Curva de validación ROC. Para el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa se construyó la curva ROC a partir de los datos de la *Tabla 11*. El área bajo la curva (AUC) presenta un valor de 0.902 de acuerdo a la sensibilidad vs 1-Especificidad (*Figura 11*), indicando muy buenos resultados ya que se considera que un modelo es aceptable desde un AUC de 0.7 (en Vakhshoori y Zare, 2016).

Tabla 11:
Cantidad de pixeles por cada clase.

Clase	Pixeles con mov. en cada clase	Todos los pixeles en el mapa
1	114	120491
2	340	65920
3	323	35927
4	1115	16421
5	1059	1241
<i>Total</i>	2951	240000

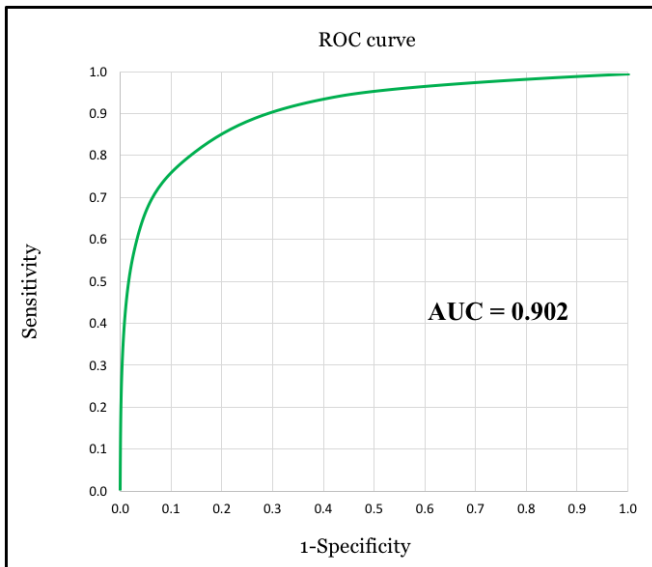


Figura 11. Grafica de la curva ROC para el mapa final de susceptibilidad a movimientos en masa.

8.2.7. Porcentaje de predicción de movimientos en masa. Esta forma de validación es una relación de los porcentajes del área de las zonas con movimientos en masa para cada categoría de susceptibilidad (Choi *et al.*, 2010), como se ilustran en la (Figura 12). Esta relación muestra una buena correspondencia, ya que la suma de los porcentajes de las categorías alta y muy alta predice un área del 74% de todos los movimientos en masa presentes en la región de estudio.

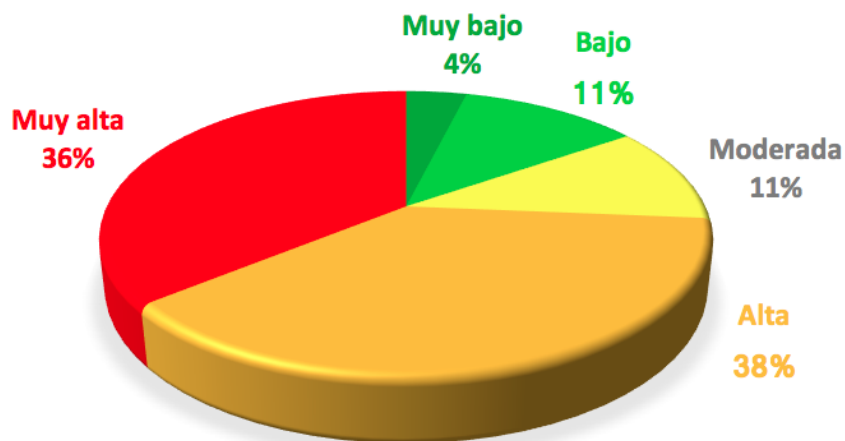


Figura 12. Porcentajes del área asociada a los movimientos en masa (MM) para cada categoría de susceptibilidad.

8.3 Análisis de susceptibilidad a movimientos en masa

8.3.1. Análisis del mapa final. Según el modelo planteado para obtener el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa se generaron categorías de muy baja a muy alta, las cuales se describen a continuación.

8.3.1.1. Susceptibilidad muy baja. Esta clase abarca el 50% de la zona de estudio y se observa principalmente en las laderas a los costados del valle, en alturas medias a altas. La morfometría es muy variable y no se observa una tendencia clara, aunque se relaciona principalmente con zonas de pendiente baja a alta, y la rugosidad se encuentra sesgada hacia los valores moderados a altos. Con respecto a la distancia a drenajes se observa hacia la ladera Este una relación importante de esta categoría a las zonas cercanas a los cauces, mientras en la ladera Oeste, esta relación no es clara. El índice TWI presenta valores moderados a muy bajos, por el contrario, el índice SPI muestra valores moderados a altos. Con relación al aspecto esta clase está presente en todas las orientaciones.

Morfogenéticamente se encuentra distribuida en su gran mayoría en geoformas denudacionales, predominando laderas erosivas abruptas y muy abruptas, laderas onduladas y abruptas a muy abruptas (Dlea, Dlema, Dlo, Dloa, Dloma). Litológicamente se encuentra principalmente a la Formación Silgara (PDs) y Los Santos (Kita), mostrando que esta categoría está relacionada con las rocas más estables (Figura 13). Para esta clase no se observa una relación clara con la densidad de fracturamiento.

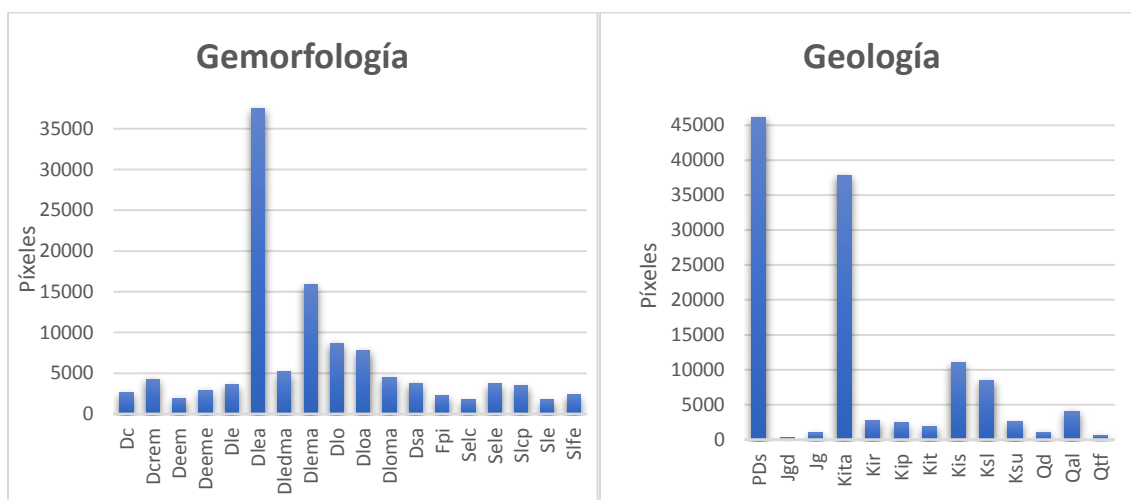


Figura 13. Distribución de las geoformas y formaciones para la susceptibilidad muy baja (área total de la zona de estudio en pixeles 240000).

8.3.1.2. Susceptibilidad baja. Esta clase abarca el 27% del área total de la plancha, se localiza principalmente en el valle del Río Surata, y en menor proporción en las laderas Este y Oeste. La morfometría se relaciona a zonas con pendiente baja a moderada en el valle y alta a muy alta en las laderas, de formas convexas a cóncavas y valores bajos a altos de rugosidad. La mayoría de la susceptibilidad baja se encuentra cerca al cauce principal del Río Suratá, el resto de esta clase está distribuida a distancias muy variables. El índice TWI es variable, sin embargo, predomina en los valores bajos, mientras el índice SPI también se acentúa hacia los valores bajos, indicando que la susceptibilidad baja está más relacionada a zonas con baja erosión de los cauces. Con relación al aspecto se observa una tendencia hacia las laderas orientadas al SE y SW.

Morfogenéticamente se encuentra distribuida en todos los ambientes con un fuerte predominio en las geoformas de tipo denudacional, siendo la ladera ondulada (Dlo) la de mayor importancia. La Susceptibilidad baja se correlaciona con la Formación Umir principalmente, seguida de Silgará y la Formación Luna (*Figura 14*). Aunque no se observa una relación directa de esta clase con la densidad de fracturamiento, su mayor concentración se encuentra en zonas cercanas al Sistema de Fallas de Suratá.

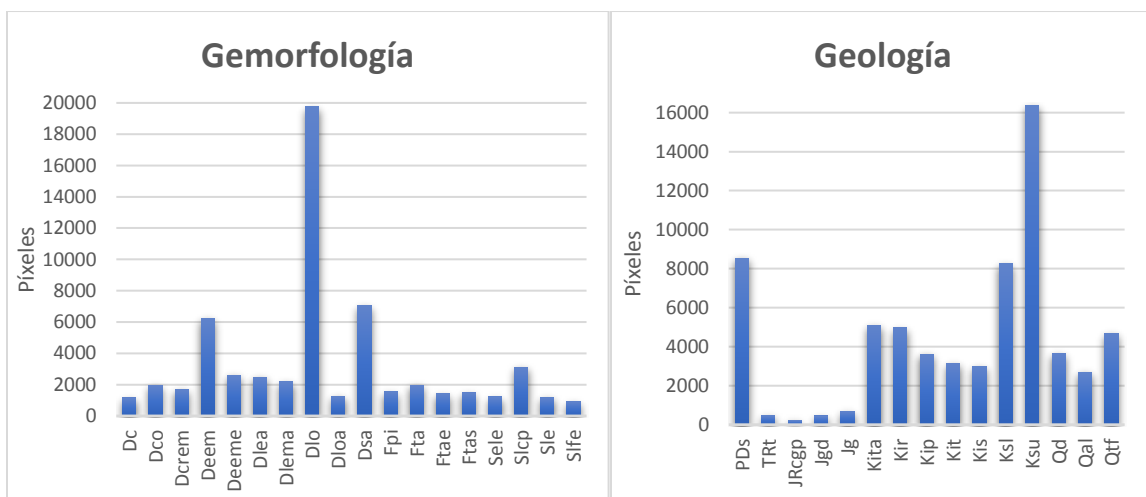


Figura 14. Distribución de las geoformas y formaciones para la susceptibilidad baja (área total de la zona de estudio en píxeles 240000).

