

EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA DE
LA PLANCHA 136-MÁLAGA APLICANDO LA HERRAMIENTA DE REDES
NEURONALES ARTIFICIALES

SILVIA VIVIANA MACHUCA CASTELLANOS

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOQUÍMICAS
ESCUELA DE GEOLOGÍA
BUCARAMANGA

2016

EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA DE
LA PLANCHA 136-MÁLAGA APLICANDO LA HERRAMIENTA DE REDES
NEURONALES ARTIFICIALES

SILVIA VIVIANA MACHUCA CASTELLANOS

Trabajo de Grado para optar al título de
Geóloga

Director:
SERGIO AUGUSTO GÉLVEZ CORTÉS
Magister en Ingeniería de Sistemas

Codirector:
JOAQUÍN ANDRÉS VALENCIA
Geólogo

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOQUÍMICAS
ESCUELA DE GEOLOGÍA
BUCARAMANGA

2016

Dedicado a Dios Padre, Dios Hijo y Dios Espíritu Santo, quienes siendo uno me han dado las capacidades para culminar con esta etapa, quienes han estado de forma incondicional en cada caída y en cada triunfo, a quienes quiero agradecer todo lo que me han dado aunque no me alcance una vida, gracias por ser mi Padre, Amigo y Apoyo, gracias por tu misericordia, gracias por tanto amor.

A mi mamá Emelida Castellanos Duarte y mi papá Silvestre Machuca Gómez quienes son mi ejemplo de fortaleza, amor y entrega incondicional, gracias por apoyarme y confiar en cada paso que doy.

A mi hermana Kelly Jhoana Machuca Castellanos de quien no tengo duda será una excelente profesional y a quien agradezco su apoyo y comprensión.

A mi tía Flor Alba Castellanos Duarte quien desde pequeña me ha inculcado el amor por Cristo y por mi familia.

A toda mi familia y amigos.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al equipo investigador del “Proyecto Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa, Escala 1:100.000” de la Escuela de Geología, particularmente al M.Sc. Francisco Alberto Velandia quien me dio la oportunidad de ser parte de ese proyecto en el cual crecí como profesional y del cual se inspiró esta investigación. De igual manera agradezco al Dr. Juan Diego Colegial por su colaboración y sugerencias durante el desarrollo de este trabajo. Al Servicio Geológico Colombiano (SGC) que como institución apostó al trabajo multidisciplinario junto con las Universidades dando paso al crecimiento profesional de sus participantes y permitió la implementación de los insumos de la Plancha 136-Málaga con fines académicos en esta investigación.

A Joaquín Andrés Valencia por su codirección, quien a partir de su experiencia siempre estuvo en disposición de colaborar con el feliz término de este trabajo.

A mi director Sergio Augusto Gélvez por darme el criterio y autonomía necesarios para crecer como investigadora y por su compromiso con la revisión de este libro.

A mis compañeros y amigos Estefanía Castellanos, Leonardo Palmera, María Paula Castellanos y Manuel Zafra por su apoyo e interés en la culminación de este proyecto y por ser el equipo con el cual se quisiera seguir trabajando. Igualmente a Nelson Ricardo López quien aportó las ideas bases de esta investigación y quien siempre me apoyó y colaboró en los momentos en los que requería de sus opiniones y conocimientos.

Al Ingeniero Leonardo Hernán Talero Sarmiento quien siempre puso a disposición su experiencia y conocimientos como investigador para hacer de este un mejor trabajo y por ser mi ejemplo a seguir.

A todos mis amigos y compañeros de quienes recibí un cariño sincero durante el pregrado, entre ellos Yenny García, Luis Hernández, Gisela Barrera, José J. Regalado, Carlos Bernal, Kelly Salinas, Gina Buvoli.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	19
1. GENERALIDADES DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN	20
1.1 OBJETIVOS	20
1.1.1 Objetivo General	20
1.1.1 Objetivos Específicos.....	20
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	21
1.3 JUSTIFICACIÓN.....	22
2. GENERALIDADES DEL ÁREA DE ESTUDIO	24
2.1 LOCALIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO	24
2.2 VÍAS DE ACCESO.....	25
2.3 POBLACIÓN.....	26
2.4 MARCO GEOLÓGICO.....	26
2.4.1 ESTRATIGRAFÍA	27
2.4.2 GEOLOGÍA ESTRUCTURAL	36
2.5 CARACTERÍSTICAS GEOMORFOLÓGICAS	38
3. MARCO TEÓRICO	44
3.1 DEFINICIÓN DE UNA RNA	45
3.2 ESTRUCTURA DE UNA RNA	45
3.3 MODELO DE UNA RNA	46
3.4 ARQUITECTURA DE RED	50
3.5 FASE DE APRENDIZAJE O ENTRENAMIENTO	51
3.5.1 Tipos de Aprendizaje	52
3.6 FASE DE EJECUCIÓN.....	53
3.7 CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS NEURONALES.....	53
3.7.1 PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP) O RED DE RETROPROPAGACIÓN (BP)	54
3.8 SOBREAPRENDIZAJE.....	57
4. ANTECEDENTES.....	58
4.1 SUSCEPTIBILIDAD Y AMENAZA POR MOVIMIENTOS EN MASA EN EL ÁREA DE ESTUDIO	59
4.1.1 Esquemas de Ordenamiento Territorial (EOT)	59

4.1.2 Otros trabajos e investigaciones.....	60
4.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)	61
5. VARIABLES PARA LA DETERMINACIÓN DE La SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA	64
5.1 GEOMORFOLOGÍA.....	64
5.1.1 Morfometría	65
5.1.1.1 Pendiente.....	66
5.1.1.2 Rugosidad.....	66
5.1.1.3 Acuenca.....	67
5.2.1 Morfogénesis	68
5.2.2 Morfodinámica	70
5.2 GEOLOGÍA.....	71
5.2.1 Fábrica o estructura	72
5.2.2 Resistencia	72
5.2.3 Densidad de fracturamiento.....	74
5.3 SUELOS	75
5.3.1. Textura.....	75
5.3.2 Taxonomía.....	76
5.3.3 Grupos de Tipo de Arcilla.....	77
5.3.4 Drenaje Natural.....	79
5.3.5 Profundidad	80
5.4 COBERTURA VEGETAL.....	80
5.4.1 Profundidad Radicular	81
5.4.2 Drenaje Profundo.....	82
5.4.3 Evapotranspiración	82
5.4.4 Número de estratos	83
6. METODOLOGÍA	84
6.1 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	84
6.2 CREACIÓN DE LOS CONJUNTOS DE DATOS DE ENTRENAMIENTO, SIMULACIÓN Y VALIDACIÓN.....	85
6.2.1 Tratamiento de la información	86
6.2.2 Definición Y Preparación De Los Datos.....	108

6.2.3 Normalización de las variables y creación de las matrices de simulación y entrenamiento	118
6.3 DEFINICIÓN DEL MODELO DE RED NEURONAL ARTIFICIAL (FASES DE ENTRENAMIENTO Y SIMULACIÓN)	127
6.4 GENERACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA ESCALA 1:100.000.....	132
6.5 VALIDACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA.....	134
7. ANALISIS DE LOS RESULTADOS	146
7.1 ENTRENAMIENTO DE LA RNA.....	146
7.2 VALIDACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD	147
7.3 MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA ESCALA 1:100.000.....	149
7.3.1 Susceptibilidad Muy Alta.....	149
7.3.2 Susceptibilidad Alta.....	153
7.3.3 Susceptibilidad Moderada.....	154
7.3.4 Susceptibilidad Baja.....	156
7.3.5 Susceptibilidad Muy Baja.....	157
7.4 COMPARACIÓN ENTRE LOS ATRIBUTOS Y LOS MOVIMIENTOS EN MASA.....	158
7.4.1 Morfometría	159
7.4.2 Morfogénesis	161
7.4.3 Morfodinámica	164
7.4.4 Geología	164
7.4.5 Suelos.....	167
7.4.6 Cobertura.....	170
7.5 COMPARACIÓN ENTRE EL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD GENERADO MEDIANTE UNA RNA Y EL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD GENERADO MEDIANTE EL MÉTODO HEURÍSTICO	173
8. CONCLUSIONES	179
8.1 RECOMENDACIONES.....	182
BIBLIOGRAFÍA.....	183

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Población de los municipios de la Plancha 136-Málaga.	27
Tabla 2. Unidades geomorfológicas de la Plancha 136-Málaga.	41
Tabla 3. Categorías del atributo Pendientes.	66
Tabla 4. Categorías del atributo Rugosidad.	67
Tabla 5. Categorías del atributo Acuenca.	68
Tabla 6. Categorías del atributo Relieve Relativo.	70
Tabla 7. Categorías de la inclinación de la ladera cuya definición se encuentra directamente relacionada con las características del material en el que desarrollan.	71
Tabla 8. Categorías del atributo Fábrica-Estructura.	73
Tabla 9. Categorías de resistencia a la compresión simple de las rocas.	74
Tabla 10. Clases texturales (A= Arena; L= Limo; Ar= Arcilla; F= Franco; Gr= Grava; P= Piedra; Org= Orgánico).	77
Tabla 11. Categorías que conforman el atributo de Taxonomía.	77
Tabla 12. Grupos de tipos de arcilla.	78
Tabla 13. Tipos de drenaje.	79
Tabla 14. Niveles de profundidad del suelo.	80
Tabla 15. Categorías del atributo Profundidad Radicular.	82
Tabla 16. Categorías del atributo Drenaje Profundo.	82
Tabla 17. Categorías de Evapotranspiración definidas por rangos del coeficiente de cultivo (Kc).	83
Tabla 18. Categorías del atributo "Número de Estratos".	83
Tabla 19. Criterios y atributos utilizados para determinar la susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga.	87
Tabla 20. Tabla de atributos del raster Pendientes.	89
Tabla 21. Tabla de atributos del raster Rugosidad.	90
Tabla 22. Tabla de atributos del raster Acuenca.	91
Tabla 23. Tabla de atributos del mapa de geomorfología utilizado como insumo para la extracción de los rasters de Proceso genético, Modelado y Unidades geomorfológicas (ambiente de formación). Se presentan 5 de los 365 polígonos que lo conforman.	91
Tabla 24. Tabla de atributos del raster "Proceso Genético".	92
Tabla 25. Tabla de atributos del raster "Modelado del Relieve".	93
Tabla 26. Tabla de atributos del raster "Unidades Geomorfológicas".	95
Tabla 27. Tabla de atributos del raster "Inclinación de la Ladera".	96
Tabla 28. Tabla de atributos del raster "Relieve Relativo".	96
Tabla 29. Tabla de atributos del raster "Fábrica-Estructura".	98
Tabla 30. Tabla de atributos del raster Resistencia.	99

Tabla 31. Tabla de atributos del raster "Densidad de Fracturamiento".....	100
Tabla 32. Tabla de atributos del raster "Textura del Suelo".....	102
Tabla 33. Tabla de atributos del raster "Taxonomía".....	102
Tabla 34. Tabla de atributos del raster "Drenaje Natural del Suelo".....	103
Tabla 35. Tabla de atributos del raster "Profundidad del Suelo".....	103
Tabla 36. Tabla de atributos del raster "Tipos de Arcilla".....	104
Tabla 37. Tabla de atributos del raster "Profundidad Radicular".....	106
Tabla 38. Tabla de atributos del raster "Drenaje Profundo".....	106
Tabla 39. Tabla de atributos del raster "Evapotranspiración".....	107
Tabla 40. Tabla de atributos del raster "Número de Estratos".....	107
Tabla 41. Cinco de los 50 registros de movimientos en masa tomados del SIMMA, donde se muestra el formato original utilizado por dicha base de datos.	114
Tabla 42. Tabla resultante de la transformación de las coordenadas geográficas (decimales) a planas por medio del aplicativo Magna Sirgas Pro 3.0.....	115
Tabla 43. Valores normalizados de cada una de las categorías que presentan los atributos.....	121
Tabla 44. Muestra de los primeros cuatro pixeles que conforman la Matriz de entrenamiento.....	126
Tabla 45. Diferencia de la SSE entre entrenamientos que difieren en el número de neuronas ocultas.....	131
Tabla 46. Porcentaje y porcentaje acumulado de los pixeles que conforman el mapa de susceptibilidad por categorías.....	136
Tabla 47. Porcentaje y porcentaje acumulado de los pixeles que por categoría de susceptibilidad fueron abarcados por los movimientos en masa de entrenamiento.....	136
Tabla 48. Proporción de Frecuencia por Categoría de Susceptibilidad.....	137
Tabla 49. Matriz de Confusión Estándar.....	139
Tabla 50. Determinación de la Sensibilidad y Especificidad.....	139
Tabla 51. Número de pixeles de entrenamiento clasificados en las categorías de susceptibilidad del mapa resultante.....	140
Tabla 52. Número de pixeles de validación clasificados en las categorías de susceptibilidad del mapa resultante.....	141
Tabla 53. Matriz de confusión 1 para la generación de la curva de éxito.....	141
Tabla 54. Matriz de confusión 2 para la generación de la curva de éxito.....	141
Tabla 55. Matriz de confusión 3 para la generación de la curva de éxito.....	141
Tabla 56. Matriz de confusión 4 para la generación de la curva de éxito.....	142
Tabla 57. Matriz de confusión 5 para la generación de la curva de éxito.....	142
Tabla 58. Pares de Sensibilidad, 1-Especificidad calculados a partir de las matrices de confusión para la generación de la curva de éxito.....	143
Tabla 59. Matriz de confusión 1 para la generación de la curva de predicción.	143

Tabla 60. Matriz de confusión 2 para la generación de la curva de predicción.	144
Tabla 61. Matriz de confusión 3 para la generación de la curva de predicción.	144
Tabla 62. Matriz de confusión 4 para la generación de la curva de predicción.	144
Tabla 63. Matriz de confusión 5 para la generación de la curva de predicción.	144
Tabla 64. Pares de Sensibilidad, 1-Especificidad calculados a partir de las matrices de confusión para la generación de la curva de predicción.....	145
Tabla 65. Porcentaje de pixeles de los movimientos en masa (utilizados en las fases de entrenamiento y validación) coincidentes con los niveles de susceptibilidad resultantes.....	149

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localización de la Plancha 136-Málaga.....	25
Figura 2. Estructura jerárquica de una RNA.	46
Figura 3. Modelo de una neurona estándar.	47
Figura 4. Interacción entre una neurona presináptica y otra postsináptica.	47
Figura 5. Funciones de activación habituales.	49
Figura 6. Capas de una red neuronal artificial estándar.	51
Figura 7. Modelos de redes neuronales artificiales con base en los tipos de aprendizaje, flujo de datos y estructura.	54
Figura 8. Arquitectura de una red MLP.	55
Figura 9. Atributos del criterio geomorfológico.....	65
Figura 10. Atributos del criterio Geológico.	72
Figura 11. Atributos del criterio Suelos.	76
Figura 12. Atributos del criterio Cobertura Vegetal.	81
Figura 13. Metodología.	85
Figura 14. Mapa de pendientes de la Plancha 136-Málaga.....	88
Figura 15. Mapa de Rugosidad de la Plancha 136-Málaga.	89
Figura 16. Mapa del atributo Acuenca de la Plancha 136-Málaga.....	90
Figura 17. Mapa de Proceso Genético de la Plancha 136-Málaga generado a partir del shape file "Calmfgenesis136".....	92
Figura 18. Mapa del atributo "Modelado del Relieve" generado a partir del shape file "Calmfgenesis136".	93
Figura 19. Mapa de Unidades Geomorfológicas de la Plancha 136-Málaga generado a partir del shape file "Calmfgenesis136".....	94
Figura 20. Mapa del atributo "Inclinación de la Ladera".	96
Figura 21. Mapa del atributo "Relieve Relativo".	97
Figura 22. Mapa del atributo "Fábrica-Estructura".	99
Figura 23. Mapa del atributo "Resistencia".	100
Figura 24. Mapa del atributo "Densidad de Fracturamiento".	101
Figura 25. Mapa de la Textura del Suelo.	102
Figura 26. Mapa de Taxonomía.	103
Figura 27. Mapa del Drenaje Natural del Suelo.	104
Figura 28. Mapa del atributo "Profundidad del Suelo".	105
Figura 29. Mapa de Tipos de Arcilla.	106
Figura 30. Mapa del atributo "Profundidad Radicular".	107
Figura 31. Mapa del atributo "Drenaje Profundo".....	108
Figura 32. Mapa de Evapotranspiración.	109
Figura 33. Mapa de Estratos de la Cobertura.	110
Figura 34. Tabla exportada con la herramienta Sample en ArcMap 10.1 (derecha) a partir de la tabla de atributos del raster "morfogénesis" (izquierda).	111

Figura 35. Mapa de Movimientos en Masa de la Plancha 136-Málaga.....	113
Figura 36. Ejemplo de la extracción de las coordenadas de cada pixel que constituye al raster de unidades geomorfológicas.	119
Figura 37. Ventana para la creación de la red neuronal artificial dentro del toolbox nntool en Matlab R2014a.....	128
Figura 38. Definición de los datos de entrenamiento de la red.	129
Figura 39. Definición de los parámetros de entrenamiento de la red.....	129
Figura 40. Interfaz de entrenamiento.	130
Figura 41. Ventana de las curvas de error de entrenamiento y error de evaluación.....	132
Figura 42. Ventana de graficas de coeficiente de correlación.	133
Figura 43. Ventana de Simulación.....	133
Figura 44. Tabla resultante de la unión entre los índices de susceptibilidad determinados por la RNA y las coordenadas que definen la localización de cada pixel evaluado.	134
Figura 45. Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa generado mediante la implementación de una RNA.....	135
Figura 46. Diagrama de Frecuencia Acumulada.....	137
Figura 47. Gráfica de Proporción de Frecuencia.	137
Figura 48. Curva de Éxito.	143
Figura 49. Curva de Predicción.....	145
Figura 50. Relación entre el factor condicionante 'Pendientes' y la ocurrencia de movimientos en masa.	160
Figura 51. Relación entre el factor condicionante 'Rugosidad' y la ocurrencia de movimientos en masa.	160
Figura 52. Relación entre el factor condicionante 'Acuenca' y la ocurrencia de movimientos en masa.....	161
Figura 53. Relación entre el factor condicionante 'Proceso Genético' y la ocurrencia de movimientos en masa.	162
Figura 54. Relación entre el factor condicionante 'Modelado del Relieve' y la ocurrencia de movimientos en masa.	162
Figura 55. Relación entre el factor condicionante 'Unidad Geomorfológica' y la ocurrencia de movimientos en masa.	163
Figura 56. Relación entre las unidades litológicas de la Plancha 136-Málaga y la ocurrencia de movimientos en masa.	163
Figura 57. Relación entre el factor condicionante 'Relieve Relativo' y la ocurrencia de movimientos en masa.	164
Figura 58. Relación entre el factor condicionante 'Inclinación de la Ladera' y la ocurrencia de movimientos en masa.	166
Figura 59. Relación entre el factor condicionante 'Fábrica o Estructura' y la ocurrencia de movimientos en masa.	166

Figura 60. Relación entre el factor condicionante 'Resistencia' y la ocurrencia de movimientos en masa.	167
Figura 61. Relación entre el factor condicionante 'Densidad de Fracturamiento' y la ocurrencia de movimientos en masa.....	168
Figura 62. Relación entre el factor condicionante 'Textura' y la ocurrencia de movimientos en masa.	168
Figura 63. Relación entre el factor condicionante 'Taxonomía' y la ocurrencia de movimientos en masa.	169
Figura 64. Relación entre el factor condicionante 'Grupos de tipo de arcilla' y la ocurrencia de movimientos en masa.	169
Figura 65. Relación entre el factor condicionante 'Drenaje natural' y la ocurrencia de movimientos en masa.	170
Figura 66. Relación entre el factor condicionante 'Profundidad del Suelo' y la ocurrencia de movimientos en masa.	171
Figura 67. Relación entre el factor condicionante 'Profundidad Radicular' y la ocurrencia de movimientos en masa.	171
Figura 68. Relación entre el factor condicionante 'Drenaje Profundo' y la ocurrencia de movimientos en masa.	172
Figura 69. Relación entre el factor condicionante 'Evapotranspiración' y la ocurrencia de movimientos en masa.	172
Figura 70. Relación entre el factor condicionante 'Número de estratos' y la ocurrencia de movimientos en masa.	172
Figura 71. Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa generado a partir del análisis heurístico.....	176
Figura 72. Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa generado a partir de una RNA.	177
Figura 73. Frecuencia relativa de las categorías de susceptibilidad de los mapas generados a partir del análisis heurístico y una RNA.	178
Figura 74. Diferencia entre los mapas de susceptibilidad generados mediante el método heurístico y una RNA.	178

LISTA DE ANEXOS

Estos anexos se encuentran en la carpeta adjunta.

ANEXO A. Mapa Geológico de la Plancha 136-Málaga.

RESUMEN

TÍTULO: EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA DE LA PLANCHA 136-MÁLAGA APLICANDO LA HERRAMIENTA DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES*

AUTORA: SILVIA VIVIANA MACHUCA CASTELLANOS**

PALABRAS CLAVE: SUSCEPTIBILIDAD, MOVIMIENTOS EN MASA, REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

La evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa es el insumo base para la definición de la amenaza y el riesgo que puede presentar una región frente a estos eventos, lo cual debe ser necesario en los planes de mitigación de desastres y planes de ordenamiento territorial en un país geológicamente complejo y en vía de desarrollo como Colombia.

Esta investigación busca determinar la susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga mediante la implementación de una Red Neuronal Artificial Multilayer Perceptron-Back Propagation (MLP-BP), cuyo entrenamiento se basa en los atributos de las áreas donde se han registrado movimientos. La evaluación resultante es representada en un mapa de susceptibilidad a escala 1:100.000 con cinco categorías, desde la muy alta hasta la muy baja, prevaleciendo las de mayor susceptibilidad. Las redes neuronales artificiales son utilizadas como el método de evaluación de la susceptibilidad ya que es comúnmente utilizado en problemas de pronóstico, caracterizado por manipular de forma óptima gran cantidad de variables con muy bajos niveles de subjetividad.

La geomorfología de la región expresa el fuerte control estructural generado por fracturas como la Falla Bucaramanga, Servitá, Onzaga, Chicamocha y fallas satélites que caracterizan la topografía abrupta de la Plancha. Estas características junto con otros atributos (geológicos, geomorfológicos, de suelos y cobertura) argumentan cualitativamente el mapa de susceptibilidad resultante. Igualmente los índices de susceptibilidad fueron validados mediante graficas de distribución de frecuencia acumulada, proporción de frecuencia y curvas ROC de éxito y predicción, cuyas expresiones indican un óptimo rendimiento de la red neuronal y una alta capacidad de predicción del método.

*Trabajo de Grado

**Facultad de Ingenierías Físico – Químicas. Escuela de Geología. Director: Sergio A. Gélvez.

ABSTRACT

TITLE: LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY ASSESSMENT OF 136-MÁLAGA CHART APPLYING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TOOL *

AUTHOR: SILVIA VIVIANA MACHUCA CASTELLANOS**

KEYWORDS: SUSCEPTIBILITY, LANDSLIDES, ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS.

Landslide susceptibility assessment is foundation for define threat and risk can show a region versus these events, it should to be necessary in disaster mitigation plans and land use plans at a geologically complex country and on developing as Colombia.

This investigation searching for determine landslide susceptibility assessment of 136-Málaga Chart by implementing an Multilayer Perceptron-Back Propagation Artificial Neural Network (MLP-BP), whose training is based on attributes of areas where have been registered landslides. The resulting assessment is displayed on a susceptibility map at scale 1:100.000 whit five categories from very high to very low, prevailing the most susceptible. Artificial Neural Networks are used as the assessment method as it is commonly used to forecast problems, it is characterized by optimally handle many variables with very low levels of subjectivity.

Geomorphology of the region shows strong structural control generated by fractures as the Bucaramanga, Servitá, Onzaga, Chicamocha Faults and satellite faults that characterize the abrupt topography of the Chart. These features along with other attributes (geological, geomorphological, soil and cover) qualitatively argue the resulting susceptibility map. Equally susceptibility indices were validated using graphics cumulative frequency distribution, frequency ratio and success and prediction ROC curves whose expressions indicate optimal performance of the neural network and a high predictive power of the method.

*Degree Project.

** College of Physico-Chemical Engineerings. Geology School. Director: Sergio A. Gélvéz.

INTRODUCCIÓN

Los movimientos en masa es uno de los fenómenos naturales que más han generado pérdidas humanas y económicas, especialmente en países cuya expresión geomorfológica es abrupta y heterogénea gracias a una geología compleja, como es el caso de Colombia. Con el propósito de mitigar esos eventos y sus consecuencias se hace necesario evaluar la susceptibilidad del terreno siendo esta el fundamento para la determinación de la amenaza y riesgo por movimientos en masa. En este sentido, se han elaborado diferentes metodologías las cuales difieren en el tipo de información implementada, la escala de estudio y el método de análisis para la evaluación de la susceptibilidad. Entre ellas se encuentran las Redes Neuronales Artificiales (RNA) que al ser parte de la inteligencia artificial tiene amplias aplicaciones en procesos que conlleven la identificación, valoración y clasificación de información como son la identificación de patrones y generación de pronósticos, esto a partir de un proceso de aprendizaje previo en el que emula la capacidad del cerebro humano de tomar decisiones a partir de lo aprendido. Las RNA son implementadas en esta investigación así como se ha hecho en trabajos relativamente recientes, en los que la herramienta aporta un alto grado de imparcialidad y muy baja subjetividad en la evaluación de la susceptibilidad con base en movimientos en masa registrados históricamente en una región.

El área de estudio corresponde a la Plancha 136-Málaga cuyos atributos geológicos, geomorfológicos, de suelos y cobertura vegetal fueron proporcionados por el Proyecto de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa, escala 1:100.000 en el marco del convenio entre el Servicio Geológico Colombiano (SGC) y la Universidad Industrial de Santander (UIS). En ese proyecto el método heurístico fue el método en el cual se basó la evaluación de la susceptibilidad, siendo la Plancha 136-Málaga una de las regiones donde se han registrado mayor número de movimientos en masa dentro de los bloques asignados a la UIS y por tal motivo fue seleccionada para esta investigación.

1. GENERALIDADES DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

1.1 OBJETIVOS

1.1.1. Objetivo General

Determinar la susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga con el uso de la técnica de redes neuronales artificiales.

1.1.1 Objetivos Específicos

- Seleccionar el modelo de red neuronal artificial y definir las propiedades adecuadas para la determinación de los índices de susceptibilidad.
- Generar el mapa de susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga.
- Validar el mapa de susceptibilidad por movimientos en masa con el uso de un diagrama de frecuencia acumulada y una curva ROC (Receiver Operating Characteristic Curve).

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Teniendo en cuenta que los movimientos en masa se dan lugar en regiones cuyas características geológicas, geomorfológicas y de uso del suelo son diversas, en principio se hace difícil buscar relaciones directas entre los atributos de una región y los eventos de inestabilidad de laderas. Por lo tanto existen diferentes métodos para evaluar la susceptibilidad de taludes, entre ellos el método heurístico, utilizado por el INGEOMINAS (ahora Servicio Geológico Colombiano, SGC) para la zonificación de amenaza por movimientos en masa a escala 1:500.000 en el año 2009 (SGC, 2013). De igual manera, el enfoque heurístico ha sido implementado en el Proyecto “Actualización del Mapa Nacional de Amenaza Relativa por Movimientos en Masa” escala 1:100.000, cuyo desarrollo sigue en curso a través del convenio de cooperación No. 009 2013 entre el SGC y la UIS. El método heurístico se fundamenta en el criterio de expertos para ponderar los rasgos cualitativos y cuantitativos de una zona, y por lo tanto evaluar el grado de susceptibilidad de los atributos en cuestión, según el conocimiento de los investigadores. Aunque este es un método cuyo análisis permite el estudio regional de zonas no homogéneas, incluye un alto grado de subjetividad que imposibilita la comparación de investigaciones realizadas por diferentes autores en la misma región (SGC, 2013). Por otra parte la insuficiencia de información del área en estudio conlleva a generalizaciones imprecisas que aumentan la subjetividad de los pesos asignados a las variables (Gómez & Kavzoglu, 2004), lo cual es muy común en áreas inaccesibles, tales como zonas de conflicto armado, resguardos indígenas y parques naturales.

Por estas razones el propósito del presente trabajo de grado es hacer uso de un método cuya subjetividad sea menor a la descrita por el método heurístico, y que además se ajuste a los insumos utilizados por el mismo. Para tal fin se propone generar el mapa de susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga (escala 1:100.000) utilizando la técnica de RNA, ya que esta permite ponderar las variables que influyen en la susceptibilidad de una ladera a partir de datos verificados en campo. Es una técnica que se basa en la emulación de las capacidades de aprendizaje, identificación y clasificación de neuronas

biológicas, adquiriendo la habilidad de evaluar los atributos que influyen en una determinada zona para considerarlos susceptibles o no.

1.3 JUSTIFICACIÓN

La complejidad de la geología colombiana se expone de forma evidente en los ambientes geomorfológicos del territorio nacional, por lo cual se presenta un alto grado de actividad morfodinámica que junto con la diversidad climatológica del país han permitido el desarrollo de procesos de erosión que conllevan al modelamiento de las unidades geomorfológicas. Aunque estos procesos se presentan en su mayoría de forma natural y como parte de la evolución paisajística, han traído consigo desastres naturales que a su vez han involucrado pérdidas económicas y algo más importante aún, la pérdida de vidas humanas. Por tal motivo el Servicio Geológico Colombiano en cooperación con ciertas universidades, se ha dado a la tarea de generar un mapa nacional de susceptibilidad y amenaza relativa por movimientos en masa (escala 1:100.000) que permita identificar las zonas de mayor amenaza, sirviendo a su vez como base fundamental en los planes de prevención y atención de desastres y planes de infraestructura y desarrollo de los municipios involucrados. Para llevar a cabo la generación de este mapa se utilizó un enfoque heurístico en el que se aplicaron Métodos de las Jerarquías Analíticas (AHP, por sus siglas en inglés) para la determinación del índice de susceptibilidad por movimientos en masa. Con el presente trabajo de grado se busca aplicar otro método de valoración de la susceptibilidad con el uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA, por sus siglas en inglés), ya que por su implementación en otros países, este método ha sido considerado como uno de los de mayor grado de precisión, debido a su especialización en pronósticos y clasificación. El fundamento de esta propuesta es mejorar la metodología utilizada en la generación de mapas de susceptibilidad por movimientos en masa, para lo cual se aplicará la técnica de RNA en el caso de la Plancha 136- Málaga (escala 1:100.000). Esto se hace necesario ya que del mapa de susceptibilidad es un factor esencial en la determinación de la amenaza y el riesgo, con los cuales se pueden tomar decisiones determinantes

en la prevención de futuras pérdidas de vidas humanas, económicas y/o ambientales.

2. GENERALIDADES DEL ÁREA DE ESTUDIO

La Plancha 136-Málaga se encuentra en un marco tectónico compresional cuyas fallas inversas son de alto ángulo que además de caracterizar la geología de la región también influyen en el modelamiento geomorfológico evidenciable con el desarrollo de geformas como espolones, laderas estructurales y de contrapendiente de sierra sinclinal, homoclinal, anticlinal, entre otras. Las fallas más importantes son la Falla de Bucaramanga, Onzaga, Servitá y Chicamocha que a su vez controlan el sistema de drenajes de la región. Litológicamente se identifican dos grandes bloques, uno al oriente donde se encuentran rocas Cretácicas, Paleógenas y Neogenas, básicamente rocas sedimentarias y sobre la zona occidental rocas cristalinas entre ellas el Batolito de Mogotes, la Formación Silgará y el Neis de Bucaramanga. También es de resaltar que los procesos de erosión y meteorización intensos desarrollados allí se encuentran favorecidos por la baja densidad de cobertura vegetal y el estado de meteorización del material litológico. Esto es típico principalmente en el área del cañón del Chicamocha donde la vegetación es muy escasa y predomina la aridez, con precipitaciones moderadas a bajas y humedad moderada. Con base en las anteriores características, entre otras como la topografía abrupta de la región y la diferencia de climas que van desde muy cálido y seco del Chicamocha hasta el clima frío de los páramos, pasando por los climas intermedios en donde se encuentra la mayor parte de asentamientos humanos (Vargas *et al.*, 1976), hizo a esta región particularmente especial dentro del conjunto de planchas asignadas a la UIS, además por haber presentado el mayor número de movimientos en masa registrados durante el trabajo de campo.

2.1 LOCALIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

La Plancha 136-Málaga cubre un área de 1800 Km² sobre la Cordillera Oriental Colombiana, la cual abarca principalmente parte del departamento de Santander sobre su límite suroriental con el departamento de Boyacá incluyendo los

municipios de Aratoca, Cepitá, San Andrés, Málaga, Concepción, Curití, Molagavita, San José de Miranda, Enciso, Carcasí, Mogotes, San Joaquín, Onzaga, Capitanejo, San Miguel y Macaravita. El extremo suroriental de la Plancha abarca parte del departamento de Boyacá incluyendo los municipios de Covarachía, Tipacoque, Boavita y San Mateo (ver Figura 1). La región se enmarca en la Cuenca baja del río Chicamocha con subcuencas importantes como la del Servitá.

Las coordenadas que definen los límites de la zona de estudio con DATUM MAGNA SIRGAS origen Central son:

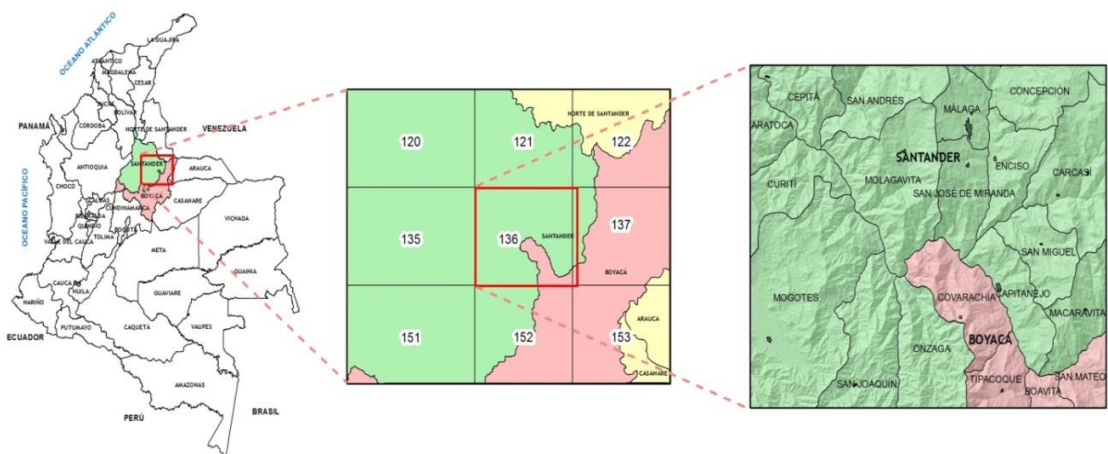
NW: X: 1.120.000-Y: 1.240.000

NE: X: 1.170.000-Y: 1.240.000

SW: X: 1.120.000-Y: 1.200.000

SE: X: 1.170.000-Y: 1.200.000

Figura 1. Localización de la Plancha 136-Málaga.



Fuente: SGC y UIS (2014).

2.2 VÍAS DE ACCESO

La Plancha 136-Málaga cuenta con varias vías de acceso de carácter terrestre así como un aeropuerto localizado en el municipio de Málaga “Costa del Sol”. La principal vía de comunicación es la Troncal Central del Norte o Ruta Nacional 55 la cual recorre la zona de estudio de sur a norte comunicando el Distrito Capital

de Bogotá con el municipio de Concepción, pasando por Tipacoque, Capitanejo, San José de Miranda, Málaga y Capitanejo. Entre otras carreteras importantes de la región son la vía que comunica la capital Santandereana con el casco urbano de Málaga por el límite norte de la Plancha y la carretera que conduce desde San Gil hacia el casco urbano de Onzaga pasando por Mogotes y San Joaquín en sentido NW-SE sobre el extremo suroccidental de la Plancha. Entre las vías de comunicación secundarias se incluyen las intermunicipales tales como Macaravita-Capitanejo, San Miguel-Capitanejo, Carcasí-Enciso y Molagavita-Málaga.

2.3 POBLACIÓN

Los 20 municipios presentes en la Plancha 136-Málaga alcanzan un total poblacional de 122.400 habitantes según Dane (2005), sin embargo se debe tener en cuenta que algunos de ellos no los cubre en su totalidad el área de estudio. En la Tabla 1 se encuentra el número de habitantes por cada uno de los municipios.

2.4 MARCO GEOLÓGICO

En la Plancha 136-Málaga es posible diferenciar dos grandes regiones separadas al norte por una discordancia y hacia el sur por un contacto fallado entre el Macizo de Santander exhumado al oeste y rocas sedimentarias de los periodos Cretácico y Cenozoico al este (Anexo A). A nivel regional esta zona se encuentra donde la Cordillera Oriental cambia de dirección marcándose en un gran codo y tomando hacia el norte una dirección preponderante NW-SE mientras que su dirección venía siendo NE-SW (Vargas *et al.*, 1976). En este sentido el conjunto de fracturas que conforman la falla de Bucaramanga entre las Planchas 152 al sur y 136 al norte presentan un cambio notorio de orientación, pasando de N-S a NNW-SSE y NW-SE, respectivamente.

2.4.1. ESTRATIGRAFÍA

En términos generales el registro geológico presente en la región se divide en dos grandes grupos: al oeste el Macizo de Santander conformado por material ígneo metamórfico (Neis de Bucaramanga (PDb), Formación Silgará (PDs), Floresta metamorfoseado (Dfm)) y al este rocas sedimentarias que varían en edad desde el Devónico hasta el Cuaternario.

Tabla 1. Población de los municipios de la Plancha 136-Málaga.

Departamento	Municipio	Número de Habitantes
Santander	Aratoca	8285
	Capitanejo	5988
	Carcasí	5073
	Cepitá	1984
	Concepción	5738
	Curití	11343
	Enciso	3894
	Macaravita	2640
	Málaga	18343
	Mogotes	10664
	Molagavita	5303
	Onzaga	5527
	San Andrés	9480
	San Joaquín	2862
	San José de Miranda	4731
San Miguel	2592	
Boyacá	Boavita	6467
	Covarachía	3205
	San Mateo	4551
	Tipacoque	3730

Fuente: Dane (2005).

2.4.1.1 PRECÁMBRICO

Neis de Bucaramanga (PDb): Secuencia estratificada de rocas metasedimentarias de alto grado de metamorfismo constituida principalmente por paraneis pelítico, semi-pelítico y arenáceo; esquisto y cantidades subordinadas de neis calcáreo, mármol, neis hornbléndico y anfibolita (Ward *et al.*, 1973).

El Neis de Bucaramanga es la unidad de roca más antigua de la zona el cual puede reflejar un ciclo de orogenia del Precámbrico, tentativamente entre 940-945 m.a (Ward *et al.*, 1973).

2.4.1.2 PREDEVÓNICO

Formación Silgará (PDs): Ward *et al.* (1973) define a la Formación Silgará como una secuencia de rocas clásticas metamorfoseadas, típicamente delgada y cíclicamente 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.

La sección es básicamente pelítica al oeste de Cepitá. Hacia la base consta de esquistos cuarzo-micáceos con granate y estaurolita y una menor proporción de esquistos anfibólicos y clorítico. Hacia la parte media se presentan meta-areniscas, esquistos moscovíticos y abundantes estratos de cuarcita blanca y en el tope se encuentra una sección monótona de filita gris verdosa, meta-limolita y meta-arenisca (Vargas *et al.*, 1976).

De igual manera la Formación Silgará también se puede evidenciar en una pequeña sección al sur del casco urbano del municipio de San Joaquín correspondiente al norte de la faja San Joaquín-Onzaga-Paramo de Canutos, donde la secuencia metamórfica está constituida por esquistos de cuarzo, moscovita, biotita y clorita (Vargas *et al.*, 1976).

La Formación Silgará se ubica tentativamente en el Paleozoico más bajo y es probablemente de edad equivalente al Ordoviciano o al Cámbrico (Ward *et al.*, 1973).

Ortoneis (PDo): Neis cuarzofeldespático definido composicionalmente desde granito a tonalita está ampliamente distribuido en las rocas metamórficas de alto y medio grado de metamorfismo de edad Pre-Devónico. Estas rocas son en general masivas pero contienen tabiques de rocas metasedimentarias foliadas y cortinas delgadas de neis hornbléndico y anfibolita, algunas de las cuales parecen diques metamorfoseados (Ward *et al.*, 1973).

El Ortoneis infrayace la Formación Floresta, del Devónico Medio. Intruye la Formación Silgará, del Cambro-Ordoviciano y al Neis de Bucaramanga, de rocas Precámbricas. Con base en dataciones radiométricas y trabajo de campo se ha definido tentativamente la edad del Ortoneis abarcando desde el Devónico Inferior al Ordoviciano (Ward *et al.*, 1973).

2.4.1.3 DEVÓNICO

Formación Floresta: La descripción más detallada de esta formación es la de Botero (1959) en Vargas *et al.* (1976), de techo a base: Areniscas gris oscuras, de grano fino ferruginosas (150 m); arcillas pizarrosas de color ocre, violeta, gris claro, amarillo rojizo, amarillo y abigarrado con niveles fosilíferos hacia las partes alta y baja (500 m); Arcillas pizarrosas negras y areniscas gris clara, carmelita pálido, amarillo, de grano fino (30 m); conglomerado cuarzoso fino (30 m). El espesor de la Formación Floresta es de 600-700 m.

Miembro Tibet (Dft): Representa la parte basal arenosa de la Formación Floresta, constituido básicamente por conglomerados con intercalaciones menores de limos rojos vino tinto y areniscas cuarcíticas blancas. Tiene un carácter lenticular entre los miembros arcillosos de Floresta (Vargas *et al.*, 1976).

Miembro Arcilloso (Df): De base a techo se constituye de: limolitas gris verdosas, pardo amarillentas cuando están alteradas, compactas, masivas, fosilíferas; lutitas gris amarillentas y rojizas con intercalaciones de limolitas grises de alteración violácea; lutitas gris-claras, amarillentas y violáceas; lutitas gris claras, micáceas en estratos de 10 a 40 cm. El espesor es de unos 700 m (Vargas *et al.*, 1976).

Miembro Floresta Metamorfoseado (Dfm): Se constituye de dos fajas: Faja Mogotes-San Joaquín y Faja Flores blancas-Covarachía-Santa Rosita. La primera conformada por horizontes fosilíferos en mármol gris oscuro, a una distancia entre 250 m a 300 m aproximadamente, los cuales suprayacen areniscas, conglomerados basales, argilitas filíticas grises y metalimolitas calcáreas. En la segunda faja el miembro Floresta está compuesto básicamente por filitas, argilitas verdes y grises y filitas pizarrosas gráficas asociadas con mármol y estratos fosilíferos (Vargas *et al.*, 1976).

2.4.1.4 PERMO-CARBONIFERO

Paleozoico del Río Nevado (Pcrn): Una secuencia representativa de esta secuencia sedimentaria aflora en el municipio de Carcasí específicamente sobre el carretable que va de Carcasí al corregimiento del Tobal donde se expone la siguiente secuencia:

Limolitas y lutitas muy compactas, grises, bandeadas, 50 m.

Lutitas de aspecto sedoso, con nódulos de caliza, capas de limolita roja, vino tinto y limolita arenosa algo calcárea, 40 m.

Calizas grises muy compactas, alternando con lutitas amarillentas sedosas y algunas areniscas calcáreas de color gris claro, 100 m.

Limolitas verdes, rojizas, areniscas rojas y algunas cuarcitas blancas, 100 m.

Limos verdes sedosos, lutitas rojas e intercalaciones esporádicas de areniscas sucias, calcáreas y algún banco de caliza (espesor no determinado) (Vargas et al., 1976).

2.4.1.5 JURÁSICO-TRIÁSICO

Diorita del Río Guaca (JTRd): Stock pequeño de diorita hornbléndica, la cual presenta un tamaño de grano medio, con alguna plagioclasa blanca irregularmente distribuida en una matriz oscura, compuesta de granos de hornblenda de tamaños variables. Este cuerpo ígneo se presenta alterado y triturado sobre áreas de influencia de fallas (Ward *et al.*, 1973).

Granito de Pescadero (JTRgp): Granito rosado de grano fino con variaciones a facies porfíricas. La albita u oligoclasa sódica, la ortoclasa, la microperita y el cuarzo están presentes desde cantidades casi iguales a una relación 40 a 25 del feldespato potásico a la albita-oligoclasa. Los accesorios son escasos generalmente con menos del 1% de óxidos de hierro, moscovita, biotita, zircón y apatito (Vargas *et al.*, 1976).

Cuarzomonzonita de Santa Bárbara (JTRcs): Cuarzomonzonita biotítica, de grano grueso y bastante uniforme. Donde la biotita constituye hasta un 5% de la roca, la plagioclasa es albita u oligoclasa y el feldespato potásico es microclina. Los accesorios más comunes son: esfeno, apatito, zircón, alanita y óxidos de hierro y los productos de alteración más comunes son clorita y epidota. La cuarzomonzonita intruye claramente las rocas metamórficas del Neis de Bucaramanga y la Formación Silgará (Vargas *et al.*, 1976).

Batolito de Mogotes (JTRcm): Cuarzomonzonita biotítica de color rosado naranja, gris rosáceo o blanco rosáceo equigranular a subporfírica, con un tamaño de grano de 1 a 3 mm. Las rocas subporfíricas tienen granos de

feldespato potásico sólo ligeramente mayores que el tamaño de grano promedio de la roca. Esta meteoriza fácilmente en fragmentos y origina un suelo entre color crema a naranja (Ward *et al.*, 1973).

Formación Girón (Jg): La Formación Girón es posible identificar en la zona norte-central de la Plancha como la parte final de una franja que se extiende en el Cuadrángulo H-13 donde la formación consiste principalmente de conglomerados y areniscas arcósicas de colores rojizos. Otra zona donde la Formación Girón está presente se localiza en la parte sur-central donde se constituye de un conjunto potente de areniscas conglomeráticas, areniscas y conglomerados de color rojo violáceo con delgadas intercalaciones de lutitas y limolitas rojas violáceas (Vargas *et al.*, 1976).

2.4.1.6 CRETÁCICO

Formación Tambor (Kita): En la región la formación aparece constituida por un banco potente de areniscas cuarcíticas blancas, conglomerados (en general cuarzosos) y algunas intercalaciones arcillosas (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Río Negro (Kirn): La Formación Río Negro en el área de Málaga-Molagavita-Miranda está representada por un conjunto muy variable de lutitas oscuras, areniscas cuarcíticas y conglomerados (Vargas *et al.*, 1976).

Formaciones Tibú-Mercedes (Kitm): El Tibú consta de areniscas guijosas de grano grueso en la base, caliza fosilífera, densa y gris con unas pocas capas de lutitas y areniscas de grano fino en la mitad inferior. Lutitas gris oscuras en la base de la Formación Mercedes producen un contacto neto pero conformable con las calizas de la Formación Tibú. La Formación Mercedes consiste de intercalaciones de caliza, lutitas oscuras a negras, micáceas y carbonosas y areniscas grises de grano fino a medio, glauconíticas, localmente muy calcáreas (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Aguardiente (Kia): Constituida por areniscas grises, grano fino a grueso, glauconíticas, con intercalaciones de lutita negra, micácea, carbonosa. Localmente se encuentran calizas en la base (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Capacho (Ksc): En la secuencia del Río Servitá la formación está constituida por una serie de lutitas negras con intercalaciones arenosas hacia la base y bancos de calizas fosilíferas de alguna importancia, con un espesor de 373 m (Vargas *et al.*, 1976).