8.3.1.3. Susceptibilidad moderada. Esta clase abarca el 15% del área de la plancha, se encuentra localizada en el valle del Río Surata, en las zonas medias a altas de la ladera Oeste y en las zonas altas de la ladera Este. La morfometría se encuentra relacionada a zonas con pendiente moderada a alta en las laderas y baja en el valle, principalmente cóncavas con valores bajos a altos de rugosidad.

De forma general, la susceptibilidad moderada se encuentra asociada a las distancias moderadas de drenajes (de 170 a 280 m). El índice TWI muestra valores bajos a altos, pero se concentra principalmente en los moderados, mientras el índice SPI muestra valores principalmente bajos a moderados, sin embargo, hacia la parte sur de la ladera Oeste, los valores son medios a altos. Con relación al Aspecto esta clase está presente en todas las orientaciones, pero predomina levemente la dirección SE.

Morfo-genéticamente se encuentra presente en ambientes denudacionales, estructurales y fluviales, principalmente en los escarpes de erosión mayor (Deem) y en los conos o lóbulos coluviales (Dco) y en menor proporción en escarpes de erosión menor (Deeme) y laderas onduladas (Dlo) en el ambiente denudacional, laderas estructurales y escarpes de línea de falla (Slcp, Sele, Selc, Sle, y Slfe) en el ambiente estructural y en el cono de deyección (Fcdy), terrazas y planos de inundación (Fta, Ftas, Fpi) en el ambiente fluvial.

La susceptibilidad moderada se encuentra distribuida principalmente sobre la formación Silgara (PDs) y en los depósitos cuaternarios no consolidados como coluvión o derrumbes (Qd), en segundo lugar, en las formaciones Rosa Blanca, Simití y Luna y en menor proporción en los depósitos de terraza y aluviales (Qtf, Qal) y en las formaciones Umir, Paja y Tablazo (*Figura 15*). No se observa una relación clara con la densidad de fracturamiento.

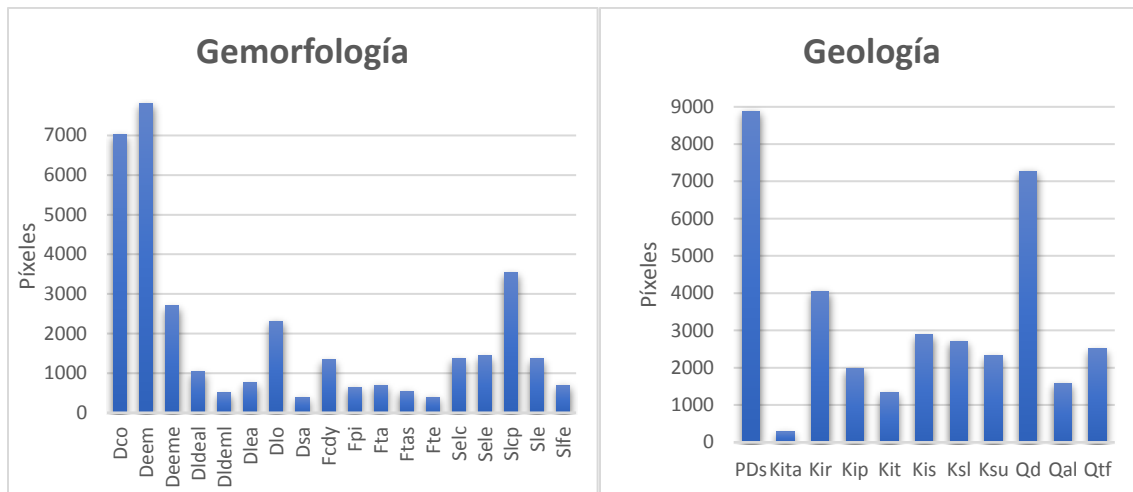


Figura 15. Distribución de las geomorfos y formaciones para la susceptibilidad moderada (área total de la zona de estudio en píxeles 240000).

8.3.1.4. Susceptibilidad alta. Esta clase abarca el 7% del área de estudio, se encuentra localizada en el valle del Río Surata, y en las zonas medias a altas de las laderas Este y Oeste. Morfométricamente predomina en las zonas con pendiente baja a alta, tanto cóncavas como convexas, con valores de rugosidad bajos en el valle y altos a moderados en las laderas para esta categoría.

La susceptibilidad alta se encuentra relacionada a distancias a los cauces de muy bajas a moderadas, generalmente menores a 300 m. El índice TWI muestra valores bajos a altos, pero se concentra principalmente en los moderados, mientras el índice SPI muestra valores bajos a moderados para la mayoría de clase y altos para el área presenta en la ladera Oeste. Con relación al Aspecto se observa una tendencia hacia las laderas orientadas al SE, aunque también se destaca la presencia en las laderas hacia el NW, y SW.

La morfogénesis se encuentra relacionada principalmente a geomorfos de tipo denudacional, y en segundo lugar estructural. Las principales geomorfos denudacionales corresponden a cono o lóbulo coluvial (Dco), escarpes de erosión mayor (Deem), deslizamientos indiferenciados (Ddi), escarpes de erosión menor (Deeme), y se encuentra una fuerte asociación al cono de deyección (Fcdy), en menor proporción se observa esta clase en laderas onduladas (Dlo) y en terrazas de erosión (Fte). En el ambiente estructural predomina en las laderas estructurales y en las laderas de espinazo, tanto a favor como en contra de la pendiente (Slcp, Sele, Sle y Selc), y en menor medida en escarpe de línea de falla

(Slfe).

Se encuentra correlación con los depósitos no consolidados como coluvión o derrumbes (Qd), seguido de las Formaciones Paja, Rosa Blanca, Umir, Silgara y Luna respectivamente, y en menor proporción se encuentra en las Formaciones Tablazo y Simití y en los depósitos aluviales (Qal) (Figura 16). Por otra parte, la densidad de fracturamiento no muestra una relación directa a esta clase.

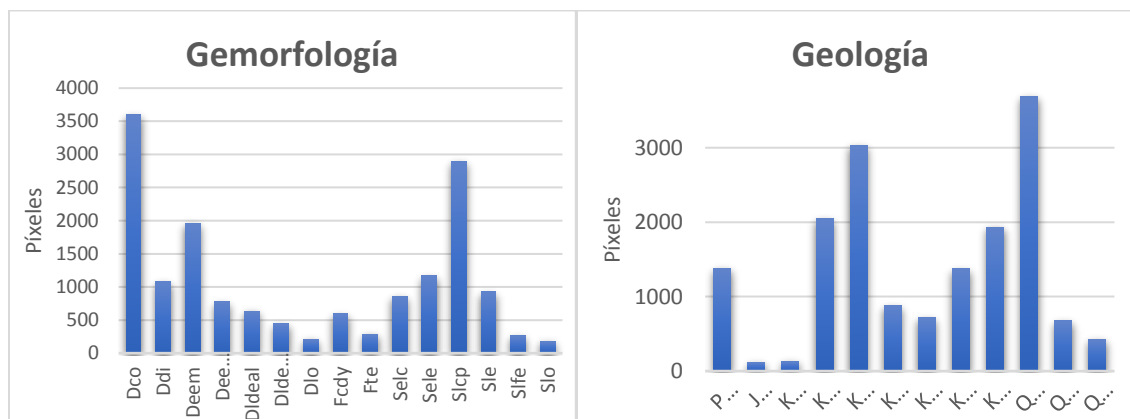


Figura 16. Distribución de las geoformas y formaciones para la susceptibilidad alta (área total de la zona de estudio en píxeles 240000).

8.3.1.5. Susceptibilidad muy alta. Esta clase abarca el 1% del área total de la plancha, se encuentra localizada en el valle del Río Suratá, en las zonas cercanas al casco urbano del municipio y en menor proporción en la región Norte. Presenta alturas entre 1700 y 1900 m. También se encuentra en un sector de la Vereda el Palchal. Cerca de la quebrada del mismo nombre, aproximadamente a 2300 m de altura.

La morfometría se encuentra relacionada con zonas de pendiente muy baja a moderada, cóncavas, y de bajos valores de rugosidad. Se relaciona a distancias menores a 180m del cauce principal del Río Suratá, y una pequeña porción está cerca de la Quebrada el Palchal. El índice TWI muestra valores bajos a moderados, mientras el índice SPI muestra valores de erosión por corriente bajos a moderados. Con relación al Aspecto no se observa una tendencia clara para relacionar con esta clase, sin embargo, las laderas en sentido SE alojan la mayoría de la susceptibilidad muy alta.

Morfogenéticamente se encuentra distribuida principalmente en las geoformas de tipo denudacional y en segundo lugar estructural. Las principales geoformas denudacionales son

deslizamientos indiferenciados (Ddi) y laderas onduladas (Dlo), mientras que para el ambiente estructural predomina en la ladera estructural de espinazo (Sele) y en menor proporción las laderas de contrapendiente (Slcp).

Existe una correlación entre la susceptibilidad muy alta y los depósitos cuaternarios de terrazas (Qtf) y las formaciones Umir y Paja, esta última en menor proporción (*Figura 17*). En términos de densidad de fracturamiento se encuentra relacionada al Sistema de Fallas de Suratá, el Lineamiento Los Curos y la Falla de Rumbo más al Este de la zona de estudio con una densidad de fracturamiento con valores de muy altos a bajos.