Formación La Luna (Ksl): Está constituida por lutitas negras en la base, con intercalaciones calcáreas arenosas, algunas capas delgadas, arenáceas, fosfáticas y niveles delgados de chert. Esta parte basal se caracteriza por presentar nódulos calcáreos de diámetros oscilando entre 0,5 y 2 m que al romperlos da fuerte olor a petróleo y en ocasiones presentan en su núcleo amonites. Sigue luego un grueso nivel en donde alternan los chert negros en capas de 10 a 50 cm con arcillas negras laminadas muy delgadas y bancos calcáreos de 0,2 a 1 m. Esporádicamente hay nódulos calcáreos y algunos bancos fosfáticos delgados (Vargas *et al.*, 1976).

Formaciones Colón Y Mito-Juan (Kscm): En el trabajo de Vargas *et al.* (1976), en el área del Servitá, se levantó una sección enmarcada entre la parte superior de la cuesta prominente que forma La Luna y la base de las areniscas y conglomerados de la Formación Barco (Terciario) que también destacan netamente en la topografía. La sucesión en esa área tiene unos 700 m de espesor, en ella merecen destacarse varios niveles. Hacia la base aparece una serie de capas de areniscas glauconíticas de grano fino, oscuras, en espesor oscilantes entre 20 y 80 cm con finas intercalaciones de arcillas entre los bancos arenáceos. Por encima de este banco de aproximadamente 11 m aparecen calizas con ostreas muy abundantes. Como parte intermedia se presenta un grueso paquete detrítico de areniscas, con intercalaciones de arcilla de 120 m de espesor. Sobre este paquete según la secuencia del Río Servitá aparece una sucesión de arcillas con un espesor de 360 m aproximadamente dentro de la

cual se encontraron bancos delgados de arenisca verdosa con oolitos ferruginosos y hacia la parte alta algunos mantos de carbón de poco espesor.

Formación Guadalupe: La formación consta de dos miembros, uno inferior arcilloso y uno superior arenoso.

Miembro Los Pinos (Ksgp): Serie de arcillas con intercalaciones de calizas fosilíferas (ostreas) y algunas areniscas. El miembro Los Pinos reposa sobre La Luna y está superpuesto por el Miembro Arenisca Tierna, siendo ambos contactos concordantes (Propuesto por Ulloa en Vargas *et al.*, 1976).

Miembro Arenisca Tierna (Ksgat): Ocupa el techo de la Formación Guadalupe y su límite con la Formación Guaduas, que se le superpone. Se define básicamente como un paquete de areniscas que hacia el techo son algo calcáreas y presentan abundante glauconita (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Guaduas (Ktg): Secuencia de lutitas gris oscuras, a veces laminadas, con intercalaciones arenáceas hacia la base principalmente. Sobre el carretable Boavita-El Cabuyal, presenta además mantos de carbón cuyo espesor oscila entre 0,40 y 1, 50 m algunos de los cuales se explotan (Vargas *et al.*, 1976).

2.4.1.7 PALEÓGENO

Formación Barco (Tpb): La roca predominante en la formación son las areniscas, que en la parte inferior son limpias de color blanco y varían de grano medio a conglomerático con muy delgadas intercalaciones de lutita y arcillolita. Ya hacia la parte media y superior las areniscas son más sucias de color gris a amarillento (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Los Cuervos (Tplc): Básicamente la formación consta de arcillolitas grises, gris verdosa y verde amarillentas alternando con limolitas de la misma

coloración y escasos bancos delgados de arenisca gris a gris verdosa de grano fino (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Mirador (Tem): Consta de areniscas blancas cuarzosas, de grano medio a grueso generalmente, presentando en su mayoría como característica el ser “chispeantes”. Intercalados dentro de las areniscas existen potentes bancos de conglomerados con guijos de cuarzo lechoso redondeado. Las arcillas presentes se reducen a esporádicas intercalaciones, separando los bancos arenosos y son de poco espesor (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Carbonera (Tec): Serie de arcillolitas abigarradas con esporádicos bancos de arenisca de grano fino, algo sucias, presentando en ocasiones estratificación cruzada. También se presentan pequeñas manifestaciones de carbón (Vargas *et al.*, 1976).

Formación Areniscas de Socha (Tpars): De forma general la formación consta de areniscas blancas, grises y algunas de tonos rojizos, generalmente de grano medio, presentan en su mayoría estratificación cruzada y algunas de ellas cemento ferruginoso; conglomerados muy esporádicos que se presentan como franjas dentro de las areniscas y arcillas, y limos grises micáceos como intercalaciones menores dentro de los gruesos paquetes detríticos (Vargas *et al.*, 1976).

2.4.1.8 CUATERNARIO

Depósitos Glaciares (Qg): Este tipo de depósito está restringido a la zona de páramos y corresponden en general a morrenas laterales, que en parte se encuentran desmanteladas por erosión y fueron cartografiados como depósitos glaciares indeterminados (Vargas *et al.*, 1976).

Terraza y Cono de Deyección (Qtf): Pueden distinguirse a grandes rasgos tres tipos de terrazas: Terrazas pequeñas modernas en los valles actuales de los ríos

principales; restos pequeños de terrazas que se presentan a diferentes alturas con relación al valle actual de los ríos, alcanzando algunos de ellos a situarse a 800 m por encima del nivel actual del río; el tercer tipo de terraza lo constituyen depósitos muy posiblemente de origen lagunar, excavados por los ríos actuales y con elevaciones hasta de 10 m por encima de su nivel actual (Vargas *et al.*, 1976).

Coluvión, Talud, Derrumbes (Qc): Depósitos aluviales conteniendo fragmentos angulares de roca e incluye depósitos de talud, derrubios y material de avalancha (Vargas *et al.*, 1976).

Aluvión (Qal): Se incluyen los materiales depositados en los valles de los ríos y quebradas mayores. Algunos de ellos son amplios y constituyen la llanura aluvial de un río (Vargas *et al.*, 1976).

2.4.2. GEOLOGÍA ESTRUCTURAL

En términos estructurales Vargas *et al.*, 1976 divide el área en dos grandes bloques, uno correspondiente al Macizo de Santander localizado sobre el sector occidental y el registro geológico de carácter sedimentario prevaleciente en el sector oriental de la Plancha 136. En el caso de la región occidental tanto los cuerpos metamórficos como los ígneos que conforman el Macizo de Santander (Neis de Bucaramanga, Formación Silgará y Formación Floresta Metamorfoseado) presentan una orientación regional norte-sur en coincidencia con la orientación de la Cordillera Oriental en esta región. En este bloque se distinguen por su importancia la Falla de Bucaramanga y la Falla de Onzaga.

La región oriental se caracteriza por ser una amplia faja sedimentaria Mesozoica y Terciaria siendo el límite este del Macizo de Santander, encontrándose en contacto como una inconformidad sobre la mitad norte del área de trabajo. Hacia el sur y a partir del punto donde el Servitá desemboca en el Chicamocha, el contacto entre el sedimentario Mesozoico y el Macizo es fallado. El área en general se encuentra bastante fracturada, predominando el fallamiento de tipo

inverso y de alto ángulo que en su mayoría corresponde a las fracturas de dirección N-S o cercanas a ella (Vargas *et al.*, 1976).

A continuación se describen las estructuras más importantes de la región:

Falla de Bucaramanga: En Ward *et al.* (1973) se define como una falla de rumbo sinistral con un componente inverso importante. Características regionales como su trazo rectilíneo y longitud de falla (aproximadamente 600 Km) además de la presencia de colas y tajadas de arrastre a lo largo de la misma argumentan su desplazamiento lateral izquierdo. Por otra parte Julivert (1961a, b) en Ward *et al.* (1973), con base en evidencias encontradas principalmente en el área de Bucaramanga, señala que la Falla del mismo nombre pertenece a una serie de fallas inversas de ángulo alto donde el bloque oriental se desplaza verticalmente con movimiento ascendente y hacia el oeste como parte del desarrollo del Valle del Magdalena y el levantamiento análogo del Macizo de Santander.

La Falla de Bucaramanga ha sido el foco de diferentes estilos de movimientos en diversos tiempos, estando los últimos relacionados principalmente con el levantamiento del Macizo de Santander (Ward *et al.*, 1973). La complejidad de la cinemática a lo largo de esta falla también es evidenciable con la edad de las rocas a lado y lado de la misma, como en el caso del cuadrángulo I-13 (el cual incluye la Plancha 136) donde en ocasiones se encuentran las rocas más jóvenes al E y las más antiguas al W y viceversa. Esto hace difícil identificar los movimientos relativos de la falla (Vargas *et al.*, 1976).

En la Plancha 136 la Falla de Bucaramanga tiene una dirección NW-SE, donde el río Chicamocha sigue de forma casi paralela el trazo de la misma sobre la región noroccidental de la zona de estudio. Hacia el sur en la Plancha 152 la falla pierde su expresión lineal como una fractura única y es reemplazada por varias fracturas, algunas de las cuales se unen a la falla inversa de Soapaga y otras continúan hacia el sur pero dispuestas en dirección NNW-SSE (Vargas *et al.*, 1976).

Falla de Onzaga: Falla satélite de la falla Bucaramanga partiendo desde el sitio donde el Río Chicamocha describe un fuerte codo donde se expresa como un alineamiento en el ígneo del Batolito de Mogotes. Al igual que la fracturación predominante del Macizo la dirección de esta falla es NS, cuyo movimiento parece ser muy vertical por su traza rectilínea (Vargas *et al.*, 1976).

Falla del Servitá: En la Plancha 136 la Falla del Servitá se expresa como una fractura de trazo rectilíneo al oriente del casco urbano de Málaga y un poco más sinuoso hacia el sur del mismo, donde se encuentra con la Falla del Chicamocha. La fractura presenta una orientación NNE-SSW, inclinación hacia el W y vergencia hacia el E, cuyo movimiento inverso pone en contacto rocas del Cretácico Medio al E con rocas del Girón y Floresta al W (Vargas *et al.*, 1976).

Falla del Chicamocha: Fractura rectilínea fácilmente reconocible, en parte porque en todo su trayecto el Río Chicamocha corre por la zona de fractura desde su unión con la falla de Servitá al E de Málaga hasta su unión con la falla inversa de Soapaga hacia el sur (Plancha 152). Entre Capitanejo y la unión con la falla de Soapaga la falla del Chicamocha no presenta mayor salto, pone en contacto sedimentos Cretácicos a lado y lado y su inclinación es muy vertical (Vargas *et al.*, 1976).

2.5 CARACTERÍSTICAS GEOMORFOLÓGICAS

La caracterización geomorfológica utilizada en el presente trabajo de investigación se llevó a cabo en el marco del proyecto nacional “Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa Escala 1:100.000”, donde la UIS tomó parte en la interpretación y trabajo de campo necesarios para definir la morfogénesis de la Plancha 136- Málaga.

La expresión geomorfológica de una región se encuentra fuertemente relacionada con su marco geológico y el estado de meteorización del material

expuesto. En este sentido fue posible identificar claramente cuatro ambientes morfogenéticos localizados de forma parcialmente sectorizada: estructural, denudacional, fluvial y glacial.

Ambiente estructural: es el ambiente morfogenético predominante representando el 56,39% del área total de la Plancha conforme con el fuerte control estructural que la caracteriza gracias a fallas de carácter regional como la falla de Bucaramanga. A pesar de que las unidades geomorfológicas de este ambiente cubren gran parte de la región se puede identificar su predominio sobre la zona oriental, donde el material sedimentario aflorante está siendo afectado por fallas como Servitá y Chicamocha, responsables del estilo estructural de esa zona. Además de la influencia de estas fallas se presenta un fuerte fracturamiento de orientación preferente NW-SE y fracturas trasversales de menor importancia.

La unidad geomorfológica de mayor cobertura asociada a este ambiente es la ladera estructural de sierra sinclinal (Sssle) con aproximadamente el 15% del total de las unidades del mismo origen. La expresión de este tipo de laderas hace parte de estructuras de carácter regional, para el caso referido se asocian al pliegue sinclinal de Servitá. La geoforma en segundo nivel de importancia según su área abarcada son las sierras y lomos de presión (Sslp) con el 11,77% del total de las unidades de origen estructural. En este caso la expresión de esta geoforma se debe principalmente a la dinámica de la falla de Bucaramanga y sus fallas satélites, las cuales han provocado el levantamiento de prominencias topográficas alargadas típicas de ambientes estructurales compresivos.

Ambiente Denudacional: es el ambiente morfogenético segundo en importancia según su cobertura representando el 36,38% del área total de la Plancha. Aunque es posible identificar geoformas que hacen parte de este ambiente sobre toda la región prevalece su desarrollo sobre la zona occidental. La expresión geomorfológica denudacional en esa área modela casi en su totalidad la cuarzomonzonita del Batolito de Mogotes exhumado sobre el lado oeste de la falla de Bucaramanga, así mismo como gran parte del Macizo de Santander

(Neis de Bucaramanga, Formación Silgará y Formación Floresta Metamorfoseado) aflorante en la región occidental de la Plancha. La geoforma que prevalece en este ambiente es sierra desnuda (Dsd), representando el 63,82% del total de unidades desnudacionales de la Plancha y desarrollada sobre gran parte del material ígneo y metamórfico presente. En segundo nivel de importancia se encuentra la geoforma cono y lóbulo coluvial y de solifluxión (Dco) representando el 15,42% de las unidades de igual morfogénesis, cuyo desarrollo es frecuente sobre la zona oriental de la falla de Bucaramanga. Dado que este ambiente se expresa preferencialmente en rocas cristalinas, las cuales se caracterizan por sus altos niveles de resistencia, es muestra del alto grado de meteorización en el que se encuentran dando lugar al desarrollo de procesos erosivos intensos.

Ambiente Fluvial: Es atritiendo su desarrollo en el área de estudio a la acción de cauces importantes como lo son los ríos Chicamocha, Servitá y Mogoticos. Aunque este ambiente no es representativo en la región se destaca la planicie de inundación (Fpi) como la unidad de mayor cobertura dentro del 3,77% que representa el ambiente fluvial.

Ambiente Glacial: Este ambiente se da lugar principalmente sobre el extremo noreste de la Plancha representando el 3,47% del área total. El origen de unidades morfogenéticas de este tipo está relacionado con el efecto erosivo que ha causado el movimiento de grandes masas de hielo en regiones de alta montaña durante épocas glaciales o en la actualidad (SGC, 2014). La geoforma de mayor cobertura en este contexto es la sierra homoclinal glaciada (Gshg), la cual se define como una sierra simétrica formada por estratos inclinados en una misma dirección a causa de fallamiento afectadas posteriormente por procesos glaciales (SGC, 2014).

El total de las unidades morfogenéticas identificadas en la Plancha 136-Málaga y sus coberturas correspondientes se puede ver en la Tabla 2.

Tabla 2. Unidades geomorfológicas de la Plancha 136-Málaga.

Ambiente	Código	Unidad Geomorfológica	Área (Km2)	% cobertura	
				en el ambiente	en el área total
Estructural	Sc	Cuesta	74,08	6,57	3,7
	Sce	Cerro estructural	0,51	0,05	0,03
	Sclc	Ladera de contrapendiente de cuesta	5,89	0,52	0,29
	Scle	Ladera estructural de cuesta	20,93	1,86	1,05
	Scor	Cornisa estructural	4,32	0,38	0,22
	Sefc	Espolón faceteado	15,03	1,33	0,75
	Sefcml	Espolón faceteado moderado de longitud larga	6,62	0,59	0,33
	Sefes	Espolón festoneado	6,49	0,58	0,32
	Ses	Espolón	73,8	6,54	3,69
	Sesmm	Espolón moderado de longitud media	3,19	0,28	0,16
	Sft	Faceta triangular	12,69	1,13	0,63
	Sgf	Gancho de flexión	37,4	3,32	1,87
	Sles	Ladera escalonada	13,88	1,23	0,69
	Slf	Lomos de falla	15,58	1,38	0,78
	Slfe	Escarpe de línea de falla	22,08	1,96	1,1
	Slo	Lomo de obturación	2,36	0,21	0,12
	Sme	Escarpe de meseta	0,28	0,02	0,01
	Ssalc	Ladera de contrapendiente de sierra anticlinal	7,72	0,68	0,39
	Ssale	Ladera estructural de sierra anticlinal	6,81	0,6	0,34
	Ssan	Sierra anticlinal	80,61	7,15	4,03
	Ssh	Sierra homoclinal	28,26	2,51	1,41
	Sshlc	Ladera de contrapendiente de sierra homoclinal	104,49	9,26	5,22
	Sshle	Ladera estructural de sierra homoclinal	93,4	8,28	4,67
	Sslp	Sierra y lomos de presión	132,83	11,78	6,64
	Sss	Sierra sinclinal	94,89	8,41	4,74
	Ssslc	Ladera de contrapendiente de sierra sinclinal	93,39	8,28	4,67

Ambiente	Código	Unidad Geomorfológica	Área (Km2)	% cobertura en el ambiente	% cobertura en el área total
Estructural	Sssle	Ladera estructural de sierra sinclinal	170,29	15,1	8,51
	Dc	Cima	1,62	0,22	0,08
Denudacional	Dco	Cono o lóbulo coluvial y de solifluxión	112,23	15,43	5,61
	Dcrem	Cerro remanente o relicto	7,47	1,03	0,37
	Ddi	Cono de deslizamiento indiferenciado	1,78	0,24	0,09
	Ddrt	Cono o lóbulo de deslizamiento rotacional	0,59	0,08	0,03
	Deem	Escarpe de erosión mayor	4,71	0,65	0,24
	Deeme	Escarpe de erosión menor	16,9	2,32	0,85
	Dld	Loma denudada	7,09	0,98	0,35
	Dldi	Lomeríos disectados	35,59	4,89	1,78
	Dle	Ladera erosiva	70,31	9,66	3,52
	Dmo	Montículo y ondulaciones denudacionales	3,26	0,45	0,16
	Dsd	Sierra denudada	464,35	63,82	23,22
	Dts	Terrazas sobreelevadas o colgadas	1,63	0,22	0,08
	Fluvial	Faa	Abanico fluviotorrencial	3,77	5
Fca		Cauce aluvial	6,78	9	0,34
Fcdy		Cono de deyección	19,68	26,12	0,98
Fpac		Planicie aluvial confinada	2,48	3,29	0,12
Fpi		Plano o llanura de inundación	34,35	45,61	1,72
Fta		Terraza de acumulación	6,5	8,63	0,33
Ftae		Escarpe de terraza de acumulación	0,1	0,14	0,01
Ftas		Terraza de acumulación subreciente	1,66	2,21	0,08
Glacial	Gcgf	Conos glaciofluviales	3,72	5,36	0,19
	Gclg	Cono o lóbulo de gelifracción	0,78	1,13	0,04
	Geg	Espinazo glaciado	1,09E-07	1,58E-07	5,47E-09
	Gflv	Flancos de valle Glaciar	0,96	1,38	0,05
	Glg	Laguna Glaciar	0,08	0,12	0

Ambiente	Código	Unidad Geomorfológica	Área (Km2)	% cobertura en el ambiente	% cobertura en el área total
Glacial	Gpcs	Planos y conos de sobrelavado glaciario	7,31	10,54	0,37
	Gpgl	Plano Glaciolacustrino	3,52	5,08	0,18
	Gsag	Sierra anticlinal glaciada	21,19	30,56	1,06
	Gsale	Ladera estructural sierra anticlinal glaciada	2	2,89	0,1
	Gshg	Sierra homoclinal glaciada	29,78	42,95	1,49

3. MARCO TEÓRICO

El presente trabajo de investigación aborda una metodología cuyas bases conceptuales no son comúnmente conocidas en el contexto de las Geociencias. Las redes neuronales artificiales o RNA (Artificial Neural Network) son habituales en áreas como las telecomunicaciones, predicción y análisis financiero, control y optimización de procesos, medicina, seguridad informática entre otras. Sin embargo, en el campo de las geo-amenazas específicamente en la determinación de índices de susceptibilidad por movimientos en masa, esta herramienta ha tomado auge gracias a su capacidad de predicción a partir de un número limitado de datos, a su independencia de la distribución estadística de los mismos y a la diferencia entre las unidades de medida de las variables (Tien *et al.*, 2012).

Una neurona artificial busca emular las características físicas o estructurales de una neurona biológica a la cual se transfiere información por medio de pesos sinápticos. En este sentido un conjunto de neuronas trabajando como un procesador distribuido en paralelo definen una red neuronal artificial o RNA (Artificial Neural Networks). Así como el cerebro humano requiere de la adquisición de conocimiento a partir del aprendizaje para tomar decisiones, identificar y clasificar información, proponer soluciones y resolver problemas complejos, la RNA debe pasar por un proceso de entrenamiento para adquirir las capacidades mencionadas dentro del marco de la inteligencia artificial.

El potencial de cálculo de una RNA se deriva de su distribución en paralelo y su habilidad para aprender y por consiguiente generalizar. La generalización se refiere a la capacidad que posee la red de producir salidas razonables para entradas no encontradas durante el aprendizaje (Haykin, 1999). Una red correctamente entrenada no sólo aprenderá los ejemplos concretos presentados sino que también responderá de forma correcta ante patrones nunca vistos con anterioridad (Martín del Brío y Sanz, 2007). De manera general, según Tien *et*

al. (2012), se puede afirmar que el propósito de una RNA es construir un modelo para problemas tales como reconocimiento de patrones y clasificación.

Por otra parte, este tipo de método se encuentra entre los conocidos como “black-box” ya que no es posible conocer exactamente como las RNA aprenden problemas específicos y aplican la información extraída a casos nuevos (Gómez & Kavzoglu, 2004). Otra particularidad es que la determinación de los parámetros de arquitectura (tales como el número de neuronas en la capa oculta) no están sujetos a reglas o pautas por lo tanto se acude a la prueba y error para su definición.

A continuación se ahondará en los fundamentos de las RNA tenidos en cuenta para el entendimiento e implementación de las mismas en este trabajo de investigación.

3.1 DEFINICIÓN DE UNA RNA

Una red neuronal es un procesador distribuido en paralelo compuesto de unidades de procesamiento simple, el cual tiene una propensión natural para almacenar conocimiento experimental y hacerlo disponible para su uso. Este se parece al cerebro en dos aspectos:

- El conocimiento es adquirido por la red desde su ambiente a través de un proceso de aprendizaje.
- Las fuerzas de conexión interneurona, conocidas como pesos sinápticos, son usadas para almacenar el conocimiento adquirido.

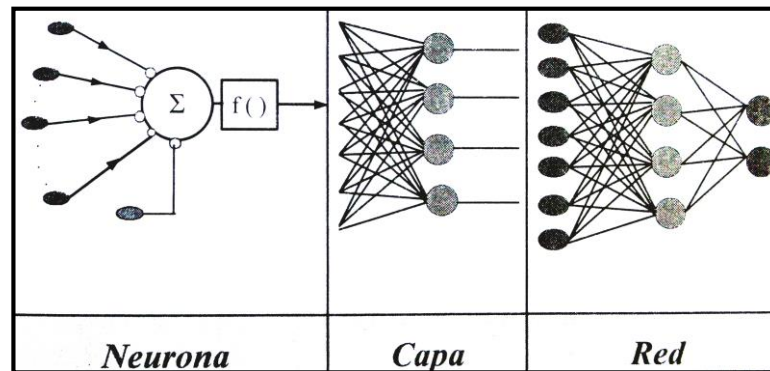
(Haykin, 1999)

3.2 ESTRUCTURA DE UNA RNA

La unidad esencial dentro de la estructura jerárquica del sistema nervioso biológico es la neurona, analógicamente también lo es en una red neuronal

artificial. Un conjunto de neuronas conforma una capa a partir de la cual junto con sus respectivas entradas y salidas definen la estructura jerárquica de una red que a su vez puede presentar un conjunto de capas (ver Figura 2).

Figura 2. Estructura jerárquica de una RNA.



Fuente: Tomado y modificado de Martín del Brío y Sanz (2007).

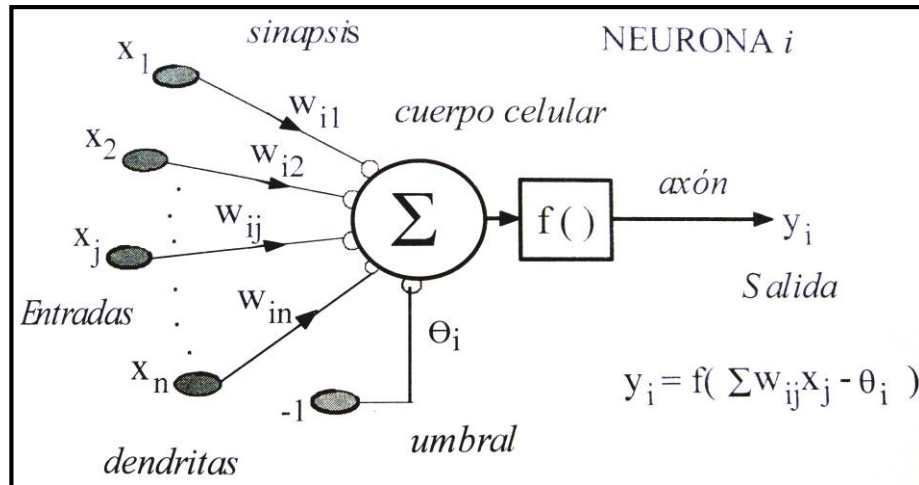
3.3 MODELO DE UNA RNA

La figura 3 muestra el modelo de una neurona, el cual forma la base para el diseño de RNA. Los elementos básicos del modelo neuronal son:

Conjunto de entradas x_j : corresponde a los datos que representan el modelo de entrenamiento de la red neuronal en el caso de ser las entradas iniciales en el proceso de aprendizaje (ver Figura 3) o también puede ser las salidas de una neurona presináptica (ver Figura 4).

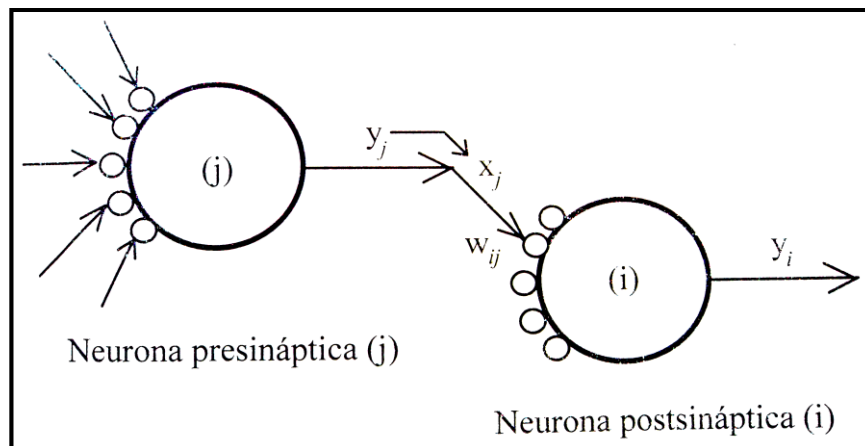
Peso sináptico: define la intensidad de interacción entre cada neurona presináptica y la postsináptica siendo la sinapsis equivalente a la unión entre las mismas. Dada una entrada positiva, procedente de un sensor o simplemente la salida de otra neurona, se habla de sinapsis excitadoras (de peso positivo) e inhibitoras (de peso negativo) (Martín del Brío y Sanz, 2007). La señal de entrada x_j es multiplicada por el peso sináptico w_{ij} como resultado de la interacción entre el dato de entrada proveniente del medio (ver Figura 3) o de otra neurona (ver Figura 4).

Figura 3. Modelo de una neurona estándar.



Fuente: Martín del Brío y Sanz (2007).

Figura 4. Interacción entre una neurona presináptica y otra postsináptica.



Fuente: Martín del Brío y Sanz (2007).

Regla de propagación: Permite obtener, mediante las entradas y los pesos, el valor del potencial postsináptico h_i de la neurona, el cual es equivalente a la salida de la misma que al integrarse con las demás genera sinapsis excitadoras o inhibitoras. Esto permite buscar las variables realmente determinantes en la activación o inhibición de un fenómeno (movimientos en masa) y según esto modificar sus pesos hasta encontrar los que mejor las representen. La función de propagación más habitual es de tipo lineal y se basa en la suma ponderada de las entradas con los pesos sinápticos (Martín del Brío y Sanz, 2007):

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij}x_j \quad (1)$$

Función de activación: Proporciona el estado de activación actual $a_i(t)$ a partir del potencial postsináptico $h_i(t)$ representando simultáneamente la salida de la neurona:

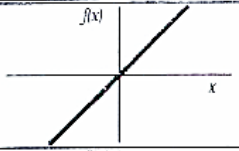
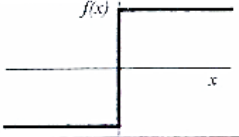
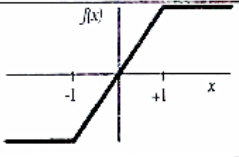
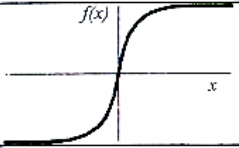
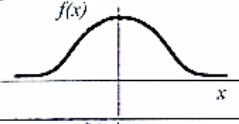
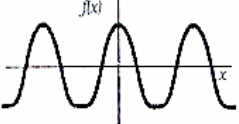
$$a_i(t) = f_i(h_i(t)) \quad (2)$$

La función de activación $f(\cdot)$ se considera determinista, y en la mayor parte de los modelos es monótona, creciente y continua. La forma $y = f(x)$ de las funciones de activación más empleadas en las RNA se muestran en la Figura 5, donde x es el potencial postsináptico y y es el estado de activación (Martín del Brío y Sanz, 2007). Como se puede observar los valores de salida se encuentran entre el rango de valores normalizados según los límites de la función de activación.

Con frecuencia al conjunto de pesos sinápticos se añade un parámetro externo θ_i , denominado umbral, el cual se resta del potencial postsináptico:

$$y_i(t) = f_i\left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i\right) \quad (3)$$

Figura 5. Funciones de activación habituales.

	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1+e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Fuente: Martín del Brío y Sanz (2007).

Lo que representa incluir un grado de libertad a la neurona. Este parámetro toma un papel de importancia en el caso de modelos de neurona específicos como el modelo neuronal todo-nada, donde el umbral de disparo define el nivel mínimo que debe alcanzar el potencial postsináptico para que la neurona se active. Sin embargo, al establecer que los índices i y j comiencen en 0 se puede definir $w_{i0} \equiv \theta_i$ y $x_0 \equiv -1$ (constante), con lo que el potencial postsináptico se obtiene realizando la suma desde $j=0$. De esta manera se define la neurona estándar como sigue:

$$y_i(t) = f_i\left(\sum_{j=0}^n w_{ij}x_j\right) \quad (4)$$

3.4 ARQUITECTURA DE RED

Se denomina arquitectura a la estructura o patrón de conexión de una red neuronal la cual determina el comportamiento de la red. Las conexiones sinápticas son direccionales, es decir, la información se propaga en un único sentido.

Como se ha mencionado con anterioridad las redes neuronales se disponen jerárquicamente en capas constituidas por su unidad base que son las neuronas, de esta manera se pueden distinguir tres tipos de capas (Figura 6):

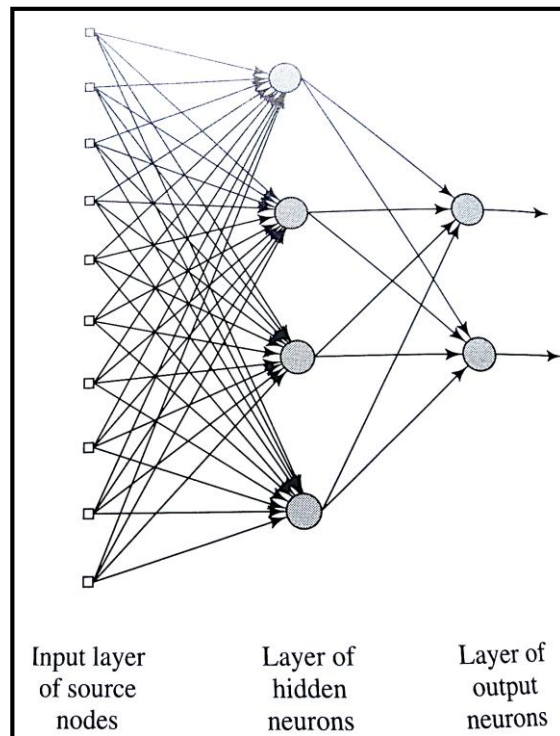
Capa de entrada (input layer): compuesta por neuronas que reciben datos o señales del entorno.

Capa de salida (output layer): es aquella cuyas neuronas proporcionan la respuesta de la red.

Capa oculta (hidden layer): proporciona a la red grados de libertad adicionales, gracias a los cuales puede encontrar representaciones internas correspondientes a determinados rasgos del entorno, proporcionando de esta manera una mayor riqueza computacional (Martín del Brío y Sanz, 2007).

En términos del flujo de datos en la red neuronal se presentan redes unidireccionales (feedforward) y redes recurrentes (feedback). En las redes unidireccionales la información circula en un único sentido, desde las neuronas de entrada hacia las de salida. En el caso de las redes recurrentes la información puede circular entre las capas en cualquier sentido, incluido el de salida-entrada.

Figura 6. Capas de una red neuronal artificial estándar.



Fuente: Haykin (1999).

3.5 FASE DE APRENDIZAJE O ENTRENAMIENTO

Una característica fundamental de las redes neuronales es que se trata de sistemas entrenables, capaces de realizar un determinado tipo de procesamiento aprendiéndolo a partir de un conjunto de patrones. Básicamente el aprendizaje es el proceso en el que se ajustan los pesos sinápticos con el fin de determinar el conjunto de los mismos que permita a la red realizar correctamente el procesamiento deseado.

Cuando se construye una red neuronal, se parte de un cierto modelo de neurona y de una determinada arquitectura de red, estableciéndose los pesos sinápticos iniciales como nulos o aleatorios. Para que la red resulte operativa es necesario entrenarla, lo que constituye el modo aprendizaje. El aprendizaje se lleva a cabo con el modelado de las sinapsis, que consiste en modificar los pesos sinápticos siguiendo una cierta regla de aprendizaje, construida normalmente a partir de la optimización de una función de error o coste, que mide la eficacia actual de la operación de la red. Si se denomina $w_{ij}(t)$ al peso que conecta la neurona

presináptica j con la postsináptica i en la iteración t , el algoritmo de aprendizaje, en función de las señales que en el instante t llegan procedentes del entorno, proporcionará el valor $\Delta w_{ij}(t)$ que da la modificación que se debe incorporar en dicho peso, el cual quedará actualizado de la forma:

$$\Delta w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (5)$$

El proceso de aprendizaje es usualmente iterativo, actualizándose los pesos de manera anterior, una y otra vez, hasta que la red alcanza el rendimiento deseado (Martín del Brío y Sanz, 2007).

3.5.1. Tipos de Aprendizaje

Aprendizaje Supervisado: Este tipo de aprendizaje se presenta cuando a la red se le proporciona las respuestas deseadas u objetivos los cuales representan la acción óptima a realizar por la red neuronal. Los parámetros de la red son ajustados bajo la influencia combinada del vector de entrenamiento y la señal de error, esta última está definida como la diferencia entre la respuesta deseada y la respuesta actual de la red (Haykin, 1999). En el aprendizaje supervisado se presenta a la red un conjunto de patrones, junto con la salida deseada u objetivo, e iterativamente ésta ajusta sus pesos hasta que su salida tiende a ser la deseada, utilizando para ello información detallada del error que comete en cada paso (Martín del Brío y Sanz, 2007).

Aprendizaje no supervisado: en este tipo de aprendizaje se presenta a la red multitud de patrones sin desear las respuestas que se desean (targets). La red, por medio de la regla de aprendizaje, estima una función densidad de probabilidad, a partir de lo cual pueden reconocerse regularidades en el conjunto de entradas, extraer rasgos o agrupar patrones según se similitud (clustering) (Martín del Brío y Sanz, 2007).

Se debe señalar que existen más tipos de aprendizajes pero aquí se enfatiza en los más comunes según los diferentes modelos neuronales, es decir, el aprendizaje no supervisado, por ejemplo, es típicamente empleado en el modelo de mapas auto organizados y en el caso del aprendizaje supervisado éste es común entre modelos de red de relativa simplicidad como el Multi-Layer Perceptrón (Martín del Brío y Sanz, 2007).

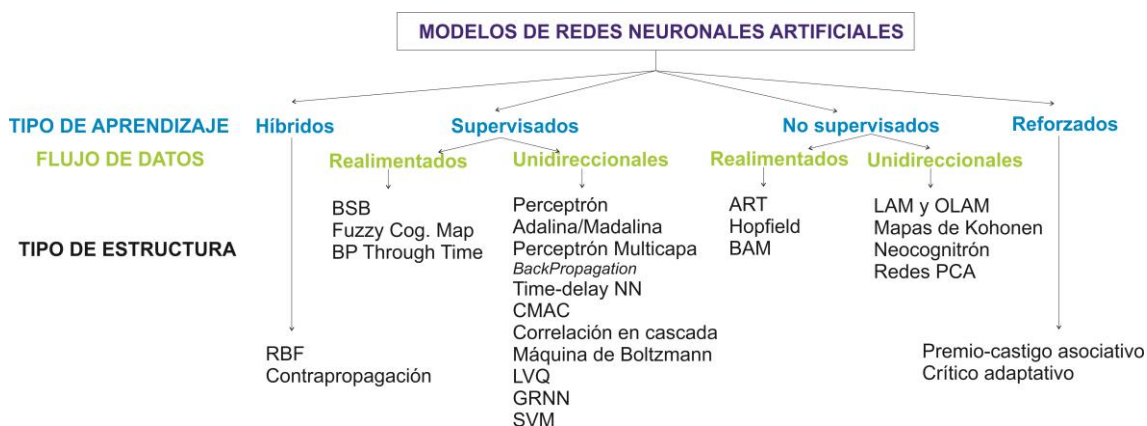
3.6 FASE DE EJECUCIÓN

Después de la fase de entrenamiento los pesos de la red neuronal quedan fijos y se encuentra lista para procesar datos, es decir, la red ha adquirido la capacidad de proponer respuestas coherentes con base en los parámetros con los que fue entrenada. Este modo de operación se denomina modo recuerdo o de ejecución (recall) (Martín del Brío y Sanz, 2007). En analogía con el cerebro cuando un patrón de actividad es aprendido este es almacenado y recordado después cuando sea requerido (Haykin, 1999). En este sentido a una RNA se le atribuye una memoria asociativa y distribuida que le permite generar una respuesta acorde a lo aprendido en la fase de entrenamiento al exponerse a nueva información.

3.7 CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS NEURONALES

Como se ha señalado con anterioridad las RNA se pueden clasificar según su tipo de aprendizaje y estructura, además se distinguen dos maneras en las que se puede dar el flujo de los datos (unidireccional-realimentado). De esta forma en Martín del Brío y Sanz (2007) surge una clasificación complementada aquí (ver Figura 7). Se puede apreciar que el conjunto de modelos unidireccionales y de aprendizaje supervisado es el más numeroso y también el más empleado en las aplicaciones prácticas. Dentro de este conjunto se va hacer énfasis en el Perceptrón Multicapa (MLP) ya que es la estructura usada en el presente trabajo de investigación.

Figura 7. Modelos de redes neuronales artificiales con base en los tipos de aprendizaje, flujo de datos y estructura.



Fuente: Tomado y modificado de Martín del Brío y Sanz (2007).

3.7.1. PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP) O RED DE RETROPROPAGACIÓN (BP)

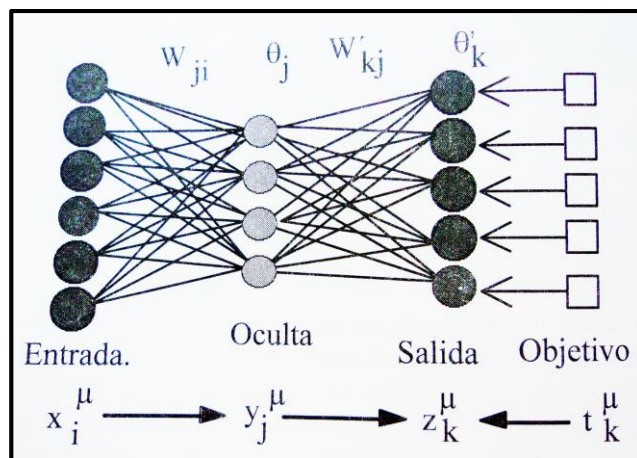
En estudios de movimientos en masa, el modelo neuronal de Perceptrón Multicapa (MLP), una red supervisada con flujo de datos unidireccional y con algoritmos de aprendizaje back-propagation (BP), (ver Figura 7) es la más ampliamente usada (Lee *et al.*, 2006 en Tien *et al.*, 2012), por lo tanto se hace énfasis este tipo de red ya que también es el implementado en el presente trabajo investigativo. En general, la arquitectura de este modelo consiste de tres capas: entrada, salida y oculta (Tien *et al.*, 2012), siendo el más utilizado para llevar a cabo predicciones y análisis geoespaciales (Gómez y Kavzoglu, 2005).

El algoritmo de aprendizaje define cómo los pesos de la red son ajustados entre sucesivos ciclos o épocas de entrenamiento, donde el algoritmo BP es el más popular por su flexibilidad y adaptabilidad en el modelado de un amplio rango de problemas en diferentes campos de aplicación. El algoritmo opera mediante la técnica de descenso de gradiente para localizar el punto con el mínimo error, búsqueda llevada a cabo con el uso de una función coste definida en función de los pesos. Cada iteración en el algoritmo BP tiene dos movimientos básicos: orientados hacia adelante y hacia atrás. El ciclo de propagación hacia adelante inicia con la presentación de patrones de entrada a la red. La corrección del error

hacia atrás inicia en la capa de salida pasando por la capa oculta hacia la capa de entrada para ajustar los pesos y así reducir el error. La interacción es mantenida hasta que el error es reducido a un nivel aceptable en términos de un número predeterminado de veces (Gómez y Kavzoglu, 2005).

En muchas ocasiones el conjunto estructura MLP + aprendizaje BP suele denominarse red de retro-propagación o BP la cual puede tener más de una capa oculta. La estructura del MLP se presenta en la Figura 8 donde x_i son las entradas de la red, y_j las salidas de la capa oculta, z_k las salidas globales de la red y t_k las salidas objetivo (targets). Por otra parte, w_{ji} son los pesos de la capa oculta y θ_j sus umbrales, w'_{kj} los pesos de la capa de salida y θ'_k sus umbrales (Martín del Brío y Sanz, 2007). Sea un MLP de tres capas, dado un patrón de entrada x^μ , ($\mu= 1, \dots$), la expresión global de esta arquitectura de red es como se muestra en la Figura 8.

Figura 8. Arquitectura de una red MLP.



Fuente: Martín del Brío y Sanz (2007).

La operación de un MLP con una capa oculta y neuronas de salida lineal se expresa matemáticamente de la siguiente manera:

$$z_k^\mu = g \left(\sum_j w'_{kj} y_j^\mu - \theta'_k \right) = g \left(\sum_j w'_{kj} f \left(\sum_i w_{ji} x_i^\mu - \theta_j \right) - \theta'_k \right) \quad (6)$$

Donde $g(.)$ es la función de activación de las neuronas de salida y $f(.)$ la de las ocultas, siendo ambas sigmoideas (ver Figura 5).

El aprendizaje por retropropagación de errores (BP) consiste básicamente en actualizar los pesos cada vez que la salida sea comparada con el objetivo y el error entre ellos no sea aceptable. En Martín del Brío y Sanz (2007) el procedimiento se resume de la siguiente manera:

1. Establecer aleatoriamente los pesos y umbrales iniciales.
2. Para cada patrón μ del conjunto de aprendizaje:
 - 2.1. Llevar a cabo una fase de ejecución para obtener la respuesta de la red ante el patrón μ -ésimo.
 - 2.2. Calcular las señales de error asociadas (error de la salida de la red y error de las sinapsis de la capa oculta).
 - 2.3. Calcular el incremento parcial de los pesos y umbrales debidos a cada patrón μ .
3. Calcular el incremento total (para todos los patrones) actual de los pesos.
4. Actualizar pesos.
5. Calcular el error actual y volver al paso 2 si todavía no es satisfactorio.

(Martín del Brío y Sanz, 2007).

Siendo el BP el algoritmo innato de una red MLP existen variantes que aceleran su ritmo de aprendizaje, las cuales se definen como funciones de entrenamiento en el Neural Network Toolbox de Matlab. Entre ellas se encuentran Levenberg-Marquardt (LM) y Bayesian Regularization (BR), ambas implementadas en Tien *et al.* (2012), cuya exactitud de predicción fue de 90,3% y 86,1% respectivamente (cálculos realizados mediante curvas ROC). En este sentido se optó por usar la función BR en esta investigación ya que su alto grado de rendimiento ha sido comprobado en trabajos previos como el citado y cuya definición según Matlab (2015) ponderan su implementación “La función BR reduce al mínimo la combinación de los errores cuadráticos y los pesos para determinar la combinación correcta, así como produce una red que generalice bien”. El término

“generalización” es uno de los aspectos fundamentales de las RNA, ya que es la capacidad de la red de dar una respuesta correcta ante patrones que no han sido implementados durante su entrenamiento no cayendo en la memorización de los ejemplos presentados en esa fase (Martín del Brío y Sanz, 2007).

3.8 SOBREAPRENDIZAJE

En la fase de entrenamiento de la red se debe considerar el error de aprendizaje, en este caso determinado por el Neural Network Toolbox de Matlab y calculado como la suma de los errores cuadráticos (SSE). Por otra parte, existe también un error de generalización, que se puede medir empleando un conjunto representativo de patrones diferentes a los utilizados en el entrenamiento (Martín del Brío y Sanz, 2007) (seleccionado aleatoriamente por el Neural Network Toolbox).

Al inicio del entrenamiento la red se adapta progresivamente al conjunto de aprendizaje, acomodándose al problema y mejorando la generalización. Sin embargo, en un momento dado el sistema se ajusta demasiado a las particularidades de los patrones empleados en el entrenamiento, aprendiendo incluso el ruido, por lo que crece el error que comete ante patrones diferentes a los empleados en el aprendizaje (error de generalización). En este sentido se debe buscar conservar un error de aprendizaje o entrenamiento no tan pequeño para evitar caer en el sobreaprendizaje de la red, pasando de la generalización a la memorización (Martín del Brío y Sanz, 2007).

4. ANTECEDENTES

Dentro de los trabajos orientados a la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa en la Plancha 136-Málaga se encuentran los apartados incluidos en los Esquemas de Ordenamiento Territorial (EOT) y de una forma más puntual investigaciones como las realizadas por Portilla (1999) y Vesga (2009) en localidades específicas de la región. Por su parte el INGEOMINAS, ahora SGC, a través de un trabajo mancomunado con el IDEAM y varias universidades del país, ha generado mapas de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa a escalas 1:1'500.000 (INGEOMINAS, 2001 en SGC, 2013), 1:500.000 (INGEOMINAS e IDEAM, 2009 en SGC 2013) y 1:100.000 (SGC y UIS, 2015). La mayoría de estos estudios se han basado en la metodología heurística, con excepción de los trabajos a nivel local (Portilla, 1999 y Vesga, 2009). En general el método de evaluación de la susceptibilidad varía según la información disponible y la escala de trabajo, entre ellos se encuentran el heurístico, estadístico, determinístico y estocástico. El método heurístico se basa en la asignación de pesos a las variables que influyen en el desarrollo de los eventos por parte del criterio del investigador argumentados con trabajo de campo, combinación de mapas cualitativos y la experiencia del profesional (Gómez y Kavzoglu, 2005). Los métodos estadísticos permiten hacer predicciones en áreas libres de movimientos con base en la interacción de los factores que han generado eventos en el pasado y que se puedan determinar mediante análisis estadísticos (SGC, 2013). Los métodos determinísticos se basan en el análisis de estabilidad de la ladera generalmente con el objetivo de evaluar un factor de seguridad, cuya correcta aplicación requiere de datos geotécnicos e hidrogeológicos detallados y el conocimiento correcto de los mecanismos característicos que afectan las laderas investigadas (Ermini *et al.*, 2005). Los métodos estocásticos son aquellos que implementan variables tomadas como datos al azar, los cuales se relacionan entre ellas con funciones probabilísticas (SGC, 2013), entre esos métodos se incluyen las redes neuronales artificiales implementado en el presente trabajo de investigación.