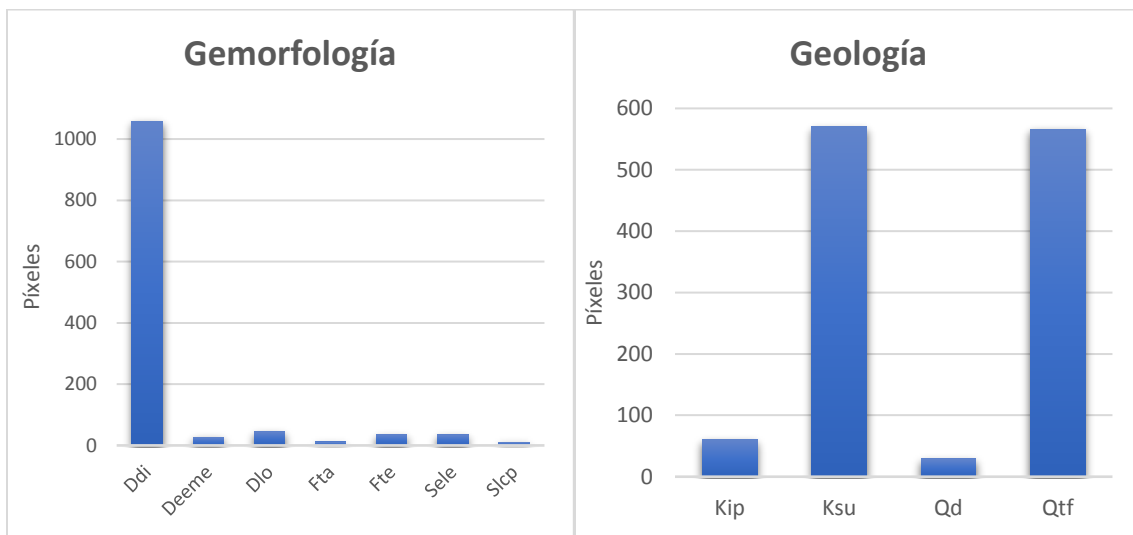


Figura 17. Distribución de las geoformas y formaciones para la susceptibilidad muy alta (área total de la zona de estudio en píxeles 240000).

8.3.2. Diferencias entre la susceptibilidad obtenida por regresión logística a escala 1:10.000 y por el método heurístico a escala 1:100.000 Aunque esta comparación entre los modelos puede resultar poco efectiva, ya que se trata de escalas de trabajo muy diferentes, y el método heurístico cuenta con algunas variables de gran peso que no pudieron ser tomadas en cuenta en este estudio debido a que no se encontraban a una escala adecuada para su procesamiento como cobertura y uso de suelo. Se realiza esta comparación con el objetivo de observar como varía la susceptibilidad. En la *Figura 18* se muestra el mapa heurístico generado por el Servicio Geológico Colombiano en el año 2014 a escala 1:100.000 y que comprende las planchas 109 y 110.

Existen grandes diferencias entre estos dos mapas de susceptibilidad, la más relevante corresponde a las clases de susceptibilidad presentes, ya que en el mapa del SGC predomina la susceptibilidad moderada y alta, mientras que en el mapa elaborado por medio de la regresión logística predomina la susceptibilidad baja y muy baja. Es claro que la escala de trabajo utilizada en este proyecto es mucho más detallada, por lo tanto, muestra mejor la distribución de la susceptibilidad en un área más pequeña. En la ladera oeste predomina la susceptibilidad alta para el mapa heurístico, mientras que para el mapa de regresión logística predomina la susceptibilidad muy baja y se destacan algunas áreas de susceptibilidad media a alta, relacionadas principalmente a geoformas de escarpe, altas pendientes y depósitos coluviales.

En la zona central del área de estudio, donde se encuentra el valle del Río Suratá y la zona baja de ladera, el mapa heurístico muestra las clases alta y moderada, donde sobresale esta última, ocupando mayor cantidad de área. Por otra parte, el mapa acá elaborado muestra principalmente susceptibilidad baja, pero concentra a su vez la mayor cantidad de susceptibilidad alta y muy alta de la zona de estudio.

Por último, en la ladera este se encuentran en proporciones similares la susceptibilidad alta y moderada en el mapa del SCG, mientras que el elaborado mediante RL muestra susceptibilidades principalmente muy bajas, pero con áreas importantes de susceptibilidad moderada y alta asociadas a geoformas denudacionales y estructurales, así como al tipo de roca presente. En general existe una distribución similar de las clases muy baja y baja con respecto a la moderada y alta para el mapa de regresión logística y la susceptibilidad alta con respecto a la moderada en el mapa heurístico para ese sector de la plancha.

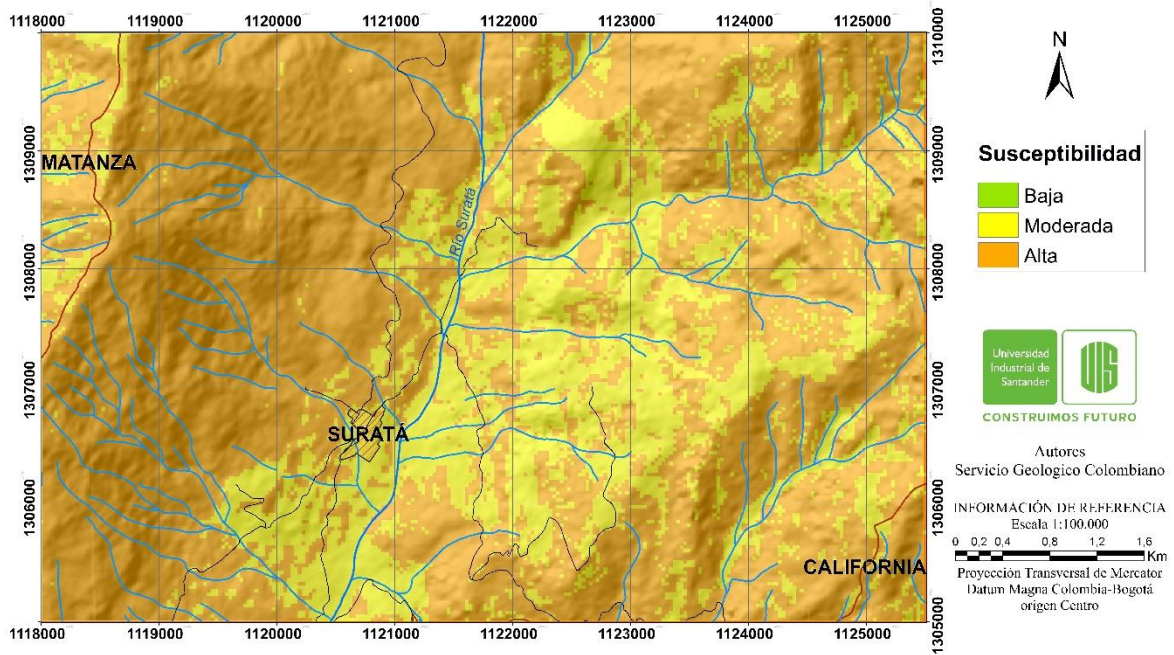


Figura 18. Mapa de susceptibilidad generado a partir del método heurístico a escala 1:100.000 de parte de las planchas 109 y 110. Modificado de SGC, 2014.

9. Conclusiones

Se generó el mapa para establecer el grado de susceptibilidad a movimientos en masa en la zona de Suratá, aplicando el método de regresión logística a escala 1:10.000. Este partió de la cartografía de 14 variables independientes donde se identificaron aquellas que contribuyen de forma directa a la ocurrencia de estos eventos y que corresponden según el modelo a: Textura, Resistencia, Depósitos Cuaternarios, Densidad de Fracturamiento, Morfogénesis, Aspecto, Curvatura, Rugosidad, Pendiente, Distancia a Drenajes, SPI y TWI. Por otra parte, las variables de Altura y Distancia a vías no se tuvieron en cuenta en la aplicación del modelo pues presentan correlación lineal con la variable dependiente de movimientos en masa. Debido a que su distribución es muy similar, no se cumple el supuesto de no-colinealidad, y de ser utilizadas los porcentajes de validación y predicción del modelo no serían adecuados a los estándares del método.

A partir de las 12 variables seleccionadas como contribuyentes en la ocurrencia de movimientos en masa, se identificaron cuáles aportan en mayor grado a estos procesos, las cuales corresponden a la Morfogénesis, Resistencia y Pendiente. Estas variables presentan características geológicas y morfogenéticas (ambientes denudaciones y estructural), que se relacionan directamente con la ocurrencia de los movimientos en masa. Mientras que, las variables de SPI y TWI presentan una menor influencia a estos eventos.

Con el trabajo de campo se logró dar mayor detalle a los depósitos presentes en la zona y a los contactos entre algunas de las diferentes unidades litológicas, que junto con el trabajo por fotointerpretación se obtuvo el insumo de la geología a la escala del proyecto. Además de esto, en campo se realizó la recolección de información de los movimientos en masa presentes en el área de estudio, donde se verificaron 10 de los movimientos en masa de la plataforma del SIMMA, y se identificaron 65 movimientos, de los cuales, las reptaciones, deslizamientos y caídas son los que tienen mayor influencia en la zona de estudio.

La metodología propuesta para este trabajo de investigación a escala 1:10.000, aplicando el método de Regresión Logística alcanzó muy buenos resultados que corresponden a una evaluación de los procesos, donde el porcentaje de predicción de movimientos en masa es

igual al 74%, valoración de la curva ROC = 0,902 y prueba de validación de R^2 de Nagelkerke = 0,558, evidenciando que los datos tienen una notable bondad de ajuste en la estimación de estos eventos. Con estos resultados y el proceso metodológico para obtener la susceptibilidad a movimientos en masa se describe una alternativa viable a usar en otras regiones del país, dado que, al tratarse de un método estadístico, permite una evaluación con menor grado de subjetividad, determinando la susceptibilidad en términos de probabilidad espacial de acuerdo a las relaciones establecidas entre las variables y la ocurrencia de los movimientos en masa. Adicionalmente se trata de una técnica práctica, versátil y de bajo costo, que admite tanto variables cuantitativas como cualitativas, sin necesidad de reclasificarlas.