Teniendo en cuenta que el método aquí utilizado no ha sido implementado en el área de estudio, además de los trabajos realizados en la zona, también se hace una breve reseña de las redes neuronales artificiales como herramienta en la evaluación de la susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa en otras regiones dentro y fuera del país.

4.1 SUSCEPTIBILIDAD Y AMENAZA POR MOVIMIENTOS EN MASA EN EL ÁREA DE ESTUDIO

4.1.1. Esquemas de Ordenamiento Territorial (EOT)

Los EOT de los municipios que constituyen la Plancha 136 incluyen un apartado importante pero general sobre la susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa sin definición de la escala de trabajo. Entre ellos se encuentra el EOT del municipio de Onzaga (Alcaldía de Onzaga, Santander, 2000) en el que se definen como zonas susceptibles gran parte de los tramos viales Onzaga-Susa y Onzaga-Covarachía, en los cuales se encuentran afloramientos de rocas sedimentarias. Por otra parte, aunque no se exponen los resultados de la determinación cualitativa que se señala en los EOT de los municipios Capitanejo y (Alcaldía de Capitanejo, Santander, 2003) y Macaravita (Alcaldía de Macaravita, Santander, 2003) se indica que la evaluación de la amenaza geodinámica externa (movimientos en masa) fue basada en el grado de afectación de la vegetación y exposición al agente detonante. En ese mismo año se publicó el EOT del municipio de Molagavita (Alcaldía de Molagavita, Santander, 2003) en el que se presentan, de forma un poco más detallada, los niveles de susceptibilidad definidos a partir de variables como geología, geomorfología, pendientes, densidad de drenaje e intensidad de erosión. Así mismo, con fecha del 2003 el EOT del municipio de Málaga (Alcaldía de Málaga, Santander, 2003) describe los niveles de susceptibilidad alta y moderada determinados a partir de la superposición de un mapa de movimientos (resultante de la fotointerpretación y verificación de campo) con los mapas de geología, pendientes, uso y potencial del suelo, isoyetas, erosión e hidrografía. El EOT del

municipio de Carcasí (Alcaldía de Carcasí, Santander, 2003) basa la metodología para la determinación de la susceptibilidad en la valoración de indicadores como el relieve relativo, litología y humedad natural del suelo, de esta manera se crea un mapa a partir de la superposición de los mapas geológico, geomorfológico, uso del suelo, clima, zonas de vida, pendientes y los diferentes tipos de movimientos. En los EOT de los demás municipios de Santander que cubre la Plancha 136-Málaga, no presentan información significativa sobre la metodología y/o resultados de un estudio donde se evalué la susceptibilidad por movimientos en masa. Por otra parte, de los tres municipios del departamento de Boyacá que abarca la Plancha 136, Covarachía presenta el área más representativa, cuyo EOT (Alcaldía de Covarachía, Santander, 2007) señala brevemente que los niveles de susceptibilidad por movimientos en masa y erosión fueron definidos con base en el inventario de eventos realizado en trabajo de campo y su superposición en el mapa geomorfológico del sector.

4.1.2. Otros trabajos e investigaciones

Una investigación puntual y detallada llevada a cabo dentro de la Plancha 136 fue la realizada por Portilla (1999), quien calculó la probabilidad de reactivación de un deslizamiento cuya área afectada (20 ha.) y cercanía al barrio Los Naranjitos (SE del casco urbano de Málaga) lo hizo motivo de estudio y análisis. La metodología utilizada en esa investigación se basó en una aplicación de la teoría de lógica difusa denominada “Conjuntos Difusos”, la cual hace una aproximación al razonamiento humano a partir del conocimiento y experiencia del geocientífico. En el marco de los proyectos desarrollados por el INGEOMINAS está el Mapa Nacional de Amenaza Relativa escala 1:1'500.000 (INGEOMINAS, 2001 en SGC, 2013) que para el año 2009 fue actualizado y mejorado mediante el trabajo conjunto entre el Instituto y el IDEAM a escala 1: 500.000 generados mediante el método heurístico (INGEOMINAS e IDEAM, 2009 en SGC 2013), en este último la Plancha 136 se caracteriza por la predominancia de la amenaza alta. Por otra parte, a modo de trabajo de grado, Vesga (2009) hizo la evaluación de la amenaza por movimientos en masa en la

microcuenca de la quebrada La Virgen localizada en el municipio de San José de Miranda, cuya metodología se basó en el método explícito empírico a escala 1:25000. Debido a unas de las más fuertes temporadas invernales durante los años 2008 y 2009, se hizo necesario generar un mapa de mayor detalle que sirviera como insumo en los planes de contingencia y de ordenamiento territorial de los municipios. Para este fin el SGC en convenio con varias universidades, entre ellas la UIS, llevaron a cabo el proyecto de Zonificación de la Susceptibilidad y Amenaza por movimientos en masa escala 1:100.000, donde el mapa generado a partir de una metodología heurística de la Plancha 136-Málaga se caracteriza por la predominancia del nivel de susceptibilidad moderada.

4.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

La mayoría de los estudios cuyo análisis de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa implementan las RNA presentan características comunes en su cuerpo metodológico. Entre ellas se encuentran: el tipo de red neuronal MLP-BP y sus parámetros de entrenamiento; algunos atributos de evaluación (pendientes, geología, suelo, cobertura del suelo) utilizados en formato raster pero difiriendo en el tamaño de celda según la escala de trabajo y las curvas de validación. Por otra parte, una conclusión en común que comparten los artículos y trabajos citados a continuación, es definir el atributo pendientes como la variable de mayor incidencia en la ocurrencia de movimientos en masa, sin afirmar que la activación de un evento dependa solamente de una variable.

El uso de las RNA, en el marco de la inteligencia artificial se remonta a los años 50 basado en los avances tecnológicos de la segunda guerra mundial en términos de cibernética clásica, pero a partir de los 80 ha habido un resurgimiento en su implementación al verse como una solución a las tareas del ámbito real cuya información se caracteriza por ser masiva, imprecisa y distorsionada (Martín del Brío y Sanz, 2007). En ese contexto se enmarcan los

eventos cuyas ocurrencias dependen de tantos factores que su análisis resulta complejo como lo es la susceptibilidad por movimientos en masa.

Entre los trabajos de evaluación de la susceptibilidad donde se implementan las RNA está el de Ermini *et al* (2005), en el cual se utilizaron dos tipos de redes: MLP-BP y la red neuronal probabilística PNN para evaluar la cuenca del río Riomaggiore (Italia); finalmente la validación de los resultados expuso que la red MLP-BP tuvo mejor rendimiento. En el mismo año, Gómez y Kavzoglu publicaron la evaluación de susceptibilidad de la cuenca del río Jabonosa en los Andes Venezolanos mediante una red MLP-BP con nueve atributos de evaluación y 28 neuronas ocultas. En el caso de Colombia, una de las pocas investigaciones realizadas en la que se hace uso de las RNA para determinar la susceptibilidad y amenaza ha sido la llevada a cabo por Londoño (2007), quien evalúa de forma íntegral el riesgo frente a movimientos en masa de la ciudad de Manizales. Otra implementación del también llamado modelo de “caja negra” es el realizado por Canani *et al.* (2008) en el municipio de Potenza, Italia, cuya arquitectura de red se conformó de siete parámetros de entrada y cinco neuronas ocultas, finalmente se obtuvo el mapa de susceptibilidad compuesto de tres categorías. Otro de los trabajos realizados en Colombia es la zonificación de amenaza por movimientos en masa, avenidas torrenciales e inundaciones en el marco de un convenio entre la UNAL Sede Medellín y entes gubernamentales en el 2009, cuya metodología fue basada en la RNA MLP-BP. En el 2010 se publicó la zonificación de susceptibilidad en una región del Himalaya en el Estado de Uttarakhand India (Chauhan *et al.*, 2010), cuyo trabajo tuvo como resultado dos mapas a partir del entrenamiento y simulación de dos RNA diferentes seleccionándose la que obtuvo la mejor validación de los resultados. En Pradhan y Lee (2010) se implementaron diez parámetros de entrada en una red tipo MLP-BP cuyos resultados fueron validados a partir de la localización de los movimientos mediante una gráfica de proporción de frecuencia y una curva de frecuencia acumulada, suministrando un nivel de pronóstico satisfactorio en la región montañosa de Cameron, Malasia. En el mismo año Pradhan *et al.* (2010) publicaron la implementación de las RNA en la evaluación de la susceptibilidad

en tres regiones de Malasia incluyendo la de Cameron, Isla Penang y Selangor, para este fin se utilizó una estructura de red conformada por 15 parámetros de entrada y 32 neuronas ocultas, utilizada para las tres áreas de estudio. En el año 2012 fue publicada la evaluación de la susceptibilidad en la provincia Hoa Binh de Vietnam por Tien *et al.* (2012) cuyo trabajo se basa en la comparación de los resultados a partir de dos redes con igual estructura pero diferentes tipos algoritmos de aprendizaje Back Propagation, Bayesian Regularized y Levenberg-Marquardt, siendo el primero el de mejor rendimiento ya que se considera menos sensible al sobre-entrenamiento además de presentar mayor capacidad de predicción y la mejor correspondencia entre el mapa resultante y los movimientos de entrenamiento. Conforti *et al.* (2014) publicaron la evaluación de susceptibilidad del área de captación del Río Turbolo, Italia, la cual se caracterizó por la distinción que hizo entre las zonas de depleción y acumulación que constituyen el cuerpo de un movimiento, siendo la primera el área que realmente posee las características que determinan los altos niveles de susceptibilidad de una ladera.

5. VARIABLES PARA LA DETERMINACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA

Para la determinación de los índices de susceptibilidad se tuvieron en cuenta 20 variables que influyen de manera determinante en la activación de los movimientos en masa. La definición de cada una de ellas, en parte, se hace con base en el Documento Metodológico de la Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa Escala 1:100.000 (SGC, 2013) ya que en este trabajo se implementan los mismo criterios (geomorfología, geología, suelos y cobertura vegetal). Los 20 atributos fueron utilizados en formato raster, con una resolución espacial de 30,86458636 x 30,86458636 m (tamaño debido al formato del DEM suministrado y procesado), cuya generación y tratamiento a partir de los insumos proporcionados dentro del marco del Proyecto Nacional de Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa es explicado en el subcapítulo 6.2.

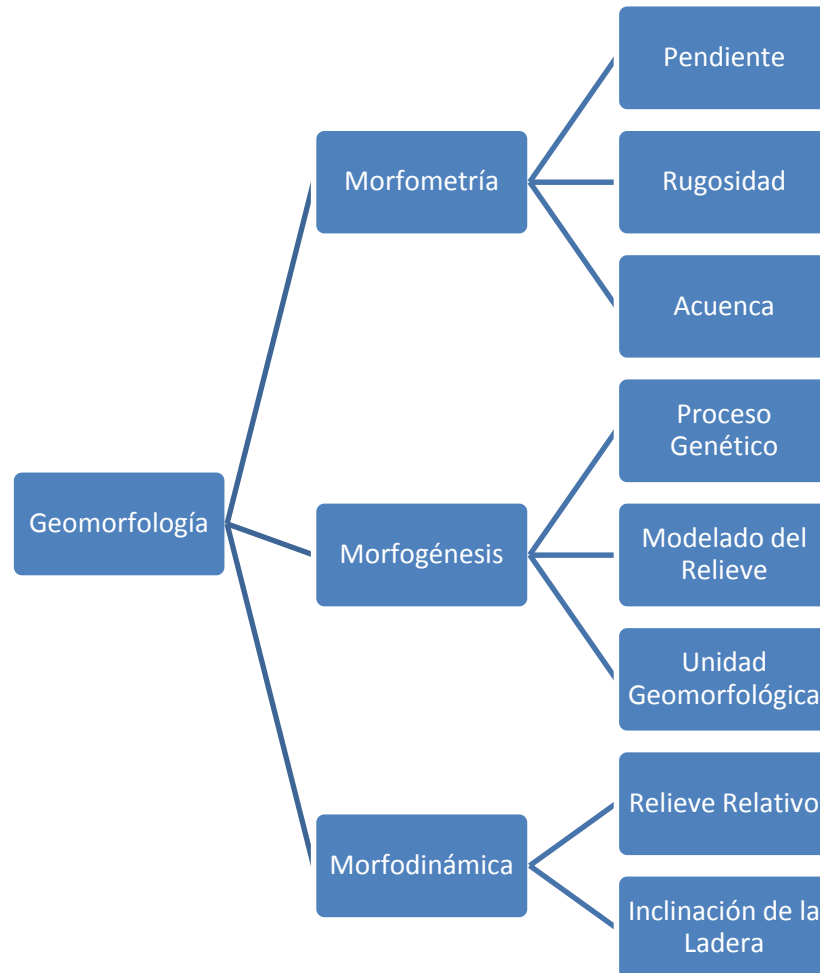
5.1 GEOMORFOLOGÍA

En Lugo *et al.* (1989) la geomorfología es definida como el estudio del relieve terrestre: su estructura, procesos morfogenéticos, historia de desarrollo y dinámica actual. La palabra geomorfología deriva de tres palabras griegas cuyo significado es 'el estudio de las formas de la tierra'. Este es el estudio de las características físicas de la superficie de la tierra, sus paisajes, ríos, colinas, planicies, playas, dunas de arena, y otras innumerables (Huggett, 2007).

La geomorfología aplicada a estudios de estabilidad de laderas se debe describir en términos de sus características cuantitativas y cualitativas, en este sentido en el Documento Metodológico de la Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa Escala 1:100.000 (SGC, 2013) el criterio geomorfológico es subdividido en tres variables: morfometría, morfodinámica y morfogénesis.

Las cuales se componen a su vez de atributos puntuales como se puede ver en la Figura 9.

Figura 9. Atributos del criterio geomorfológico.



5.1.1 Morfometría

La morfometría describe cuantitativamente la forma de la superficie terrestre, siendo a su vez un componente importante del análisis terrestre y modelado de superficies (Huggett, 2007). Trata de aspectos cuantitativos en términos de pendientes, rugosidad y acuenca, los cuales fueron generados a partir del modelo digital de elevaciones (DEM) de la Plancha (SGC, 2013).

5.1.1.1 Pendiente

La pendiente se define como el ángulo existente entre la superficie del terreno y la horizontal. Su valor se expresa en grados de 0° a 90° o en porcentaje (en grados para el presente trabajo), se relaciona con los movimientos en masa de manera que; a mayor el grado de pendiente aumenta la susceptibilidad a los movimientos en masa. Este atributo presenta cinco categorías (ver Tabla 3).

Tabla 3. Categorías del atributo Pendientes.

Pendiente	Grados
Plana a suavemente inclinada	0-7
Inclinada	7-11
Muy inclinada	11-19
Abrupta	19-40
Escarpada	>40

Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013).

5.1.1.2 Rugosidad

El término de rugosidad se puede definir como una característica del estrato rocoso o como una característica de la superficie del terreno, el primero asociado principalmente a la resistencia al flujo de agua y el segundo en función de la pendiente. A pesar de la diferencia de enfoques en la definición de la rugosidad se considera que ambos se complementan ya que las variaciones de la pendiente también dependen de las características de la capa que a su vez influye en la resistencia al flujo de agua.

La rugosidad de una capa es un componente importante de la resistencia general al flujo de agua a lo largo del canal. El agua fluye a lo largo de un canal bajo la influencia en gran parte de dos grandes fuerzas: el componente de ladera abajo (downslope) (que actúa para impulsar un flujo a lo largo del canal) y la resistencia del canal (que actúa para retenerlo). Si la resistencia es baja, entonces un flujo

dado tiene una velocidad alta y una profundidad baja. Si la resistencia es alta, el mismo flujo tiene una velocidad baja y una profundidad alta (Goudie, 2006). La resistencia al flujo es determinada principalmente por la resistencia friccional de la capa, la cual varía con la rugosidad de la misma dependiendo del material que la conforma (arena, grava etc.) (Goudie, 2006).

En el Documento Metodológico (SGC, 2013) la rugosidad del terreno se define como la variación de la pendiente en un área y representa la desviación del vector normal a la superficie en cada celda. El valor 1 corresponde a rugosidad nula y los valores se hacen menores al aumentar la dispersión de los vectores (alta rugosidad) (ver Tabla 4). Se relaciona con los movimientos en masa de manera que las laderas de rugosidad alta son más propensas a presentar movimientos debido a que los cambios sucesivos de pendientes favorecen una mayor infiltración del agua en el terreno y por ende, aumenta la inestabilidad del mismo (SGC, 2013).

Tabla 4. Categorías del atributo Rugosidad.

Rugosidad	Variación de la Pendiente
Muy Baja o Nula	1-0,997
Baja	0,997-0,995
Media	0,995-0,99
Alta	0,99-0,985
Muy Alta	0,985-0,442

Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013).

5.1.1.3 Acuenca

El atributo acuenca corresponde a la sumatoria de la superficie de la cuenca aguas arriba vertida en una celda (cuenca acumulada) (ver Tabla 5). Esta variable se deriva del Modelo Digital de Elevación MDE y se expresa en m² (SGC, 2013). El área de la cuenca se relaciona con la cantidad de agua que es

capaz de recoger e infiltrar en un terreno, a mayor superficie más agua infiltrada y más posibilidades de desarrollar inestabilidad en el terreno (Neuland, 1976; Hatano, 1976; Okimura, 1983; Oyagi, 1984 en SGC, 2013).

Tabla 5. Categorías del atributo Acuenca.

Acuenca	m ²
Divisoria de aguas y Qdas.-ríos	0 y >1000000
Escorrentía lenta	0-3500
Drenaje no permanente	3500-40000
Flujo acumulado	40000-1000000

Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013).

5.2.1. Morfogénesis

La morfogénesis corresponde al origen de las formas del terreno, es decir, las causas y procesos que dieron la forma al paisaje. El origen del paisaje depende de los procesos endogenéticos y la modificación de los agentes exogenéticos (agua, viento, hielo), que actúan sobre la superficie terrestre en diferentes proporciones e intensidades, y durante intervalos de tiempos geológicos, modelando el terreno. La información morfogenética es representada en forma de unidades geomorfológicas; los parámetros de evaluación morfométrica permiten caracterizar una geofoma en su orden espacial individual y en su entorno, la morfogénesis junto a la morfocronología, recopila, explica y sintetiza la evolución geológica del relieve actual (SGC, 2013). El criterio morfogenético consta de tres atributos: proceso genético, modelado del relieve y ambiente de formación (unidades geomorfológicas).

5.2.1.1 Proceso Genético

Este atributo es referido a la presencia o ausencia de fuerzas internas corticales que contribuyan por sí mismas a la formación del relieve. En este sentido se presentan dos procesos genéticos: proceso endógeno y proceso exógeno. Entre

los procesos endógenos se encuentran el volcánico y estructural en los cuales las fuerzas internas corticales son el principal agente que contribuye a la dinámica de este tipo de ambientes morfogenéticos. Los procesos exógenos son aquellos donde el principal agente genético es externo, cuya interacción con el material geológico conlleva a su modelamiento y desarrollo geomorfológico, entre ellos se encuentran el denudacional, cárstico, fluvial, eólico, glacial, marino y antrópico.

5.2.1.2 Modelado del Relieve

El modelo del relieve es un atributo morfogenético que define el estado de construcción o destrucción de una geoforma como resultado de procesos de agradación o degradación, respectivamente. En términos de ocurrencias de movimientos en masa el modelado agradacional se considera el más susceptible ya que se encuentra relacionado con transporte y acumulación de material (SGC, 2013).

5.2.1.3 Unidad Geomorfológica

Las geoformas son el resultado de la interacción de las características litológicas y estructurales que hacen parte del marco geológico de una región y factores externos que conllevan al modelado del registro geológico mediante procesos de erosión y meteorización. La predominancia de un tipo de proceso genético junto con la influencia de variables como el sistema de red de drenaje, elevación topográfica, pendientes, entre otras, hace parte de la definición de un ambiente morfogenético. La constate interacción entre dichas características incluyendo las geológicas, edafológicas y de cobertura conllevan a que la identificación de los ambientes geomorfológicos y sus respectivas unidades jueguen un papel importante en la determinación de la susceptibilidad por movimientos en masa. Esto debido a que los procesos morfogenéticos son dinámicos y como resultado de la evolución de los mismos y/o por acciones antrópicas dan lugar a la activación de movimientos.

En el capítulo 2.5 se hace la descripción de las características geomorfológicas de la Plancha 136-Málaga cuya interpretación fue llevada a cabo por geólogos UIS en acompañamiento con el SGC.

5.2.2. Morfodinámica

Como parte de la evolución de un ambiente morfogenético se incluyen los procesos de erosión, transporte, depositación y meteorización los cuales afectan de forma directa el material litológico, depósitos y suelos. Dependiendo de la intensidad de aquellos procesos se dan lugar los movimientos en masa, cuya activación o inhibición es influido por atributos geomorfológicos como la inclinación de la ladera y el relieve relativo. Los movimientos también hacen parte de la morfodinámica actuando como factores activos del modelamiento de las geoformas en respuesta a la interacción de muchas variables que pueden ser de origen natural y/o antrópico.

5.2.2.1 Relieve Relativo

El relieve relativo es la diferencia de altitud de una geoforma independiente de su altura sobre el nivel del mar (ver Tabla 6). Esta medida es equivalente a la diferencia entre las alturas de la parte más alta y la parte más baja de una geoforma omitiendo la morfogénesis de la misma (SGC, 2013).

Tabla 6. Categorías del atributo Relieve Relativo.

Relieve Relativo	m
Muy Bajo a Bajo	<50-200
Moderado	200-400
Alto a extremadamente alto	400->2500

Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013)

5.2.2.1 Inclinación de la Ladera

Es una característica geomorfológica sujeta al tipo de material que la constituye (ver Tabla 7). La relación entre este atributo y los movimientos en masa es

directamente proporcional, teniendo en cuenta prioritariamente el material en el que se desarrolla la ladera (SGC, 2013).

Tabla 7. Categorías de la inclinación de la ladera cuya definición se encuentra directamente relacionada con las características del material en el que desarrollan.

Inclinación (Grados)	Descripción	Características del Material
<5-10	Plana a inclinada	Muy blando a blando
10-20	Muy inclinada-Abrupta	Moderadamente blando a moderadamente resistente
20->45	Muy abrupta-Muy escarpada	Resistente a extremadamente resistente

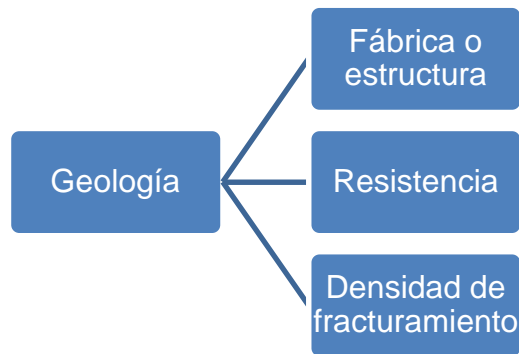
Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013).

5.2 GEOLOGÍA

La evaluación de los atributos geológicos en el proyecto “Zonificación de la Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:100.000” para el caso de la Plancha 136-Málaga se basó en su mapa geológico 1:100.000 (Vargas *et al.*, 2009) y en las estructuras presentes en el Mapa Geológico de Colombia (MGC, 2007 en SGC, 2013), utilizado igualmente en el proyecto “Zonificación de la Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:500.000” (SGC, 2013).

La caracterización geológica con fines de aplicación en los estudios de ingeniería debe contemplar los elementos básicos de las propiedades y características de los materiales rocosos (SGC, 2013). Por lo tanto los atributos del estado físico de la roca (ver Figura 10) definen las características litológicas que más influyen o que juegan un papel importante en la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa.

Figura 10. Atributos del criterio Geológico.



5.2.1 Fábrica o estructura

El término “fábrica” se refiere al arreglo de partículas, grupos de partículas y espacios vacíos en un suelo. El término “estructura” es utilizado por algunos como sinónimo de fábrica, sin embargo, la estructura tiene un significado más amplio, ya que integra los efectos combinados de la fábrica, composición y fuerzas entre partículas (SGC, 2013). Este atributo tiene gran influencia en el comportamiento de los suelos y rocas, en sus propiedades geomecánicas y de distribución de partículas (anisotropía) (SGC, 2013). En la Tabla 8 se describen los tipos de fábrica definidos en el Documento Metodológico (SGC, 2013) que fueron adjudicados a cada una de las formaciones y cuerpos ígneo-metamórficos presentes en la Plancha 136-Málaga según sus características litológicas y de estructura.

5.2.2 Resistencia

La resistencia se encuentra entre una de las propiedades mecánicas de las rocas, definida por la composición química y mineralógica, textura y estructura de las mismas. La vida útil de un material se puede caracterizar mediante la resistencia de los materiales a los agentes de deterioro, en este caso resistencia a la compresión, impacto y penetración. La definición de este atributo para la litología de la Plancha 136-Málaga se basó en las categorías de resistencia a la compresión simple de las rocas según Hoke (1996) (ver Tabla 9) (SGC, 2013).

Tabla 8. Categorías del atributo Fábrica-Estructura.

Fábrica	Características
Cristalina Masiva	En rocas de cualquier origen (ígneo, metamórfico o sedimentario) cuyas partículas minerales están entrabadas y con orientación aleatoria. Corresponde a las rocas más resistentes y menos deformables, salvo las rocas volcánicas cuya calidad es un poco dispersa según sean porosas o no lo sean. Ejemplos: granitos, basaltos, calizas, chert, cuarcitas y mármoles.
Cristalina Foliada y Rocas de Falla	En rocas cuyas partículas minerales están mecánicamente entrelazadas, con una orientación preferencial a lo largo de la cual las rocas son menos resistentes. Su calidad se dispersa como consecuencia de su fábrica orientada, es decir, por los planos de esquistosidad y foliación. Ejemplos: Pizarras, filitas, esquistos, milonitas.
Cristalina Bandeada	En rocas cuyas partículas minerales están mecánicamente entrelazadas, conformando bandas composicionales con alguna influencia direccional. Ejemplo: Neis.
Clástica Cementada	En rocas con partículas cementadas, con resistencia y deformación variable, dependiendo de la calidad del material cementante, la relación matriz-clastos y el grado de empaquetamiento general que posea. Ejemplos: areniscas, conglomerados.
Clástica Consolidada	En estas rocas se presenta comportamiento variable esfuerzo-deformación, con direccionalidad de sus propiedades mecánicas. La resistencia se acrecienta con el grado de consolidación diagenética. Ejemplos: arcillolitas, lodolitas, shales.

Fuente: SGC (2013).

Tabla 9. Categorías de resistencia a la compresión simple de las rocas.

Grade	Term	Examples
R6	Extremely strong	Fresh basalt, chert, diabase, gneiss, granite, quartzite
R5	Very strong	Amphibolite, sandstone, basalt, gabbro, gneiss, granodiorite, limestone, marble, rhyolite, tuff
R4	Strong	Limestone, marble, phyllite, sandstone, schist, shale
R3	Medium strong	Claystone, coal, concrete, schist, shale, siltstone
R2	Weak	Chalk, rock salt, potash
R1	Very weak	Highly weathered or altered rock
R0	Extremely weak	Stiff fault gouge

Fuente: Hoke (1996) en SGC (2013).

5.2.3 Densidad de fracturamiento

La variable densidad de fracturamiento fue generada por el SGC con base en el mapa geológico de Colombia escala 1:500.000, la cual incluye el trazado de las fallas y lineamientos estructurales, así como los ejes de los pliegues mayores más persistentes que afectan las rocas.

La densidad de fracturamiento se define como la frecuencia de líneas que representan fallas o estructuras por área. En el Documento Metodológico (SGC, 2013) se explica de forma detallada el cálculo de esta variable, sin embargo, de forma general se puede señalar que la densidad de fracturamiento es equivalente a la sumatoria de los productos entre la longitud del trazo de la falla o estructura y su ponderación según la tasa de desplazamiento que presente. Para ese fin se tomó como base las tasas de desplazamiento de las estructuras con deformaciones en el Cuaternario, determinadas por Paris *et al.* (2000) en SGC (2013) y el grupo de Amenazas Sísmica de INGEOMINAS. Se asume que a mayor tasa de desplazamiento hay un mayor grado de fracturamiento (SGC,

2013). Las categorías de este atributo van desde la ausencia del mismo, en las regiones donde no hay influencia de estructuras o fallas regionales hasta la densidad de fracturamiento muy alta, característica de las zonas donde convergen varias estructuras y/o fallas regionales.

5.3 SUELOS

El suelo consiste en varios horizontes que surgen de una transformación compleja de la roca madre por la acción combinada del clima, la vegetación, organismos y la topografía (Lugo *et al.*, 1989). Como parte de la evolución de los horizontes edafológicos y como resultado de la interacción entre estos y la cobertura vegetal, clima y la intervención humana se genera el desplazamiento de los mismos (SGC, 2013). El suelo, al igual que las coberturas de la tierra son la entrada y el regulador inicial de la precipitación pluvial en el ecosistema. El movimiento del agua (escurrimiento o flujo superficial, infiltración, capilaridad, percolación, entre otros), tiende a modificar el estado de la materia y la energía del suelo, afectando sus propiedades y esfuerzos, pero sin alterar su naturaleza (IDEAM, 2009 en SGC, 2013). En este sentido se seleccionaron un conjunto de atributos (ver Figura 11) que influyen de forma directa en la ocurrencia de movimientos en masa y permiten evaluar el comportamiento de los suelos

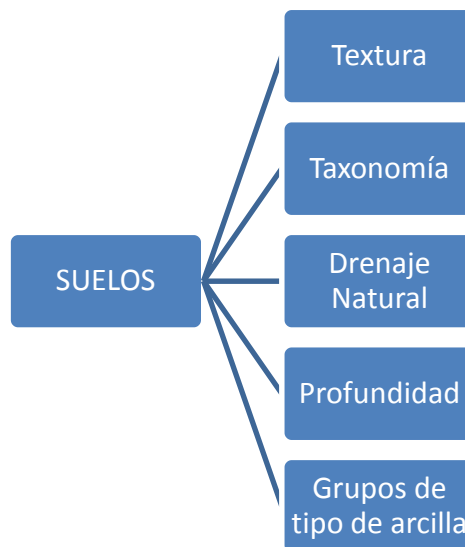
La información de la cual se derivaron los atributos del criterio edafológico en el Proyecto “Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa” fue tomada de los estudios generales de suelos a escala 1:100.000 elaborados por el IGAC (SGC, 2013) y así mismo implementada en este trabajo.

5.3.1. Textura

La textura comprende la cantidad relativa de las diferentes partículas de suelo de tamaño menor de 2 mm de diámetro (arenas, limos y arcillas). Este atributo se encuentra relacionado principalmente con la retención de humedad, aireación (difusión de gases) y permeabilidad. En suelos arcillosos el movimiento vertical

del agua es menor por cuanto los poros son más pequeños de esta manera la conductividad hidráulica también es menor, haciendo de los suelos menos permeables, la consecuencia es que aumentan el contenido de agua, se saturan y finalmente son más susceptibles a movimientos en masa. Contrario a los suelos arcillosos, los de textura gruesa (arena, grava) serán menos susceptibles por cuanto el agua se desplaza a mayor velocidad en el perfil del suelo (mayor velocidad de infiltración), caracterizando los suelos más permeables y con mayor conductividad hidráulica. Los suelos con mayor contenido de materia orgánica se saturaran, se vuelven más fluidos, menos consistentes y entre mayor sea la pendiente donde estén ubicados mayor será la susceptibilidad a moverse (SGC, 2013). Este atributo es descrito por cinco categorías donde se agrupan las clases texturales (ver Tabla 10) para la determinación de la susceptibilidad por movimientos en masa.

Figura 11. Atributos del criterio Suelos.



5.3.2. Taxonomía

La taxonomía de los suelos es un sistema de clasificación basado en las propiedades intrínsecas del suelo actual y no en su génesis para hacer e interpretar los levantamientos de suelos. La clasificación taxonómica, permite

realizar generalizaciones inductivas acerca de las características de las clases de suelos y establecer interrelaciones entre ellos (IDEAM, 2009 en SGC, 2013). El atributo de taxonomía fue utilizado en el Proyecto de Zonificación de Amenaza y Susceptibilidad por Movimientos en Masa con cinco categorías por orden de suelo (ver Tabla 11), y de igual manera ha sido utilizado en este trabajo:

Tabla 10. Clases texturales (A= Arena; L= Limo; Ar= Arcilla; F= Franco; Gr= Grava; P= Piedra; Org= Orgánico).

Clase Textural
Gr, A, FAGrP, AGr, AFP
AF, FAGr, FArAGr, FArGr, FGr, FGrP
ArA, ArGr, FA, FArLGr, ArLGr, FLGr, ArAGr
F, F-Org, FAr, FArA, FArL,FL, FLOrg
Ar, ArL

Fuente: SGC (2013).

Tabla 11. Categorías que conforman el atributo de Taxonomía.

Orden de Suelo
Oxisol, Ultisol.
Alfisol.
Mollisol, Andisol, Espodosol.
Vertisol, Aridisol.
Inceptisol, Entisol, Histosol.

Fuente: SGC (2013).

5.3.3. Grupos de Tipo de Arcilla

Según Besoain (1.985) en SGC (2013), la arcilla es un constituyente fundamental que cuantifica la mayoría de las propiedades físicas, químicas o biológicas del suelo; con tamaño menor de 2μ . Las propiedades de la arcilla se relacionan con su naturaleza coloidal y características como plasticidad, adherencia,

contracción, y otras. Estas propiedades influyen directamente sobre el comportamiento del suelo.

Suárez (1.998) en SGC (2013), señala que las arcillas son esencialmente hidróxidos de aluminio microcristalinos formando capas de silicatos, los cuales tienen una estructura en capas o partículas laminares. De las propiedades de las arcillas, la capacidad de intercambio catiónico generalmente controla su comportamiento frente al agua y su inestabilidad. A mayor capacidad de intercambio catiónico la arcilla es más inestable.

La importancia del tipo de arcilla, en los movimientos en masa, radica en el grado de estabilidad que esta presenta cuando entra en contacto con el agua, ya sea que se contraiga, se expanda o forme grietas (SGC, 2013). Este atributo consta de cinco grupos de tipo de arcilla (Tabla 12) equivalentes a las categorías presentes en la Plancha 136-Málaga.

Tabla 12. Grupos de tipos de arcilla.

Grupos De Tipo De Arcilla		
Caolinita		
Caolinita, Biotita		
Halloisita		
Caolinita,	Montmorillonita,	Vermiculita
Caolinita, Muscovita, Montmorillonita		
Montmorillonita,	Clorita,	Caolinita
Montmorillonita, Vermiculita, Caolinita		
Alófana,	Gibsita,	
Montmorillonita,	Vermiculita	
Muscovita, Illita, Vermiculita, Montmorillonita		
Muscovita,	Montmorillonita,	Vermiculita
Talco, Muscovita, Vermiculita, Montmorillonita		

Fuente: SGC (2013).

5.3.4. Drenaje Natural

El drenaje interno contribuye a la estabilización de masas de tierra, ya que logra controlar el flujo de agua subterránea, al mismo tiempo que reduce las presiones de poros y se aumenta por tanto la resistencia al corte del material (Fajardo Puerta, 2005 en SGC, 2013). Este atributo es caracterizado en cinco clases (ver Tabla 13) bajo las cuales se evalúa la susceptibilidad por movimientos en masa de la región.

Tabla 13. Tipos de drenaje.

Clase	Características
Excesivo- Moderado excesivo	No retienen agua después de las lluvias. El nivel freático nunca sube por encima de 2 m.
Bueno	Suelos óptimos para el abastecimiento de agua y aire a los cultivos. Nivel freático siempre por debajo de 80 cm.
Moderado	El agua es removida lentamente hasta el nivel freático (40-80 cm. en época de lluvias). Requiere drenaje para cultivos permanentes.
Imperfecto-Pobre	Suelos con capas impermeables que impiden percolación en época de lluvias - Agua removida lentamente y los perfiles están mojados en la época de lluvias. Se requiere drenaje.
Muy pobre- Pantanosos	Agua freática cerca o sobre la superficie. Encharcamientos permanentes - Agua freática sobre la superficie. Encharcamientos permanentes. Se requiere drenaje.

Fuente: IDEAM (2009) en SGC (2013).

5.3.5. Profundidad

Según la escala de trabajo (1:100.000) la profundidad del suelo se define hasta donde se encuentra el contacto con el material parental o litológico (SGC, 2013). La importancia de la profundidad total del perfil de suelos, radica en que nos determina hasta donde pueden penetrar las raíces de las plantas y hasta donde puede moverse el agua. De otro lado, permite determinar, de manera estimada y empírica, los volúmenes de suelos que se pueden llegar a remover (IDEAM, 2009 en SGC, 2013). Este atributo se encuentra definido por cinco categorías correspondientes a cinco rangos de profundidad que pueden desarrollar los suelos (ver Tabla 14).

Tabla 14. Niveles de profundidad del suelo.

Profundidad (cm)	Categoría
0-25	Muy baja o muy superficial
25-50	Baja o superficial
50-100	Media o moderadamente profunda
100-150	Alta o profunda
>150	Muy alta o muy profunda

Fuente: SGC (2013).

5.4 COBERTURA VEGETAL

La cobertura de la tierra es un resultado de la interacción de la dinámica natural geológica, geomorfológica, los suelos, el clima y sistemas de comunidades bióticas, interrumpida por el hombre para su supervivencia y desarrollo. Dicha interrupción genera o contribuye a la aparición de diferentes procesos como afectación en la evolución de las especies, deterioro de ecosistemas, cambios en el patrón de ciclos hidrológicos, cambios en las formas del relieve (en gran número de casos en forma negativa produciendo movimientos en masa, flujos, avalanchas, erosión).

Los atributos que permiten evaluar este criterio en términos de susceptibilidad se muestran en la Figura 12.

5.4.1. Profundidad Radicular

Este atributo define la profundidad que puede alcanzar la raíz de una planta, lo cual depende del tipo de especie. Las raíces actúan como factores estabilizadores del suelo, incrementando su resistencia al corte y la resistencia a la fuerza tractiva del agua, por lo tanto toman un papel importante en la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa.

En términos de estabilidad las raíces de extensión lateral y radial pueden tener mejor efecto que las raíces pivotantes. De igual manera una alta densidad de raíces fibrosas, de diámetro pequeño es más efectiva en el control de la erosión superficial que pocas raíces de gran diámetro. Además de la importancia que tiene la profundidad de las raíces a la hora de buscar estabilizar un terreno con un tipo de cobertura en especial también se debe contar con las propiedades mecánicas de las mismas y el tipo de suelo o aparición de roca que pueda limitar el crecimiento de estas. En la Tabla 15 se muestran las categorías de profundidad efectiva utilizadas en la evaluación de la susceptibilidad.

Figura 12. Atributos del criterio Cobertura Vegetal.

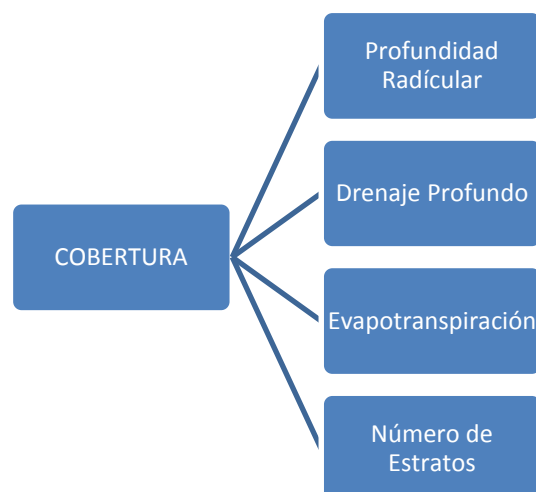


Tabla 15. Categorías del atributo Profundidad Radicular.

Profundidad Efectiva	Rango (cm)
Muy Superficial	< 25
Superficial	25-50
Moderadamente Profundo	50-100
Profundo	110-150
Muy Profundo	>150

Fuente: IGAC (2007) en SGC (2013).

5.4.2. Drenaje Profundo

Este atributo es equivalente a la facilidad con la que el flujo de agua se mueve hasta el drenaje profundo en presencia de determinada cobertura vegetal (SGC, 2013). Se encuentra definido por el porcentaje de precipitación o agua lluvia que llega hasta un acuífero (ver Tabla 16), siendo el mayor porcentaje de drenaje profundo el que favorece considerablemente la estabilidad del terreno y viceversa.

Tabla 16. Categorías del atributo Drenaje Profundo.

Drenaje Profundo	Rango (%)
Muy Superficial	0-10
Superficial	10,1-20
Moderadamente profundo	20,1-30
Profundo	30,1-40
Muy profundo	>40

Fuente: SGC (2013).

5.4.3. Evapotranspiración

Es el consumo o proceso de descargue de agua de los suelos in situ y laderas abajo llevado a cabo por la cobertura. Este atributo se mide mediante el coeficiente de cultivo (K_c) (ver Tabla 17). Entre menor sea la evapotranspiración

la saturación de los suelos aumenta y a su vez favorece el desarrollo de movimientos en masa por aumento del peso de los suelos.

5.4.4. Número de estratos

Corresponde al número de estratos desarrollados por la cobertura (ver Tabla 18), el cual depende del tipo de vegetación. Por ejemplo, en bosques bien evolucionados es posible encontrar hasta cuatro estratos y en el caso de un cultivo limpio se desarrolla un solo estrato.

Tabla 17. Categorías de Evapotranspiración definidas por rangos del coeficiente de cultivo (Kc).

Evapotranspiración	Kc
Muy Baja	0-0,5
Baja	0,51-0,8
Media	0,81-1
Alta	1,1-1,5
Muy Alta	>1,5

Fuente: SGC (2013).

Tabla 18. Categorías del atributo “Número de Estratos”.

Densidad de Estratos	No. Estratos
No presenta	0
Baja	1
Media	2
Moderadamente Alta	3
Alta	4

Fuente: Tomado y modificado de SGC (2013).

6. METODOLOGÍA

En este capítulo se describen todas las etapas que se llevaron a cabo en el presente trabajo investigativo, donde se puede apreciar de forma detallada el método de determinación de los índices de susceptibilidad por movimientos en masa, Redes Neuronales Artificiales. Con base en el tratamiento requerido de los datos se implementaron los programas ArcGIS 10.1 y MATLAB R2014a, el primero utilizado principalmente para las fases de pre-procesamiento y representación de los índices de susceptibilidad en un mapa de zonificación y el segundo para las etapas específicas de diseño, entrenamiento y simulación de la red neuronal. El toolbox utilizado en Matlab requería que los datos ingresados se expresaran en formato matricial, para lo cual se rasterizaron todas capas de los atributos que influyen en la susceptibilidad por movimientos en masa y de esta manera generar una base de datos para las etapas de entrenamiento y simulación. Teniendo en cuenta la escala de trabajo (1:100.000) y el hecho de que ciertos insumos ya se encontraban en formato raster con un tamaño de celda de 30,86458636 m X 30,86458636 m, los demás atributos fueron rasterizados con este mismo tamaño ya que la superposición de las capas requiere que se conserve el área de los píxeles entre las mismas.

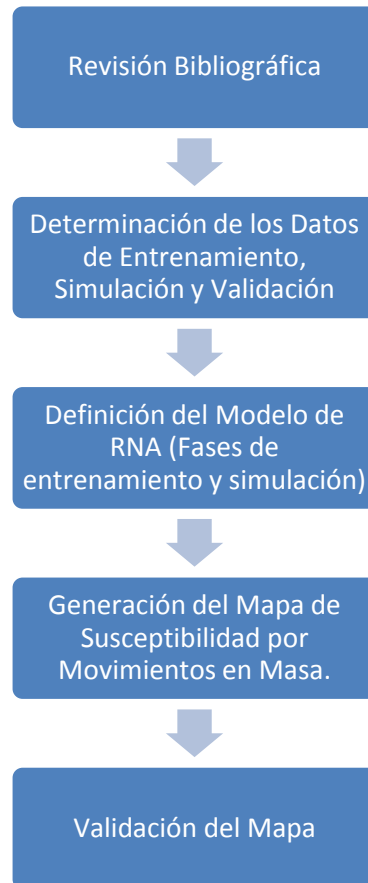
En la Figura 13 se describe de forma resumida las etapas del proceso metodológico.

6.1 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En esta fase se lleva a cabo el reconocimiento bibliográfico de los estudios realizados en la Plancha 136-Málaga sobre la susceptibilidad por movimientos en masa de la zona. De igual manera se hace la revisión bibliográfica sobre el método utilizado para la determinación de la susceptibilidad (redes neuronales artificiales), para lo cual se tiene en cuenta la base conceptual encontrada en libros y la implementación del mismo consultada en artículos científicos. De forma complementaria se realiza la búsqueda de material audiovisual a manera

de tutorial para el manejo correcto del toolbox utilizado para el entrenamiento y simulación de la red.

Figura 13. Metodología.



6.2 CREACIÓN DE LOS CONJUNTOS DE DATOS DE ENTRENAMIENTO, SIMULACIÓN Y VALIDACIÓN

Las redes neuronales artificiales como método para la determinación de la susceptibilidad por movimientos en masa se divide de forma general en tres fases: entrenamiento, simulación y validación. Para cada una de ellas se requiere un conjunto de datos llamados de igual manera respectivamente y cuya conformación se describe en este subcapítulo.

6.2.1. Tratamiento de la información

Para la determinación de la susceptibilidad por movimientos en masa se tuvieron en cuenta los atributos geomorfológicos, geológicos, edafológicos y de cobertura vegetal del área de estudio. Estos insumos fueron suministrados por el Servicio Geológico Colombiano (SGC) y el Grupo de Trabajo de Amenazas de la Universidad Industrial de Santander, los cuales también fueron utilizados en el marco del Proyecto de Zonificación de la Susceptibilidad y Amenaza Relativa por Movimientos en Masa escala 1:100.000. Es de aclarar que la información adquirida gracias a ese proyecto no fue utilizada tal cual sino que se hicieron las modificaciones necesarias para su implementación en la metodología aquí descrita.

En la Tabla 19 se puede observar los insumos que a su vez representan los criterios bajo los cuales se determinó la susceptibilidad por movimientos en masa del área de estudio. Cada criterio está conformado por un conjunto de atributos que lo describe desde diferentes conceptos y unidades de medidas relacionados entre sí.

Para la creación de las bases de datos de entrenamiento y simulación se necesitó generar un raster o matriz numérica por cada atributo, en algunos casos ya se encontraban en ese formato pero en la gran mayoría fue necesario exportarlos y/o modificarlos a partir de los insumos, para lo cual se conservó el mismo tamaño de celda (30,86458636 m X 30,86458636 m) en todas las capas.