El modelo de susceptibilidad a movimientos en masa presenta una mayor extensión hacia regiones con rango muy bajo, bajo y moderada. Las regiones con susceptibilidad alta y muy alta no presentan gran influencia en área para la región, pero están asociadas a condiciones litológicas de las formaciones Paja y Umir y depósitos hidrogravitacionales (coluviones), con una alta influencia sobre el valle del río Surata y el casco urbano del municipio. Este aspecto muestra parámetros que son de un valor agregado a la hora de establecer planes a largo plazo que involucren la extensión de nuevas zonas para actividades antrópicas.

10. Recomendaciones

Con la valoración de los insumos dentro del modelo de regresión logística es necesario incluir otros aspectos que detallen con más claridad el estudio realizado. Estos aspectos como el uso del suelo, la cobertura vegetal y el análisis del comportamiento hídrico e hidrogeológico podrían mejorar los resultados del estudio.

Teniendo en cuenta la valoración de las regiones expuestas por el modelo de regresión logística que presentan una condición potencial a generar eventos de movimientos en masa, y las zonas cartografiadas que actualmente presentan estos eventos, requieren de estudios desde el punto de vista geotécnico, con el fin de caracterizar y valorar estas superficies, y así, determinar el grado de inestabilidad.

Por último, otro aspecto que se podría tener en cuenta para detallar el modelo realizado, es generar las variables geomorfológicas a partir de un modelo digital del terreno con escala a 1 m, o un modelo digital de elevación con una mayor resolución espacial.

Referencias bibliográficas

- Abraira, V., & Pérez de Vargas, A. (1996). Métodos Multivariantes en Bioestadística. Ed. Centro de Estudios Ramón Areces.
- Aguayo, M. (2012). Como hacer una regresión logística con SPSS "paso a paso" (I). Sevilla.
- Aguayo, M., & Lora, E. (2013). Como hacer una regresión logística binaria "paso a paso" (II): Análisis multivariante. Sevilla .
- Akgun , A., & Bulut, F. (2007). GIS-based landslide susceptibility for Arsin- Yomra (Trabzon, North Turkey) region. *Environ Geol*.
- Akgun, A., & Erkan, O. (2016). Landslide susceptibility mapping by geographical information system-based multivariate statistical and deterministic models: in an artificial reservoir area at Northern Turkey. *Arabian Journal of Geoscience*.
- Atkinson , P. M., & Massari , R. (1998). Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the Central Appenines, Italy. *Comput Geoscience*.
- Ayala, G. (2009). Regresión Logística. Universidad de Valencia, España. Retrieved from: http://www.uv.es/ayala/docencia/cda/t5_Regresion_Logistica.pdf
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*.
- Balcilar, M. (2008). Serial Correlation. Eastern Mediterranean University (EMU) Department of Economics (ECON).
- Bernknopf, R., Cambell, R., Brookshire, D., & Shapiro, C. (1988). A probabilistic approach to landslide hazard mapping in Cincinnati, Ohio, with applications for economic evaluation. *Bull Int Assoc Eng Geol*.
- Butler, D., & Walsh, S. (1990). Lithologic, structural and topographic influences on snow-avalanche path location, Eastern Glacier National. *Annals of the American Association of Geographers*.
- Calmels, A., & Caballero, C. (1992). Glosario geomorfología. Universidad Nacional de la Pampa Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Santa Rosa, Argentina.
- Camarero , L., Almazán, A., & Mañas, B. (2017). Regresión Logística: Fundamentos y aplicación a la investigación sociológica. Departamento de Sociología I, UNED.
- Can, T., Nefeslioglu, H., Gokceoglu, C., Sonmez, H., & Duman, T. (2005). Susceptibility assessments of shallow earth flows triggered by heavy rainfall at three catchments by logistic regression anal-yses. *Geomorphology*.
- Carrara, A. (1983). Multivariate models for landslide hazard evaluation. *Math Geol*.
- Carrara, A., Cardinali, M., Detti, R., Guzzetti , F., Pasqui, V., & Reichenbach, P. (1991). GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. *Earth Surf Proc Land*.

- rrara, A., Crosta, G., & Frattini, P. (2008). Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment. *Geomorphology*.
- CDMB (2010). Estudio detallado de amenaza por fenómenos de remoción en masa municipio de Suratá. Subdirección Gestión Ambiental Urbana Sostenible. Suratá.
- Choi, J., Won, J. S., & Lee, S. (2010). Validation of an artificial neural network model for landslides susceptibility mapping. *Environmental Earth Sciences*.
- Clark, W., & Hosking, P. L. (1986). *Statistical methods for geographers*. Wiley, New York. New York: Wiley.
- CMGRD (2013). Plan Municipal de Gestión del Riesgo y Desastres, Municipio de Suratá 2013 - 2019
- Cruden, & Varnes. (1996). IAEG Commission UNESCO Working Party on World Landslide Inventory (WP/WLI). .
- Dai, F., & Lee, C. (2002). Landslide characteristics and slope instability modelling using GIS Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*.
- Dai, F., Lee, C., Li, J., & Xu, Z. (2001). Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong. *Environmental Geology*.
- De la Fuente Fernández, S. (2011). *Regresión Logística*. España, Madrid: Universidad Autónoma de Madrid.
- Duman, T. Y., Can, T., Gokceoglu, C., Nefeslioglu, H. A., & Sonmez, H. (2006). Application of logistic regression for landslide susceptibility zoning of Cekmece Area, Istanbul, Turkey. *Environ Geol*.
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1951). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II *Biometrika*.
- Felicísimo, A. M. (1994). Modelos digitales del terreno. Introducción y aplicaciones en las ciencias ambientales. Retrieved from Universidad de Oviedo: <http://www.etsimi.uniovi.es/>
- Fell, R., Corominas, J., Bonnard, C., Cascini, L., Leroi, E., & Savage, W. (2008). Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning, on behalf of the JTC-1 Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes. *Engineering Geology*.
- Fiuza, P. D., & Rodríguez, P. J. (2000). *La regresión logística: Una herramienta versátil*. Nefrología (Madr.).
- Gorsevski, P., Gessler, P., & Foltz, R. (2000). Spatial prediction of landslide hazard using logistic regression and GIS. Fourth Int. conference on integrating GIS and environmental modelling. Canadá.
- Gradex. (2002). Plan de ordenamiento ambiental territorial microcuenca rio Suratá alto. Suratá.

- Gujarati, D. (2003). *Basic Econometrics* (Cuarta Edición ed.). New York: McGraw Hill .
- Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multiscale study, central Italy. *Geomorphology*.
- Hernandez, Z. (2008). *Mapa de Susceptibilidad a Procesos de Remoción en Masa con base en Análisis Multivariado: La Región de Zapotitlán de Méndez, Puebla*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (1989). *Applied Logistic regression*. Wiley.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression*. New York: John Wiley & Sons, INC, 2000. New York: John Wiley & Sons, INC.
- Huggett, R. (2007). *Fundamentals of Geomorphology* (2da edición ed.). London & New York: Routledge Taylor and Francis Group.
- Iglesias, T. (2012). *Métodos de Bondad de Ajuste en Regresión Logística*. Máster Oficial en Estadística Aplicada Trabajo Fin de Máster. Universidad de Granada. 2012. Universidad de Granada, Tesis para optar por el título de Máster Oficial en Estadística Aplicada., España.
- INGEOMINAS. (2002). *Catálogo nacional de movimientos en masa*. Subdirección de amenazas. Bogotá.
- Julivert, M., & Téllez, N. (1963). Sobre la presencia de fallas de edad precretácica y post-Girón (Jura-Triásico) en el flanco W del Macizo de Santander (Cordillera Oriental, Colombia). *Boletín de Geología*.
- Kleinbaum, D. G., Kupper, L. L., & Muller, K. E. (1988). *Applied regression analysis and other multivariable methods* (Segunda Edición ed.). Boston : PWS-Kent, cop. 1988.
- Laverde, F., & Clavijo, J. (1985). *Análisis facial de la Formación Los Santos, según el corte de «Tu y Yo» (Zapatoca)*. Proyecto Cretácico. Bogotá: Publicaciones Geológicas Especiales Ingeominas.
- Lee, S. (2004). Application of likelihood ratio and logistic regression models to landslide susceptibility mapping using GIS. *Environ Manage*.
- Lee, S., & Min, K. (2001). Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. *Environ Geol*.
- Lee, S., & Pradhan, B. (2007). Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides*.
- Llopis, J. (2012, 12 13). *Curso de Estadística*. España, Barcelona. Retrieved from: <https://estadisticaorquestainstrumento.wordpress.com/2012/12/13/test-de-durbin-watson/>
- Llopis, J. (2014, 4 2). *Aplicación del Test de Hosmer-Lemeshow en Medicina*. España, Barcelona. Retrieved from:

<https://estadisticaorquestainstrumento.wordpress.com/2013/12/19/test-de-hosmer-y-lemeshow/>