Como resultado cada matriz generada por atributo presenta tres campos en su respectiva tabla de atributos, bajo lo cual posteriormente se determina la característica de cada pixel por capa rasterizada:

- IDENTIFICADOR (ID): Etiqueta de identificación aleatoria asignada por ArcMap a cada una de las categorías que presenta un raster.

- COUNT: número de píxeles que presentan una misma característica o rango de valores que definen una categoría del atributo rasterizado.
- El tercer campo lleva por nombre el atributo bajo el cual se hizo la rasterización y en él se colocan las categorías con las características que puede presentar cada atributo, por ejemplo el atributo pendiente tiene cinco rangos desde 0-7° hasta >40, estos valores son los definidos en el tercer campo.

Tabla 19. Criterios y atributos utilizados para determinar la susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga.

CRITERIOS		ATRIBUTOS
GEOMORFOLOGÍA	MORFOMETRÍA	Pendiente
		Rugosidad
		Acuena
	MORFOGÉNESIS	Proceso Genético
		Modelado del Relieve
		Unidad Geomorfológica
	MORFODINÁMICA	Relieve Relativo
		Inclinación de la Ladera
	GEOLOGÍA	Fábrica o estructura
Resistencia		
Densidad de Fracturamiento		
SUELOS	Textura	
	Taxonomía	
	Drenaje Natural	
	Profundidad	
	Grupos de Tipo de arcilla	
COBERTURA	Profundidad Radicular	
	Drenaje Profundo	
	Evapotranspiración	
	Número de estratos	

A continuación se describe el tratamiento previo de los insumos para estandarizar el formato de cada una de las capas de atributos representados por 20 rasters.

6.2.1.1. Morfometría (Geomorfología)

Los atributos de pendiente (Figura 14), rugosidad (Figura 15) y acuenca (Figura 16) se encontraban en formato raster por lo tanto solo se les agregó un campo en cada tabla de atributos donde se describe el equivalente cualitativo de cada Identificador (ver Tablas 20, 21 y 22). Dichas equivalencias se hicieron con base en las tablas del Documento Metodológico De La Zonificación De Susceptibilidad y Amenaza Por Movimientos En Masa Escala 1:100.000 (SGC, 2013). Esto con el fin de identificar fácilmente la descripción de las clases que posee cada atributo a la hora de manipular posteriormente los datos.

Figura 14. Mapa de pendientes de la Plancha 136-Málaga.

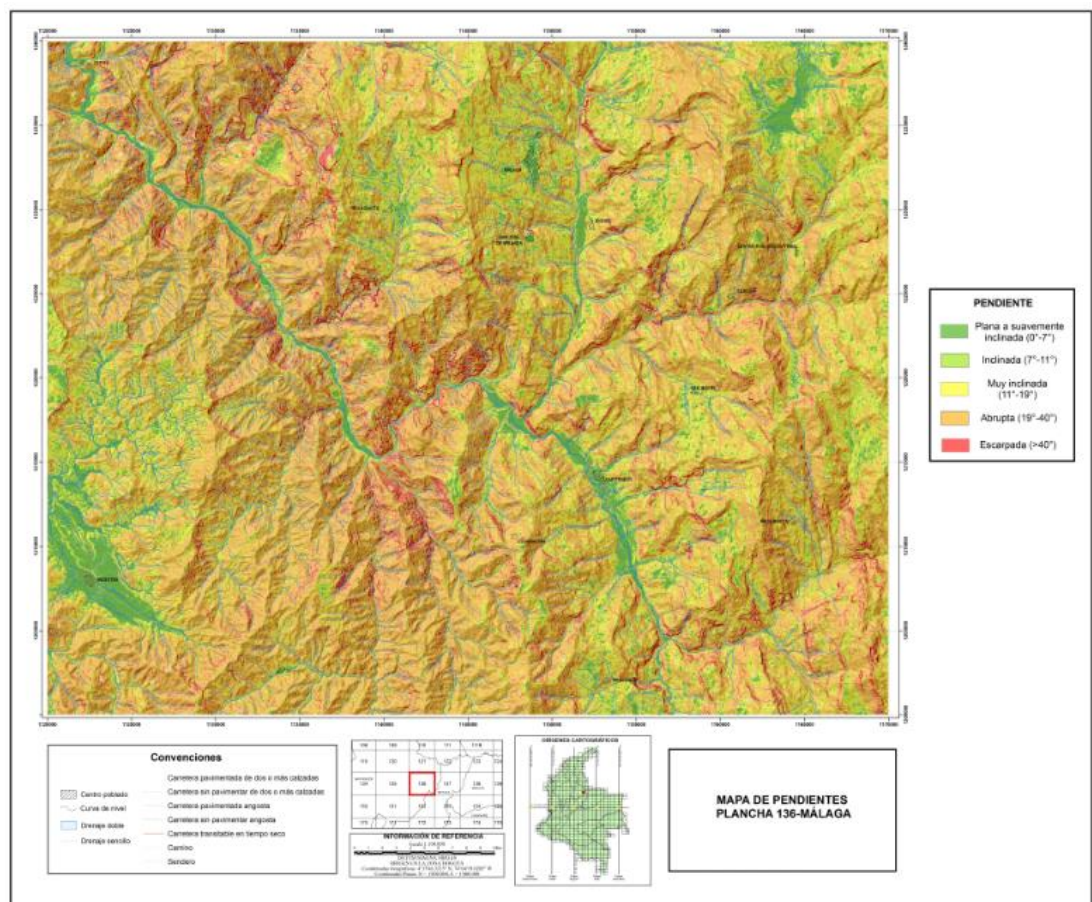


Tabla 20. Tabla de atributos del raster Pendientes.

IDENTIFICADOR	COUNT	PENDIENTE
1	129423	Plana a suavemente inclinada
2	148997	Inclinada
3	481002	Muy inclinada
4	1213239	Abrupta
5	126859	Escarpada

Figura 15. Mapa de Rugosidad de la Plancha 136-Málaga.

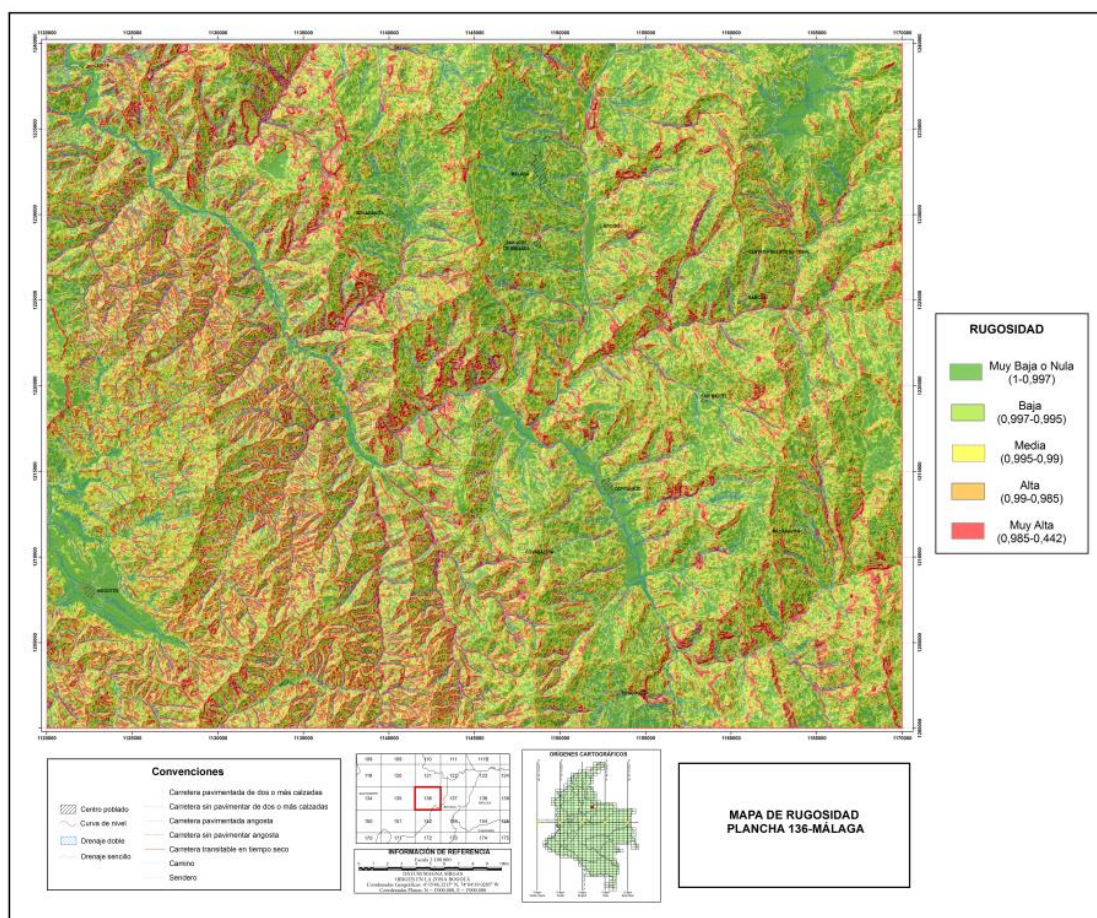


Tabla 21. Tabla de atributos del raster Rugosidad.

IDENTIFICADOR	COUNT	RUGOSIDAD
1	534534	Muy baja
2	490657	Baja
3	487930	Media
4	216750	Alta
5	369649	Muy alta

Figura 16. Mapa del atributo Acuenca de la Plancha 136-Málaga.

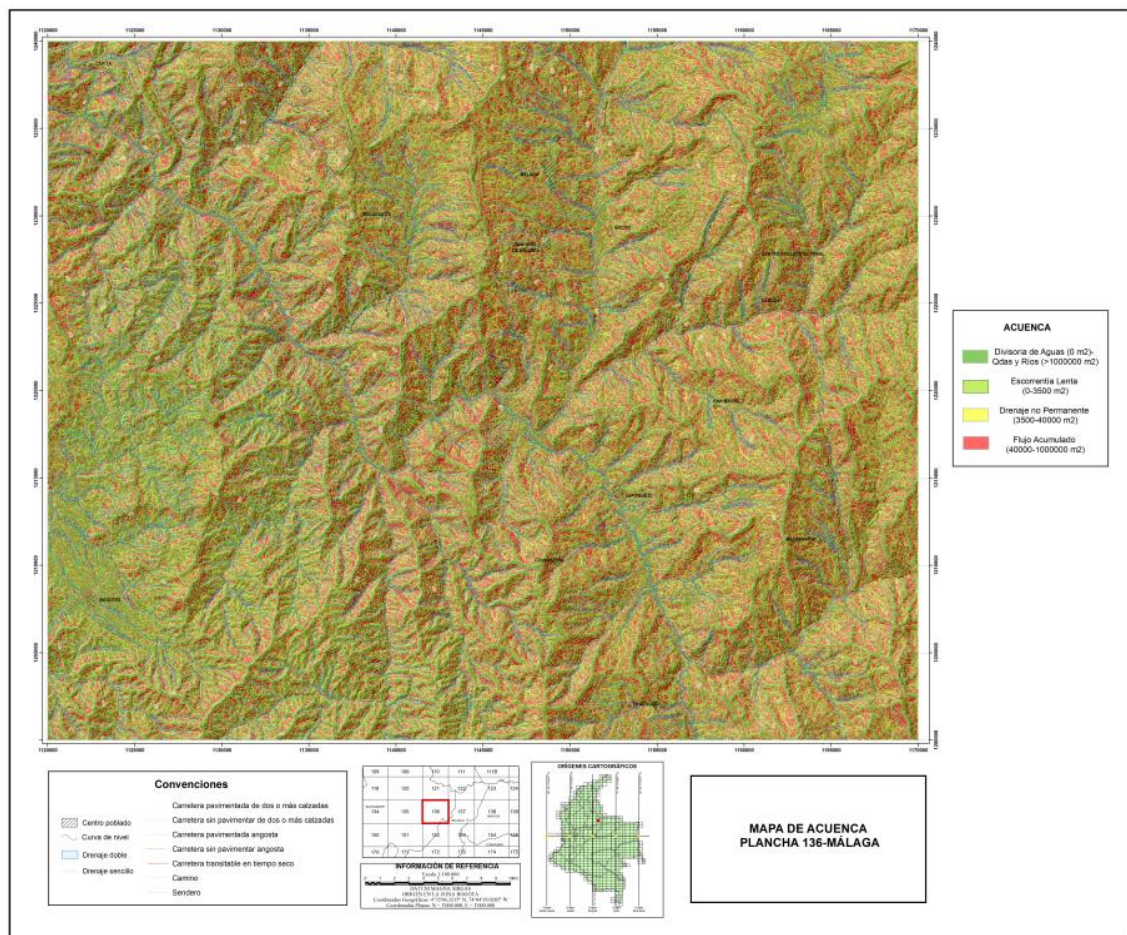


Tabla 22. Tabla de atributos del raster Acuenca.

IDENTIFICADOR	COUNT	ACUENCA
1	546562	Divisoria de aguas y Qdas.-ríos
2	709266	Escorrentía lenta
3	169623	Drenaje no permanente
5	674069	Flujo acumulado

6.2.1.2. Morfogénesis (Geomorfología)

Los rasters correspondientes a cada uno de los atributos del criterio morfogenético se exportaron a partir del shapefile tipo polígono “Calmfgenes136”. El proceso genético (Figura 17), modelado del relieve (Figura 18) y ambiente de formación (Figura 19) se rasterizaron según los campos Pgenético, Modelado y Cod_gmf, respectivamente, a partir de la tabla de atributos del insumo (Tabla 23). Después de obtener las capas rasterizadas se generó un campo en la tabla de cada una de ellas (con excepción del raster de ambiente de formación) donde se describe los equivalentes cualitativos correspondientes a cada Identificador según el Documento Metodológico de la Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa Escala 1:100.000 (SGC, 2013) (Tablas 24, 25 y 26).

Tabla 23. Tabla de atributos del mapa de geomorfología utilizado como insumo para la extracción de los rasters de Proceso genético, Modelado y Unidades geomorfológicas (ambiente de formación). Se presentan 5 de los 365 poligonos que lo conforman.

IDENTIFICADOR	Plancha	Cod_gmf	Pgenético	Modelado
1	136	Sefc	0	1
2	136	Sshle	0	1
3	136	Slfe	0	1
4	136	Sshle	0	1
5	136	Geg	1	1

Figura 18. Mapa del atributo "Modelado del Relieve" generado a partir del shape file "Calmfgenesis136".

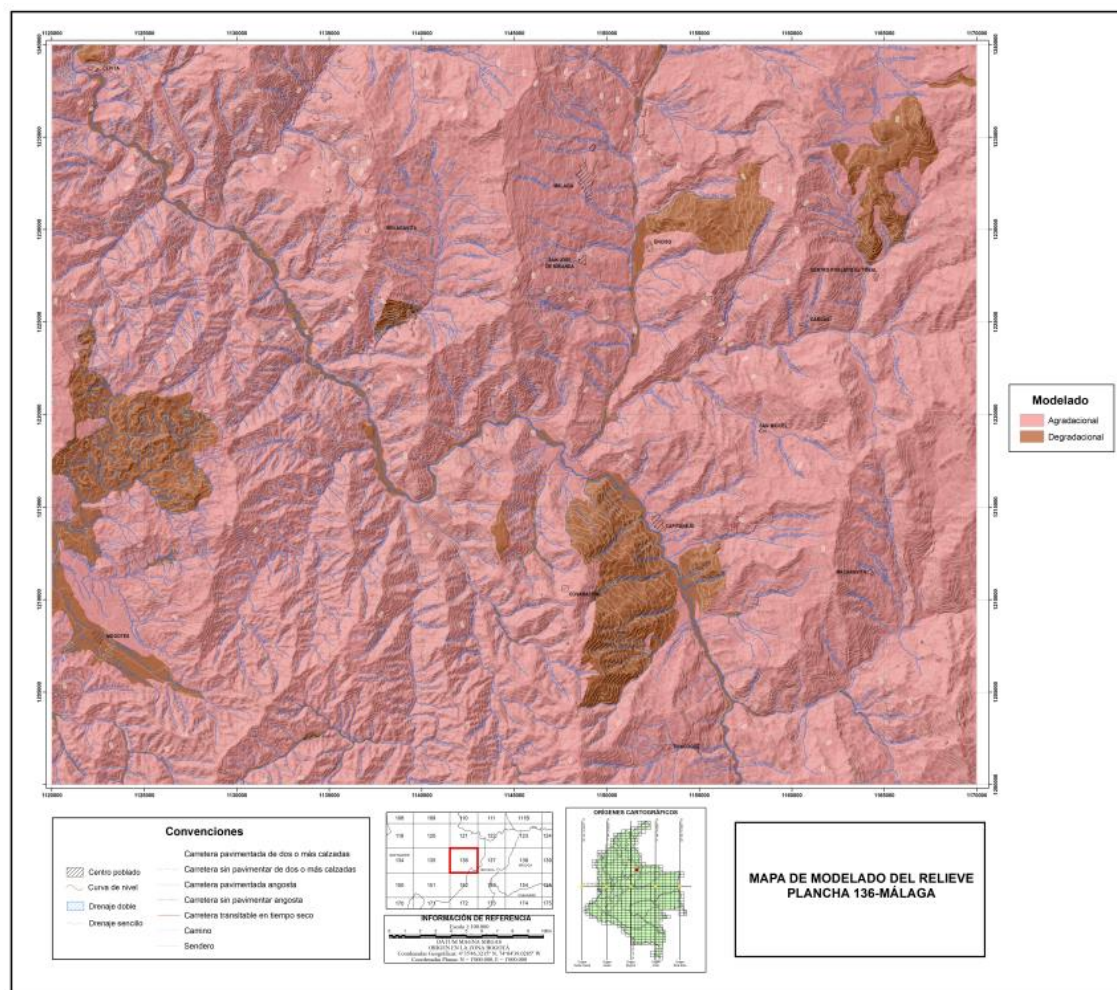
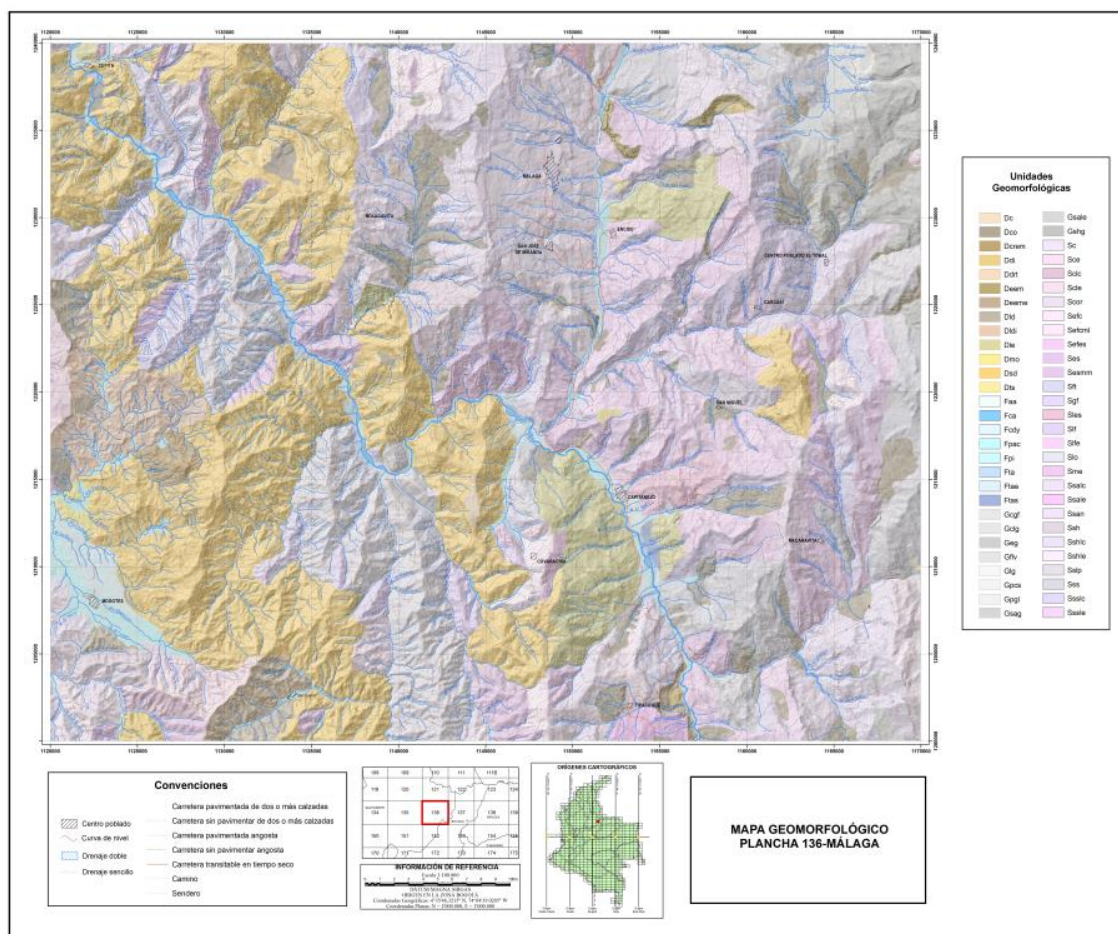


Tabla 25. Tabla de atributos del raster "Modelado del Relieve".

IDENTIFICADOR	COUNT	RANGMODELA
1	1897676	Agradación
2	201844	Degradación

Figura 19. Mapa de Unidades Geomorfológicas de la Plancha 136-Málaga generado a partir del shape file “Calmfgenesis136”.



6.2.1.3. Morfodinámica (Geomorfología)

- **Inclinación de la Ladera y Relieve Relativo**

Los insumos de inclinación de la ladera y relieve relativo fueron adquiridos como rasters cuyo formato (IMAGINE Image) no permitió visualizar las tabla de atributos, por lo tanto se debió exportar el raster en formato GRID (Figuras 20 y 21) y posteriormente agregarle un nuevo campo donde se describiera el equivalente de cada Identificador (Tablas 27 y 28).

Tabla 26. Tabla de atributos del raster "Unidades Geomorfológicas".

ID	COUNT	COD_GMF	ID	COUNT	COD_GMF
1	15782	Sefc	31	6939	Sefcml
2	98022	Sshle	32	13326	Sft
3	23198	Slfe	33	4927	Deem
5	84620	Ssan	34	31272	Gshg
6	99624	Sss	35	6826	Sefes
7	73815	Dle	36	39244	Sgf
8	16358	Slf	37	1745	Ftas
9	7077	Fca	38	295	Sme
10	2596	Fpac	39	3348	Sesmm
11	36101	Fpi	40	4535	Scor
12	117849	Dco	41	1713	Dts
13	487436	Dsd	42	77775	Sc
14	6830	Fta	43	2105	Gsale
15	14566	Sles	44	619	Ddrt
16	109669	Sshlc	45	825	Gclg
17	97994	Ssslc	46	7837	Dcrem
18	77472	Ses	47	3412	Dmo
19	3698	Gpgl	48	1706	Dc
20	17775	Deeme	49	109	Ftae
21	139438	Sslp	50	8103	Ssalc
22	7143	Ssale	51	3945	Faa
23	178763	Sssle	52	2475	Slo
24	1875	Ddi	53	3922	Gcgf
25	21966	Scle	54	7665	Gpcs
26	7443	Dld	55	540	Scce
27	6186	Sclc	56	89	Glg
28	20648	Fcdy	57	1009	Gflv
29	29643	Ssh	58	22263	Gsag
30	37364	Dldi			

Figura 20. Mapa del atributo "Inclinación de la Ladera".