- Lugo, J., Aguayo, J., Aguilera, N., Zoltan de Cserna, Garcia, E., Guzman, A., . . . Vazquez, L. (1989). *Diccionario Geomorfológico*. Universidad nacional Autónoma de México. Universidad nacional Autónoma de México. México D. F.
- Menard, S. (1995). *Applied logistic regression analysis*. Sage university paper series on quantitative applications in social sciences.
- Moltó, M. L., & Jiménez, U. E. (1985). *Modelos de regresión lineal múltiple*. Universidad de Valencia.
- Montañez, X. (2011, 5 8). Se mueven los cimientos de Suratá. *Vanguardia Liberal*.
- Moore, I. D., & Grayson, R. B. (1991). Terrain-based catchment partitioning and runoff prediction using vector elevation data. *Water Resources Research*.
- Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y., & Durmaz, S. (2008). Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Eastern Black Sea region of Turkey). *Geomorphology*.
- Ohlmacher, C., & Davis, C. (2003). Using multiple regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Eng Geol*.
- Pham, B. T., Tien Bui, D., Dholakia, M. B., Prakash, I., & Pham, H. V. (2016). A comparative study of least square support vector machines and multiclass alternating decision trees for spatial prediction of rainfall-induced landslides in a tropical cyclones area. *Geotechnical and Geological Engineering*.
- Pita, S., & Pértega, S. (2001). *Investigación: Relación entre variables cuantitativas*. Cad Aten Primaria.
- Ramos, M. M. (2011). Material del curso “Recursos metodológicos y estadísticos para la docencia e investigación”. MÓDULO XI “EXPLICACIÓN DE DATOS CATEGÓRICOS”. España: Universidad de Jaén.
- Rojó, J. M. (2007). *Regresión con variable dependiente cualitativa (Vol. II)*. Instituto de Economía y Geografía Madrid.
- Royero, J., & Clavijo, J. (2001). *Memoria explicativa mapa geológico generalizado departamento de Santander*. Bogotá: Ingeominas, ahora Servicio Geológico Colombiano.
- Salas, M. (1996). *Departamento de Economía Aplicada Universidad de Granada. La regresión logística. Una aplicación a la demanda de estudios universitarios*. ESTADISTICA ESPAÑOLA.
- Sanchez-Cantalejo, E. (2000). *Regresión logística en salud pública*. España: Escuela Andaluza de Salud Pública.
- SGC. (2013). *Guía metodológica para estudios de amenaza, vulnerabilidad y riesgo por movimientos en masa escala detallada*. Bogotá: Servicio Geológico Colombiano.

- SGC. (2015). Mapa Nacional de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa. Bogotá: Servicio Geológico Colombiano.
- Sung, A. H. (1998). Ranking Importance of Input Parameters of Neural Networks. Expert Systems with Applications.
- Vakhshoori, V., & Zare, M. (2016). Landslide susceptibility mapping by comparing weight of evidence, fuzzy logic, and frequency ratio methods. Geomatics, Natural Hazards and Risk.
- Valencia, J. (2017). Aplicacion de redes neuronales y SIG en el analisis de riesgo de inundacion y movimientos de ladera en el municipio de capitanejo (Santander, Colombia). Maestria en ciencias de la tierra: Geología ambiental y aplicada, Salamanca.
- Ward, D. E., Goldsmith, R., Jimeno, A., Cruz, J., Restrepo, H., & Gómez, E. (1973). Geologia de los Cuadrangulos H-12 Bucaramanga y H-13 Pamplona Departamento de Santander. Bogotá: Ingeominas. Boletin Geologico.
- Williams, C. J., Lee, S. S., Fisher, R. A., & Dickerman, L. H. (1999). A comparison of statistical methods for prenatal screening for Down syndrome. Applied Stochastic Models and Data Analysis.
- Wooldridge, J. (2010). Introducción a la econometría: Un enfoque moderno. Cengage Learning.
- Youssef, A., Pradhan, B., Nemah, M., & El-Harbi, H. (2014). Landslide susceptibility mapping using ensemble bivariate and multivariate statistical models in Fayfa area, Saudi Arabia. Environ Earth Science.
- Zinck, A., López, J., Metternicht, G., Shrestha, D., & Vázquez-Selem, L. (2001). Mapping and modeling mass movements and gullies in mountainous areas using remote sensing and GIS techniques. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.
- Zêzere A., F. B. (1999). The role of conditioning and triggering factors in the occurrence of landslides: a case study in the area north of Lisbon, Portugal. Geomorphology 30, 133-146.

Bases de Datos.

ASF. Dataset: ASF DAAC 2015, ALOS PALSAR_Radiometric_Terrain_Corrected_high_res; Includes Material © JAXA/METI 2011. Obtenido de <https://vertex.daac.asf.alaska.edu/> (Acceso: 12 de noviembre de 2016).

Desinventar. Sistema de inventario de efectos de desastres. Obtenido de https://online.desinventar.org/desinventar/#COL-1250694506-colombia_inventario_historico_de_desastres. (Acceso: 11 de marzo de 2017).

ESRI. Environmental Systems Research Institute. Obtenido de <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/latest/extensions/main/about-arcgis-for-desktop-extensions.htm> (Acceso: 17 de julio de 2017).

IDEAM. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia. Obtenido de <http://www.ideam.gov.co/> (Acceso: 22 de febrero de 2017).

SIMMA. Sistema Nacional de Movimientos en Masa “SGC”. Obtenido de <http://simma.sgc.gov.co/#/public/results/> (Acceso: 28 de febrero de 2017).

APÉNDICES

APÉNDICE A

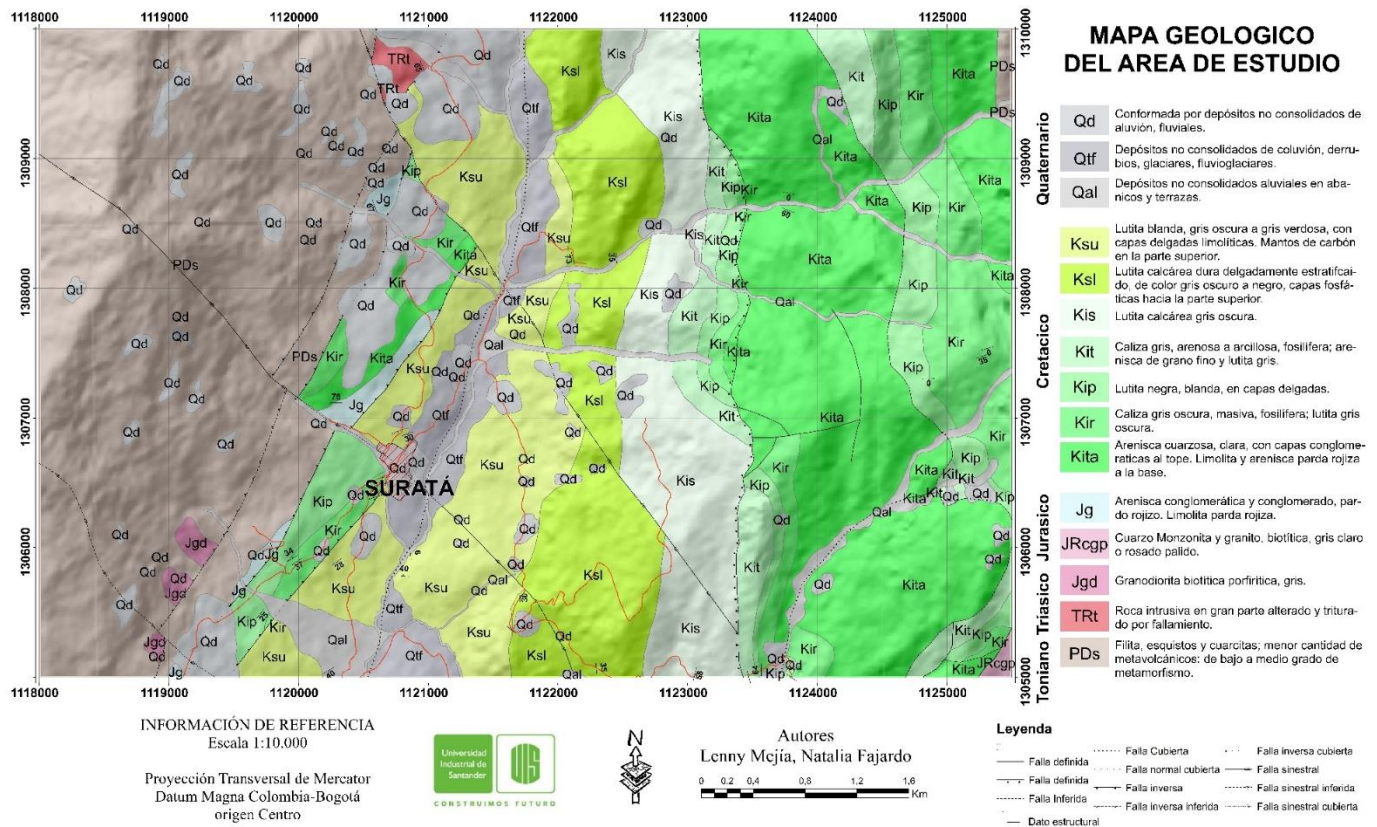


Figura 19. Mapa geológico refinado del área de estudio

APÉNDICE B

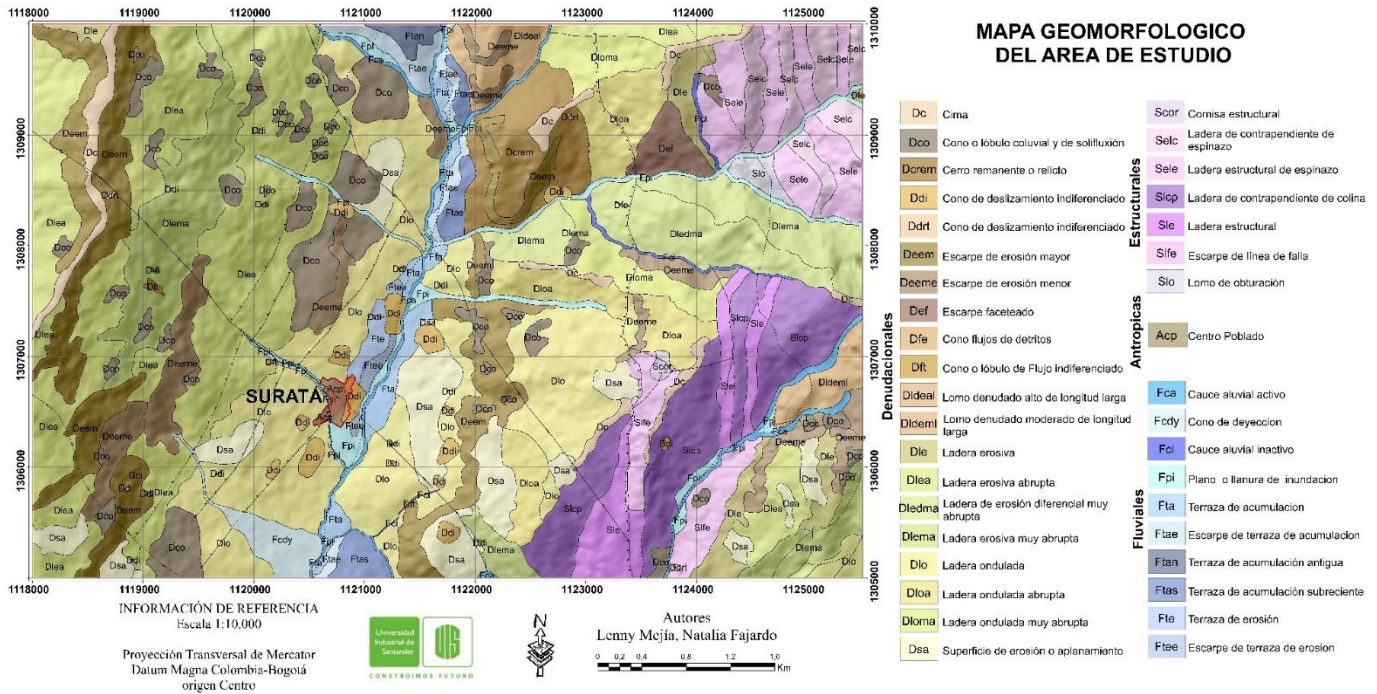


Figura 20. Mapa morfogenético refinado del área de estudio

APÉNDICE C

Tabla 12.

Calificación genética de las geoformas presentes en el área de estudio, de acuerdo al SGC.

Cod_gmf	Geoforma	Ambiente	Pgenetico	Modelado	Calificación
Acp	Centro Poblado	Antropogénico	1	0	1
Dc	Cima	Denudacional	1	0	3
Dco	Cono o lóbulo coluvial y de solifluxión	Denudacional	1	1	4
Dcrem	Cerro remanente o relicto	Denudacional	1	0	3
Ddi	Cono de deslizamiento indiferenciado	Denudacional	1	1	4
Ddrt	Cono o lóbulo de deslizamiento rotacional	Denudacional	1	1	4
Deem	Escarpe de erosión mayor	Denudacional	1	1	4
Deeme	Escarpe de erosión menor	Denudacional	1	1	4
Def	Escarpe facetado	Denudacional	1	1	4
Dfe	Cono flujos de detritos	Denudacional	1	1	4
Dft	Cono o lóbulo de flujo indiferenciado	Denudacional	1	1	4
Dldeal	Lomo denudado alto de longitud larga	Denudacional	1	1	4
Dldeml	Lomo denudado moderado de longitud larga	Denudacional	1	1	4
Dle	Ladera erosiva	Denudacional	1	0	3

Dlea	Ladera erosiva abrupta	Denudacional	1	0	3
Dledma	Ladera de erosión diferencial muy abrupta	Denudacional	1	0	3
Dlema	Ladera erosiva muy abrupta	Denudacional	1	0	3
Dlo	Ladera ondulada	Denudacional	1	0	3
Dloa	Ladera ondulada abrupta	Denudacional	1	0	3
Dloma	Ladera ondulada muy abrupta	Denudacional	1	0	3
Dsa	Superficie de erosión o aplanamiento	Denudacional	1	0	3
Fca	Cauce aluvial activo	Fluvial	1	0	1
Fcdy	Cono de deyección	Fluvial	1	3	4
Fci	Cauce aluvial intermitente	Fluvial	1	0	1
Fpi	Plano o llanura de inundación	Fluvial	1	1	2
Fta	Terraza de acumulación	Fluvial	1	1	2
Ftae	Escarpe de terraza de acumulación	Fluvial	1	2	3
Ftan	Terraza de acumulación antigua	Fluvial	1	1	2
Ftas	Terraza de acumulación sub-reciente	Fluvial	1	1	2
Fte	Terraza de erosión	Fluvial	1	0	1
Ftee	Escarpe de terraza de erosión	Fluvial	1	2	3
Scor	Cornisa estructural	Estructural	0	1	4
Selc	Ladera de contrapendiente de espinazo	Estructural	0	1	4
Sele	Ladera estructural de espinazo	Estructural	0	1	4
Slcp	Ladera contrapendiente	Estructural	0	1	4
Sle	Ladera estructural	Estructural	0	1	4
Slfe	Escarpe de línea de falla	Estructural	0	1	4
Slo	Lomo de obturación	Estructural	0	1	4

APÉNDICE D

Tabla 13.

Registros de movimientos en masa tomados de la plataforma nacional SIMMA

<i>Localización</i>	<i>Coordenadas</i>		<i>Tipo de Movimiento</i>	<i>Tipo de Material</i>
	<i>Latitud</i>	<i>Longitud</i>		
Vía Suratá-California, Caseta de Costeñita	7.373611	-72.976667	Reptación	Suelos
Barrio Waterloo, Río Suratá	7.368333	-72.981111	Flujo	Tierra
Casco urbano del municipio	7.381944	-72.998333	Reptación	Suelos
Suratá	7.370000	-72.987778	Deslizamiento traslacional	
Barrio el Portal	7.366667	-72.983333	Reptación	Suelos
Casco urbano calle 7a esquinas de las carreras 5a y 6a	7.366667	-72.981944	Reptación	Suelos
Barrio Waterloo, carrera 3a entre calles 6a y 7a	7.366667	-72.982500	Reptación	Suelos
Parque principal, carrera 3a con calle 5ª	7.366389	-72.983056	Reptación	Suelos
Suratá	7.370219	-72.986925	Deslizamiento traslacional	
Barrio el Portal, Colegio Integrado Camacho Carreño	7.364167	-72.985833	Deslizamiento rotacional	

APÉNDICE E

Tabla 14.

Registros totales de movimientos en masa (SIMMA y trabajo de campo), utilizados en la creación y validación del modelo de RL.

<i>FID</i>	<i>Tipo</i>	<i>Fuente</i>	<i>Área (m²)</i>
33	Flujo no canalizado de detritos	Autores	6.5922
38	Deslizamiento rotacional	Autores	7.3958
32	Caída de detritos	Autores	7.8952
36	Caída de detritos	Autores	8.0918
59	Deslizamiento rotacional y caída de detritos	Autores	11.0862
31	Flujo de detritos	Autores	12.3803
58	Deslizamiento rotacional	Autores	13.855
0	Caída de detritos	Autores	20.0506
23	Caída de rocas	Autores	29.9157
8	Deslizamiento traslacional	Autores	31.3384
26	Deslizamiento rotacional	Autores	38.0224
60	Caída de rocas	Autores	38.2472
35	Deslizamiento rotacional	Autores	40.2047
40	Deslizamiento rotacional	Autores	40.7662
27	Deslizamiento rotacional	Autores	50.9982
34	Deslizamiento rotacional y flujo de detritos	Autores	65.8297
4	Caída de tierras	Autores	72.2469
5	Caída de tierras	Autores	75.0992
7	Deslizamiento traslacional	Autores	108.2315
28	Deslizamiento rotacional	Autores	112.6562
1	Deslizamiento traslacional y caída de detritos	Autores	125.6358
25	Deslizamiento traslacional y caída de rocas	Autores	126.094
42	Deslizamiento rotacional	Interpretados	136.5493
30	Caída de detritos	Autores	152.7522
29	Caída de rocas	Autores	159.44
6	Deslizamiento rotacional	Autores	164.1601
18	Deslizamiento rotacional	Interpretados	225.1243
56	Deslizamiento rotacional	Interpretados	247.4617
47	Deslizamiento rotacional	Interpretados	248.5252
51	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	253.0522
12	Deslizamiento rotacional	Interpretados	268.9017
45	Deslizamiento rotacional	Interpretados	286.8009
19	Deslizamiento rotacional	Interpretados	316.3965
43	Deslizamiento rotacional	Interpretados	367.5079

22	Flujo indeterminado	Autores	388.7284
73	Deslizamiento indeterminado	Google Earth	406.7936
10	Deslizamiento indeterminado	Autores	427.6945
55	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	447.8811
49	Flujo indeterminado	Interpretados	453.2864
9	Flujo canalizado de detritos	Autores	460.052
67	Reptación	Autores	492.9503
15	Deslizamiento rotacional	Autores	545.6287
13	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	559.3232
20	Deslizamiento rotacional	Interpretados	575.9925
44	Flujo indeterminado	Interpretados	642.2462
54	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	717.9034
46	Deslizamiento rotacional	Interpretados	753.9449
21	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	932.1192
14	Deslizamiento rotacional	Autores	1188.3783
53	Deslizamiento rotacional	Google Earth	1250.1395
50	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	1604.4167
74	Caída de roca y deslizamiento por flujo	Autores	1704.6266
16	Flujo indeterminado	Interpretados	1996.9534
48	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	2044.7693
3	Deslizamiento rotacional	Interpretados	2491.7227
24	Deslizamiento rotacional	Autores	2845.4925
17	Deslizamiento indeterminado	Interpretados	2960.6912
41	Deslizamiento rotacional	Interpretados	3204.5386
57	Flujo indeterminado	Google Earth	3331.5248
2	Deslizamiento rotacional	Interpretados	3966.1818
70	Deslizamiento rotacional	Google Earth	6318.9471
66	Reptación	Autores	6357.446
64	Reptación	Autores	8724.1763
11	Reptación	Autores	12421.5201
52	Flujo indeterminado	Google Earth	12802.0947
72	Reptación	Autores	13416.3448
39	Reptación y deslizamiento rotacional	Autores	23697.9081
61	Reptación	Autores	24995.0077
62	Reptación	Autores	26611.9815
65	Reptación	Autores	29555.3696
37	Reptación	Autores	30643.7728
68	Reptación	Autores	51332.015
71	Reptación	Autores	56199.1244
63	Reptación	Autores	58028.8635

APÉNDICE F

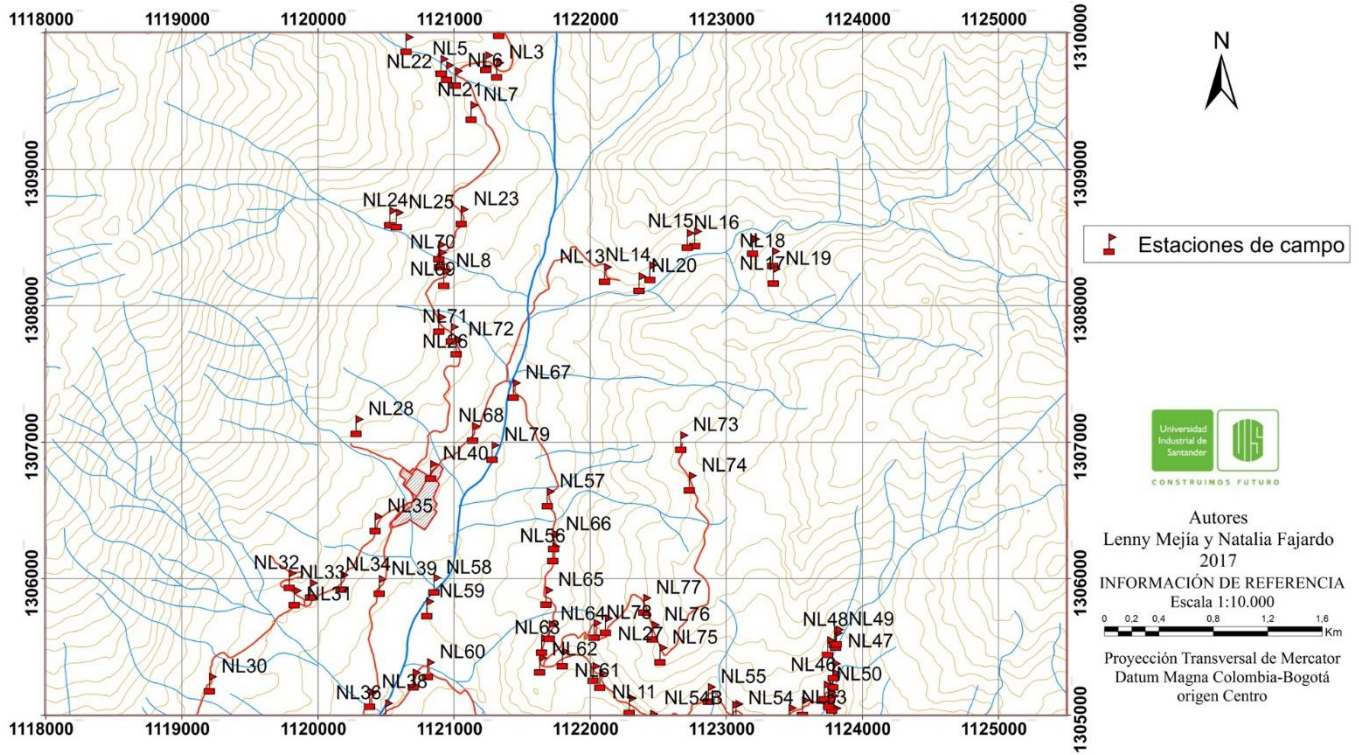


Figura 21. Mapa de las estaciones realizadas en campo.

5	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin TWI	98,8	99,2	0,463
6	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin SPI	98,8	99,2	0,463
7	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin TWI, SPI	98,8	99,2	0,462
8	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Rugosidad	98,8	99,1	0,456
9	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin TWI, SPI, Rugosidad	98,8	99,1	0,456
10	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Curvatura	98,8	99,2	0,463
11	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Curvatura, Rugosidad	98,8	99,1	0,456
12	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Curvatura, Rugosidad, SPI, TWI	98,8	99,1	0,455
13	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Pendiente	98,8	99,1	0,450
14	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Pendiente, TWI, SPI	98,8	99,1	0,440
15	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Pendiente, TWI, SPI, Rugosidad, Curvatura	98,8	99,1	0,428
16	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura	98,8	99,1	0,458
17	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, SPI, TWI	98,8	99,2	0,458
18	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, SPI, TWI, Rugosidad, Curvatura	98,8	99,1	0,451
19	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, Pendiente, Aspecto	98,8	99,1	0,436
20	Sin Normalizar	1/3 de los datos	Sin Pendiente	97,0	98,2	0,503
21	Sin Normalizar	1/3 de los datos	Sin Altura, Pendiente, Aspecto	97,0	98,1	0,461
22	Sin Normalizar	1/3 de los datos	Sin Curvatura, Rugosidad	97,0	97,7	0,463
23	Sin Normalizar	1/3 de los datos	Sin Depósitos, Textura, Resistencia	97,0	97,7	0,456
24	Sin Normalizar	1/3 de los datos	Sin Textura, Depósitos, Resistencia, Morfogénesis	97,0	97,0	0,191
25	Normalizados	100% de los MM	Sin Textura, Resistencia, Morfogénesis, Depósitos	98,8	98,8	0,201
26	Normalizados	100% de los MM	Sin Textura, Resistencia, Morfogénesis, Depósitos, Altura, Vías	98,8	98,8	0,090
27	Normalizados	100% de los MM	Sin Altura, Vías	98,8	98,8	0,339
28	Normalizados	100% de los MM	Sin Altura, Vías, Morfogénesis	98,8	98,8	0,119
29	Normalizados	100% de los MM	Sin Altura, vías, Pendiente	98,8	98,8	0,269
30	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, vías, Pendiente	98,8	99,0	0,368
31	Sin Normalizar	50% de los MM	Sin Deposito, Altura, Vías	99,4	99,5	0,433
32	Sin Normalizar	50% de los MM	Sin Fracturamiento, Altura	99,4	99,5	0,482
33	Sin Normalizar	50% de los MM	Sin Fracturamiento, Altura, Morfogénesis	99,4	99,4	0,204
34	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, Vías, Morfogénesis	98,8	98,8	0,182
35	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, Vías, Morfogénesis, Depósitos	98,8	98,8	0,157
36	Normalizados	100% de los MM	Sin Altura, Vías, Morfogénesis, Depósitos	98,8	98,8	0,113
37	Normalizados	Normalizados con ArcGis	Sin Altura, Vías, Morfogénesis	98,8	98,8	0,126
38	Normalizados	Normalizados con ArcGis	Sin Altura, Vías, Morfogénesis, Depósitos	98,8	98,8	0,122
39	Sin Normalizar	100% de los MM	Sin Altura, Vías	98,8	99,1	0,395
40	Normalizados	100% de los MM	Únicamente Morfogénesis	98,8	98,8	0,163
41	Normalizados	100% de los MM	Sin Altura, Pendiente	98,8	98,8	0,410
42	Normalizados	100% de los MM	Sin TWI, SPI, Altura, Vías, Aspecto	98,8	98,8	0,325
43	Normalizados	Con diferenciación de variables	Todas las Variables	98,8	99,5	0,645
44	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Pendiente	98,8	99,4	0,608
45	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Altura, Vías	98,8	99,2	0,558
46	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Altura, Vías, Depósitos	98,8	98,9	0,432
47	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Altura, Vías, Morfogénesis	98,8	98,8	0,156
48	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Fracturamiento, Altura	98,8	99,2	0,528
49	Normalizados	Con diferenciación de variables	Sin Altura, SPI, TWI	98,8	99,1	0,537

* En gris se señalan las pruebas que obtuvieron mejores resultados con base a su capacidad de predicción y el valor de R^2 de Nagelkerke, y en amarillo la prueba seleccionada para realizar el mapa final de susceptibilidad de acuerdo a los resultados de las pruebas de validación mostrados en la Tabla 6..

APÉNDICE J Archivo PDF con los resultados del programa SPSS de la aplicación de la regresión logística a las variables independientes seleccionadas.

APÉNDICE K

The screenshot shows the 'Vista de variables' (Variable View) window in SPSS Statistics. The window title is 'normalizadoscualitati.sav [ConjuntoDatos1] - IBM SPSS Statistics Editor de datos'. The table below represents the data shown in the window:

	Nombre	Tipo	Anchura	Decimales	Etiqueta	Valores	Perdidos	Columnas	Alineación	Medida	Rol
1	Resistencia	Númerico	8	2		{2.00, Dura...	Ninguno	8	Derecha	Ordinal	Entrada
2	Textura	Númerico	8	2		{1.00, Crist...	Ninguno	8	Derecha	Ordinal	Entrada
3	Depositos	Númerico	8	2		{1.00, Muy ...	Ninguno	8	Derecha	Ordinal	Entrada
4	DenFractur	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
5	Morfogenesis	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Ordinal	Entrada
6	Altura	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
7	Aspecto	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
8	Curvatura	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Nominal	Entrada
9	DisAgua	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
10	DisVias	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
11	Pendiente	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
12	Rugosidad	Númerico	8	2		{1.00, Rugo...	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
13	SPI	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
14	TWI	Númerico	8	2		Ninguno	Ninguno	8	Derecha	Escala	Entrada
15	MM	Númerico	8	2		{.00, No Oc...	Ninguno	8	Derecha	Nominal	Entrada
16											
17											
18											
19											
20											
21											
22											
23											
24											
25											
26											

Figura 23. Creación de las variables independientes en el programa SPSS. Se especifican los valores tomados por las variables ordinales y nominales (Categorías).

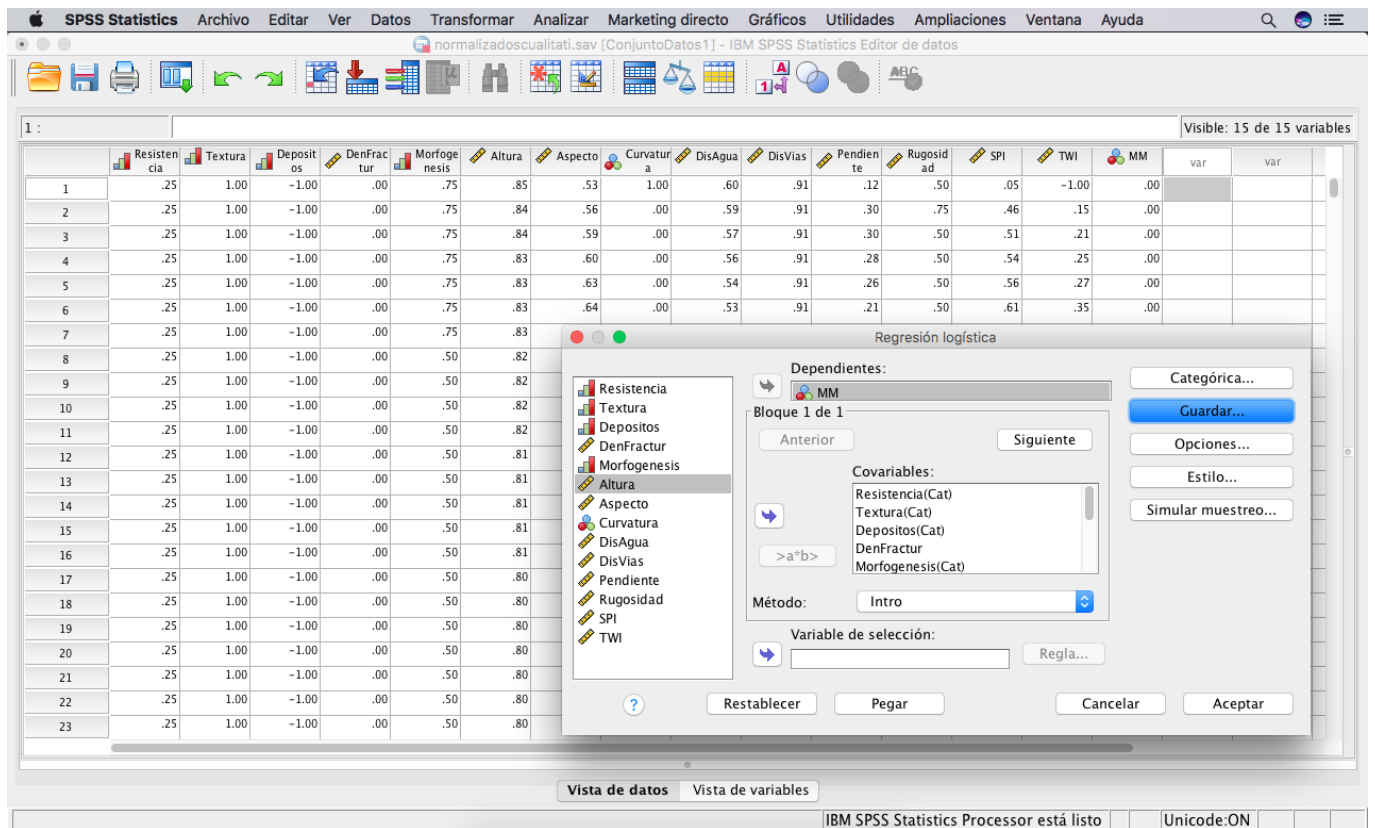


Figura 24. Introducción de los datos de cada variable en su respectivo campo (Cada fila representa los datos correspondientes a un pixel del mapa del área de estudio) y selección de las condiciones del análisis de regresión logística.

SPSS Statistics Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Marketing directo Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

normalizadoscualitati.sav [ConjuntoDatos1] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Visible: 16 de 16 variables

	Resistencia	Textura	Depositos	DenFractur	Morfogenesis	Altura	Aspecto	Curvatura	DisAgua	DisVias	Pendiente	Rugosidad	SPI	TWI	MM	PRE_1	var
1	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.85	.53	1.00	.60	.91	.12	.50	.05	-1.00	.00	.11228	
2	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.84	.56	.00	.59	.91	.30	.75	.46	.15	.00	.01100	
3	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.84	.59	.00	.57	.91	.30	.50	.51	.21	.00	.01987	
4	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.83	.60	.00	.56	.91	.28	.50	.54	.25	.00	.02497	
5	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.83	.63	.00	.54	.91	.26	.50	.56	.27	.00	.02671	
6	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.83	.64	.00	.53	.91	.21	.50	.61	.35	.00	.04399	
7	.25	1.00	-1.00	.00	.75	.83	.63	.00	.51	.91	.18	.50	.60	.37	.00	.06390	
8	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.82	.59	.00	.49	.91	.22	.50	.62	.36	.00	.00001	
9	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.82	.59	.00	.48	.91	.27	.25	.63	.36	.00	.00002	
10	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.82	.63	.00	.46	.91	.24	.50	.64	.38	.00	.00001	
11	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.82	.65	.00	.45	.91	.17	.50	.63	.40	.00	.00002	
12	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.81	.66	.00	.43	.91	.15	.25	.64	.42	.00	.00005	
13	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.81	.63	.50	.41	.91	.14	.25	.64	.43	.00	.00006	
14	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.81	.62	.00	.40	.91	.18	.50	.65	.42	.00	.00002	
15	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.81	.61	.00	.38	.91	.20	.50	.69	.45	.00	.00001	
16	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.81	.63	.00	.37	.91	.22	.50	.69	.44	.00	.00001	
17	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.64	.00	.35	.91	.21	.50	.72	.48	.00	.00001	
18	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.67	.00	.33	.91	.21	.50	.72	.49	.00	.00001	
19	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.71	.00	.32	.91	.22	.50	.73	.49	.00	.00001	
20	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.70	.00	.30	.91	.22	.50	.73	.49	.00	.00001	
21	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.70	.00	.28	.91	.23	.50	.73	.48	.00	.00001	
22	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.72	.00	.27	.91	.20	.50	.73	.49	.00	.00001	
23	.25	1.00	-1.00	.00	.50	.80	.77	.00	.25	.91	.17	.75	.75	.54	.00	.00001	

Vista de datos Vista de variables

IBM SPSS Statistics Processor está listo Unicode:ON

Figura 25. La nueva columna (PRE_1) muestra la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa para cada pixel de acuerdo al modelo calculado por el programa SPSS con las variables seleccionadas.

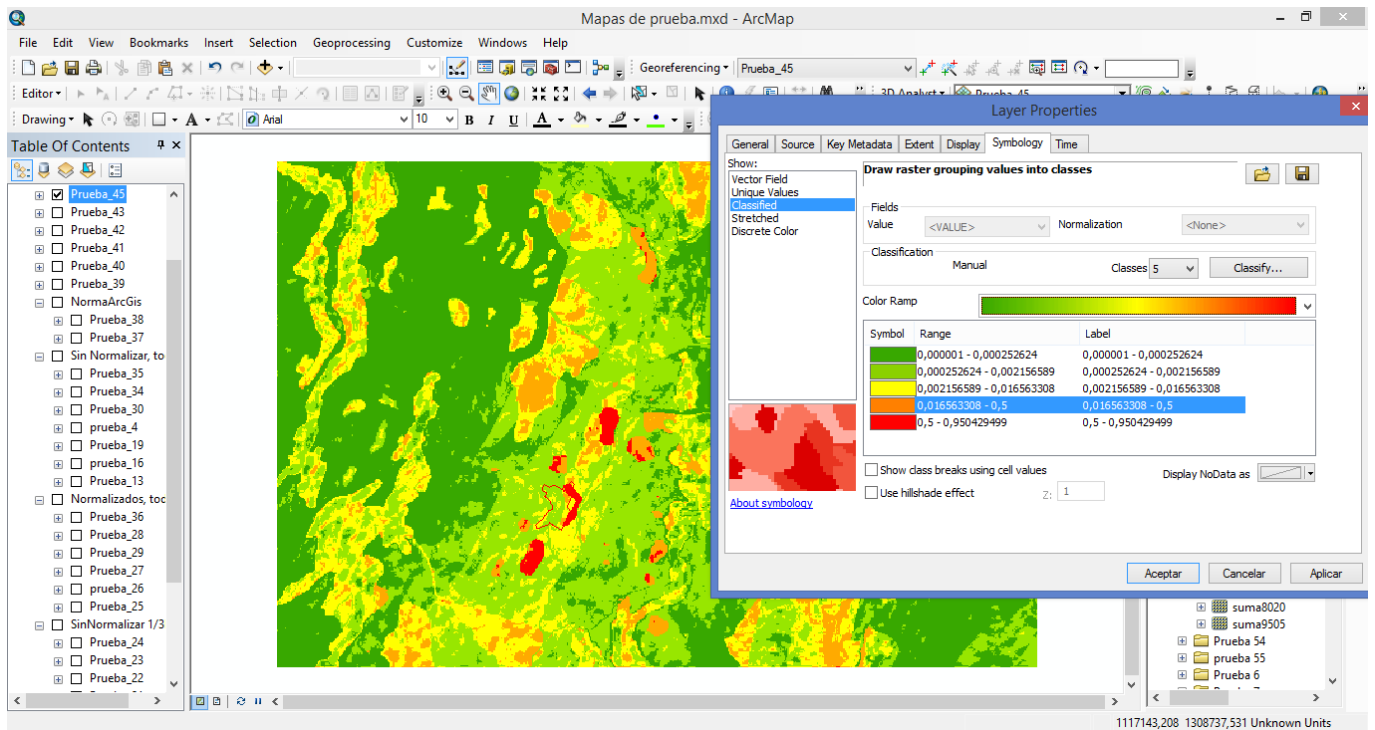


Figura 26. Clasificación del mapa en 5 rangos de susceptibilidad a movimientos en masa, el mapa fue obtenido a partir de la probabilidad de ocurrencia en cada pixel.