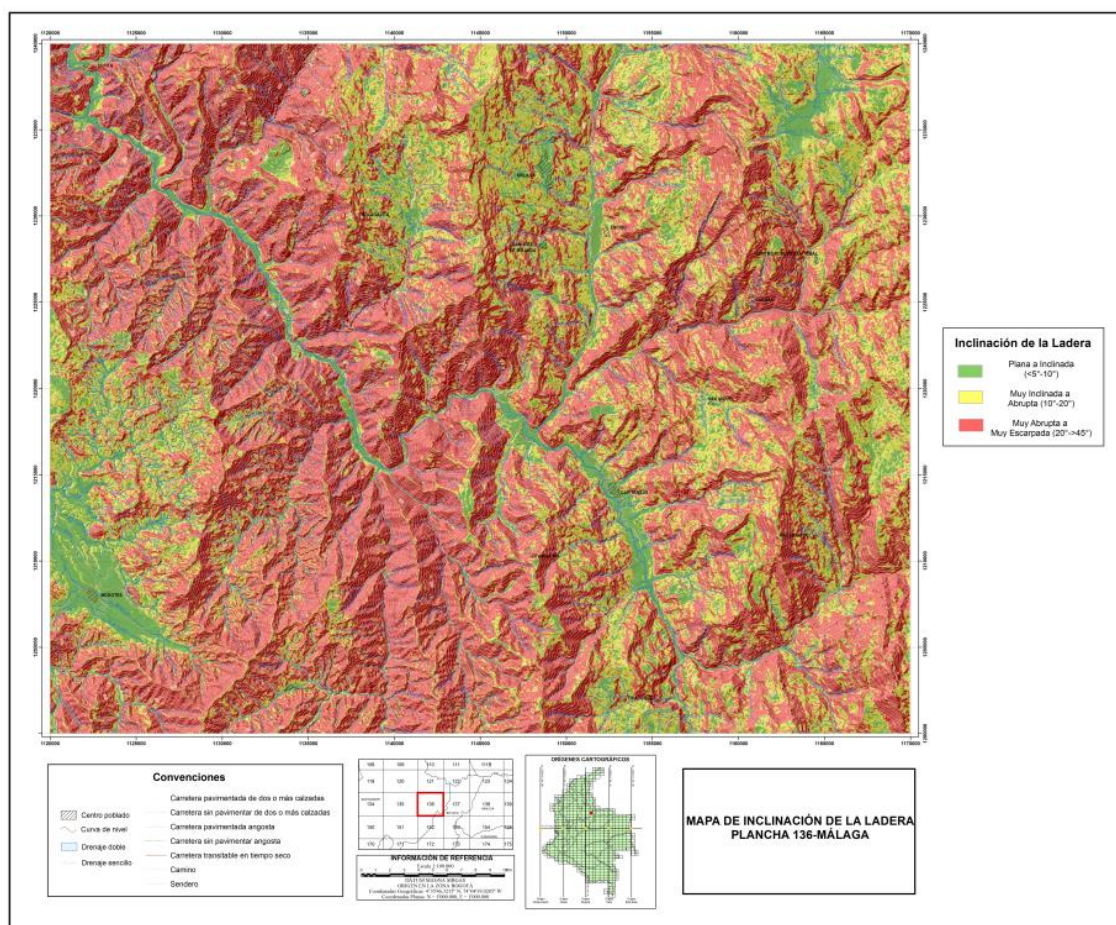


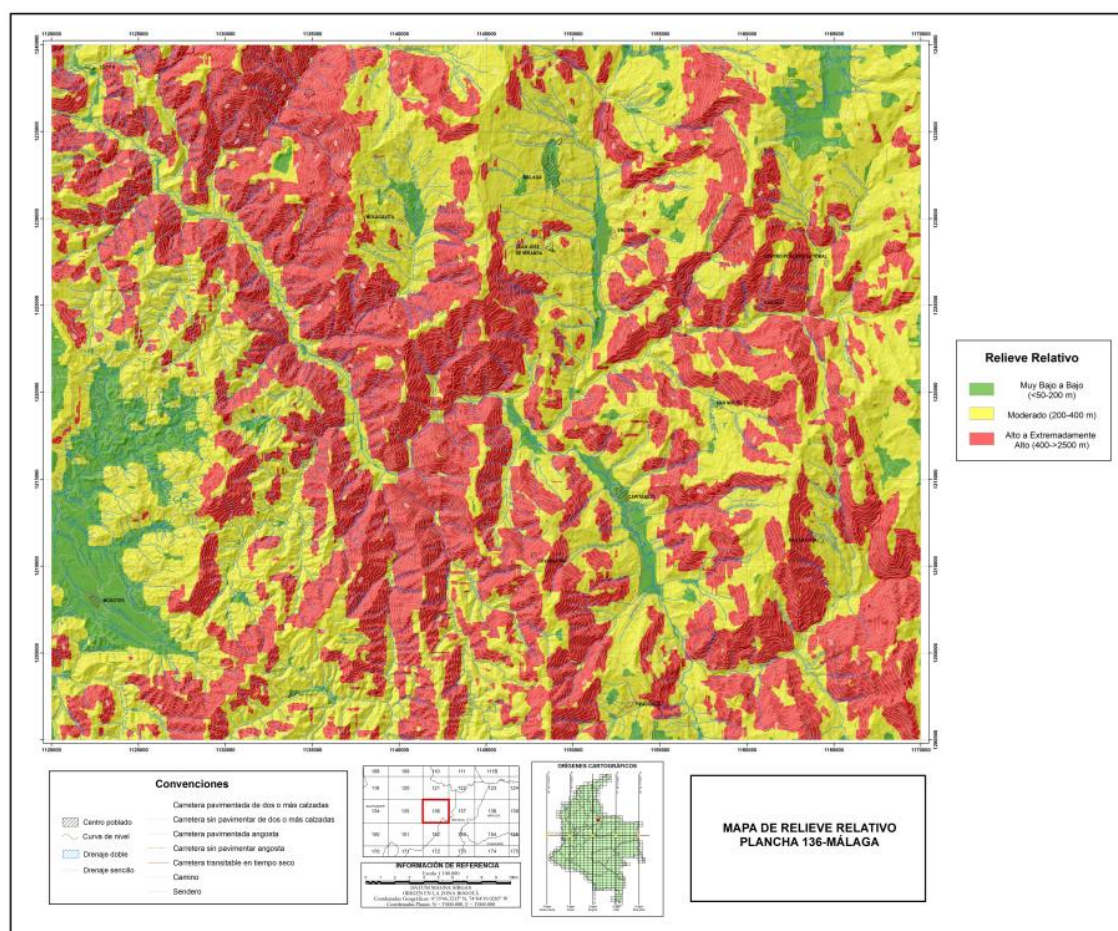
Tabla 27. Tabla de atributos del raster "Inclinación de la Ladera".

IDENTIFICADOR	COUNT	GRADOS
1	234367	<5-10
2	592287	10-20
3	1272866	20->45

Tabla 28. Tabla de atributos del raster "Relieve Relativo".

IDENTIFICADOR	COUNT	INTERV_ALT
1	150278	<50-200 m
2	976728	200-400 m
3	972514	400->2500 m

Figura 21. Mapa del atributo "Relieve Relativo".



6.2.1.4. Geología

Los insumos de la variable Geología se encontraban en capas que no cubrían toda el área de la Plancha por motivos propios de cada atributo, por lo cual fueron complementadas ya que para el posterior procesamiento de los datos se requiere que todas las capas cubran en su totalidad el área de estudio.

- Fábrica-Estructura y Resistencia

Al ser los atributos de fábrica-estructura y resistencia características que solo presenta el registro geológico litificado y consolidado, los insumos respectivos se encontraban en un shape file tipo polígono (UcgRoca136) con ausencia de los depósitos cuaternarios, estos últimos representados en un shape file diferente

(UcgSuelo136). Por tal motivo se generó un nuevo shape a partir de la unión de las capas UcgRoca136 y UcgSuelo136, en cuya tabla de atributos se le asignó la descripción de N/A (no aplica) a los campos de Tex Fábrica y Resistencia para cada polígono que representa material inconsolidado. Finalmente se generaron dos rasters, uno de Fábrica-Estructura (Figura 22) y otro de Resistencia (Figura 23), a partir de los campos respectivos cuyas tablas de atributos se pueden ver en Tabla 29 y Tabla 30, respectivamente.

Tabla 29. Tabla de atributos del raster "Fábrica-Estructura".

IDENTIFICADOR	COUNT	TEXTFABRIC
1	217217	N/A
2	557460	Clástica Consolidada
3	582999	Cristalina Masiva
4	382802	Clástica Cementada
5	287317	Cristalina Foliada
6	71725	Cristalina Bandeada

- Densidad de fracturamiento

En el caso del insumo de densidad de fracturamiento este se encontraba como un feature class tipo polígono que al igual que los anteriores atributos no cubría toda el área de la Plancha, ya que esta característica solo se desarrolla en las zonas de influencia de las fallas más representativas de la región. Por tal razón fue necesario crear un polígono que abarcará toda el área de estudio y con la herramienta Erase generar los polígonos de las zonas donde no se presenta ningún desarrollo de este atributo. Posteriormente se unieron ambos shape files y se rasterizó el feature class resultante según el campo de densidad de fracturamiento (Figura 24), la tabla de atributos respectiva se puede ver en la Tabla 31.

Figura 22. Mapa del atributo "Fábrica-Estructura".

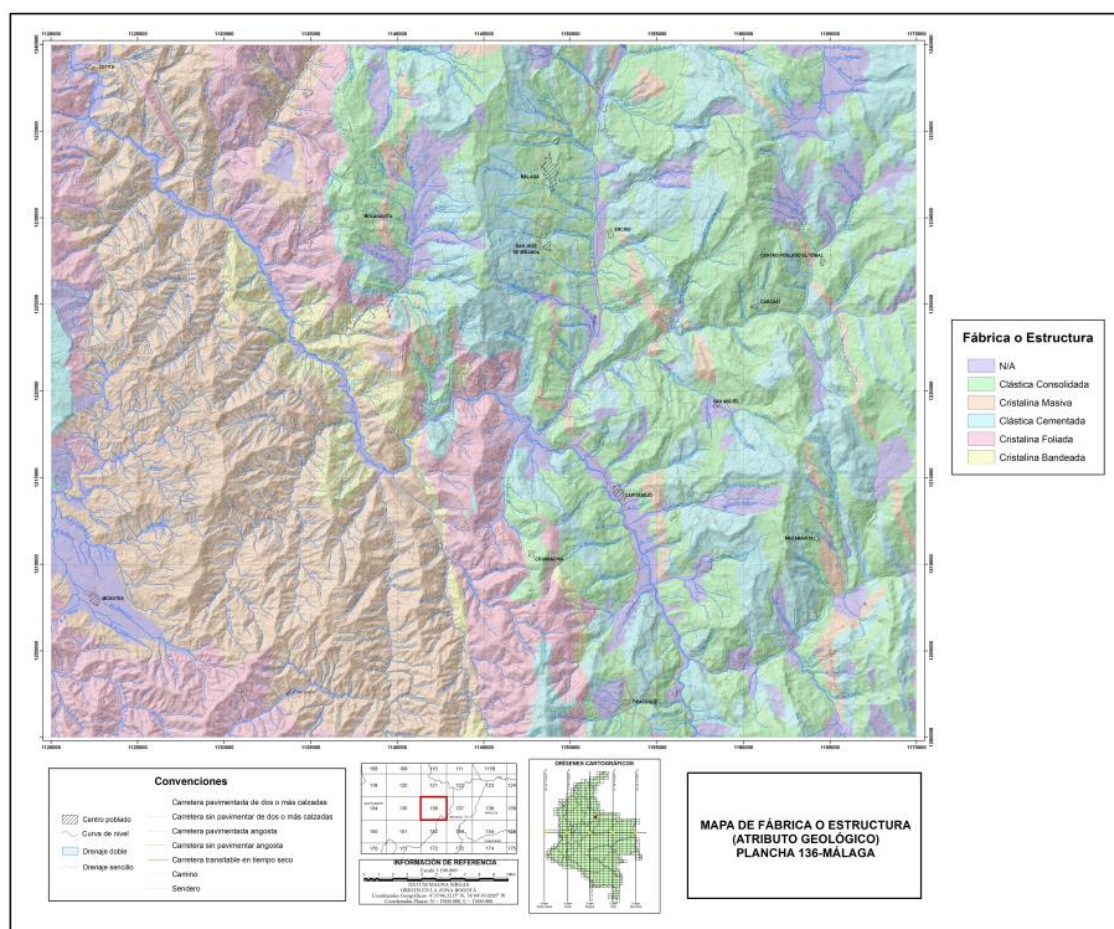


Tabla 30. Tabla de atributos del raster Resistencia.

IDENTIFICADOR	COUNT	RESISTENCI
1	217217	N/A
2	192749	R3-ModeraDura
3	1045391	R4-Dura
4	620640	R5-Muy Du*
5	23523	R2-Blanda

Figura 23. Mapa del atributo "Resistencia".

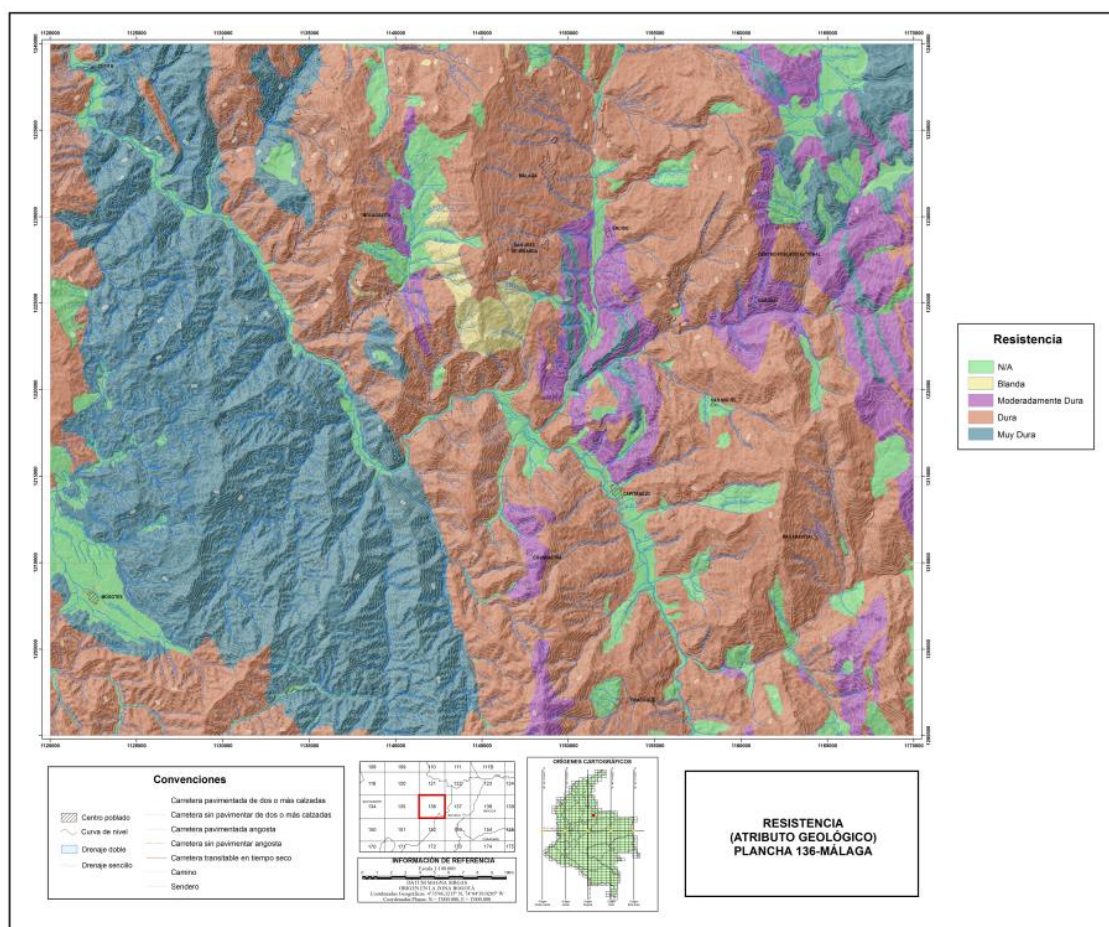
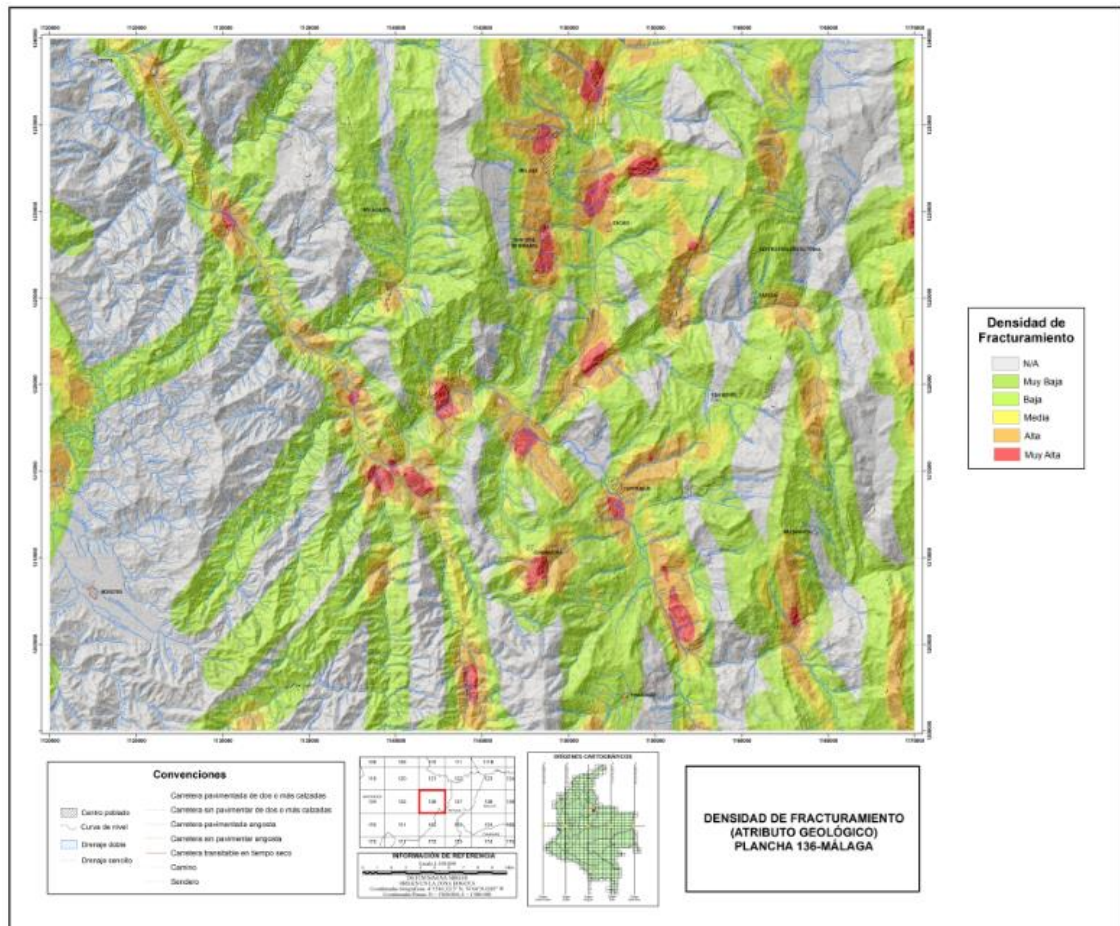


Tabla 31. Tabla de atributos del raster "Densidad de Fracturamiento".

IDENTIFICADOR	COUNT	FRACTURAMI
1	175841	Alta
2	195568	Media
3	259345	Muy baja
4	648578	Baja
5	32557	Muy alto
6	787631	N/A

Figura 24. Mapa del atributo "Densidad de Fracturamiento".



6.2.1.5. Suelos

Todos los rasters de los atributos correspondientes a este criterio se exportaron a partir del feature class Edáfico, cuya tabla incluye valores numéricos que representan un rango de características cualitativas por atributo. Para la generación de cada raster se agregó un campo por Textura, Taxonomía, Drenaje natural, Profundidad y Grupos de Tipo de Arcilla, donde se describiera sus respectivos equivalentes cualitativos y así crear los rasters a partir de estos campos (Figuras 25, 26, 27, 28 y 29). Las tablas de atributos correspondientes se pueden ver en las Tablas 32, 33, 34, 35 y 36.

Figura 25. Mapa de la Textura del Suelo.

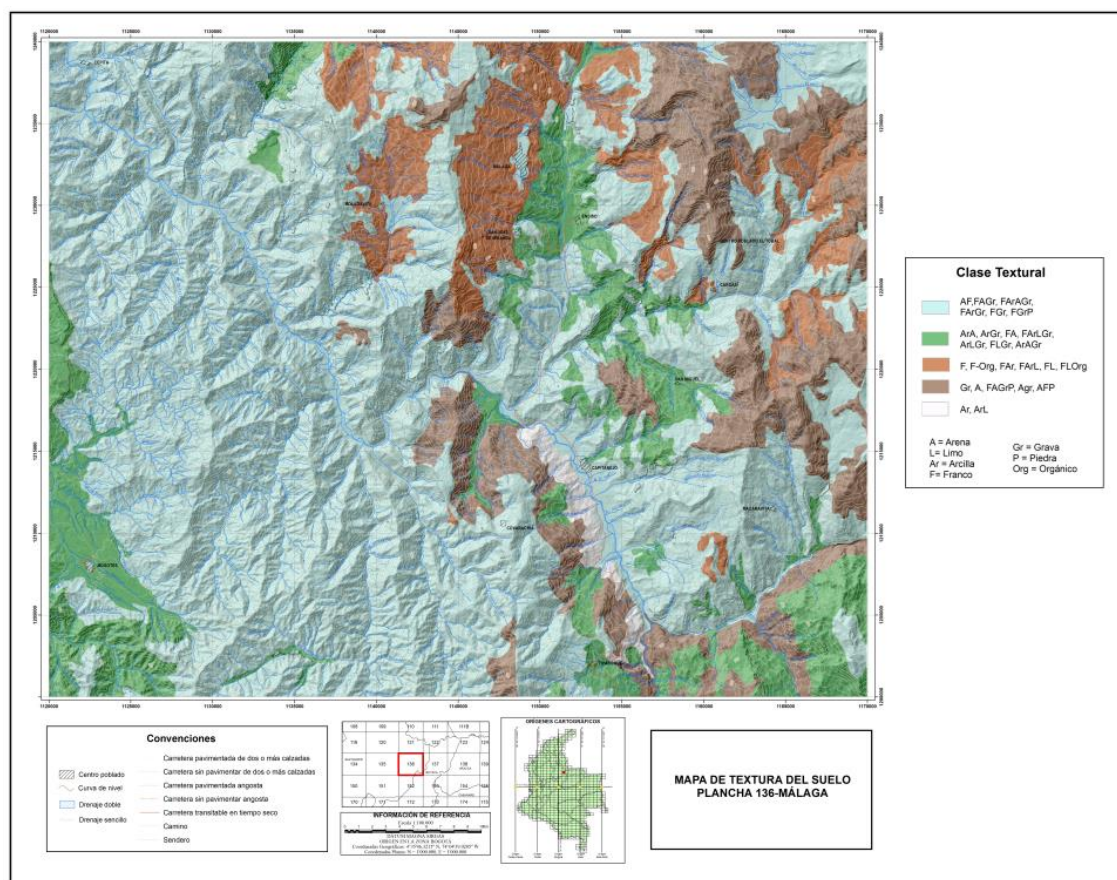


Tabla 32. Tabla de atributos del raster "Textura del Suelo".

IDENTIFICADOR	COUNT	TEXTURA
1	1344246	AF, FAGr, FArAGr, FArGr,FGr, FGrP
2	273660	ArA, ArGr, FA, FArLGr, ArLGr, FLGr, ArAGr
3	187294	F, F-Org, FAr, FArL, FL, FLOrg
4	276139	Gr, A, FAGrP, Agr, AFP
5	18181	Ar, ArL

Tabla 33. Tabla de atributos del raster "Taxonomía".

IDENTIFICADOR	COUNT	TAXONOMIA
1	439130	Inceptisol, Entisol, Histosol
2	1414091	Vertisol, Aridisol
3	1352	Alfisol
4	244947	Mollisol, Andisol, Espodosol

Figura 26. Mapa de Taxonomía.

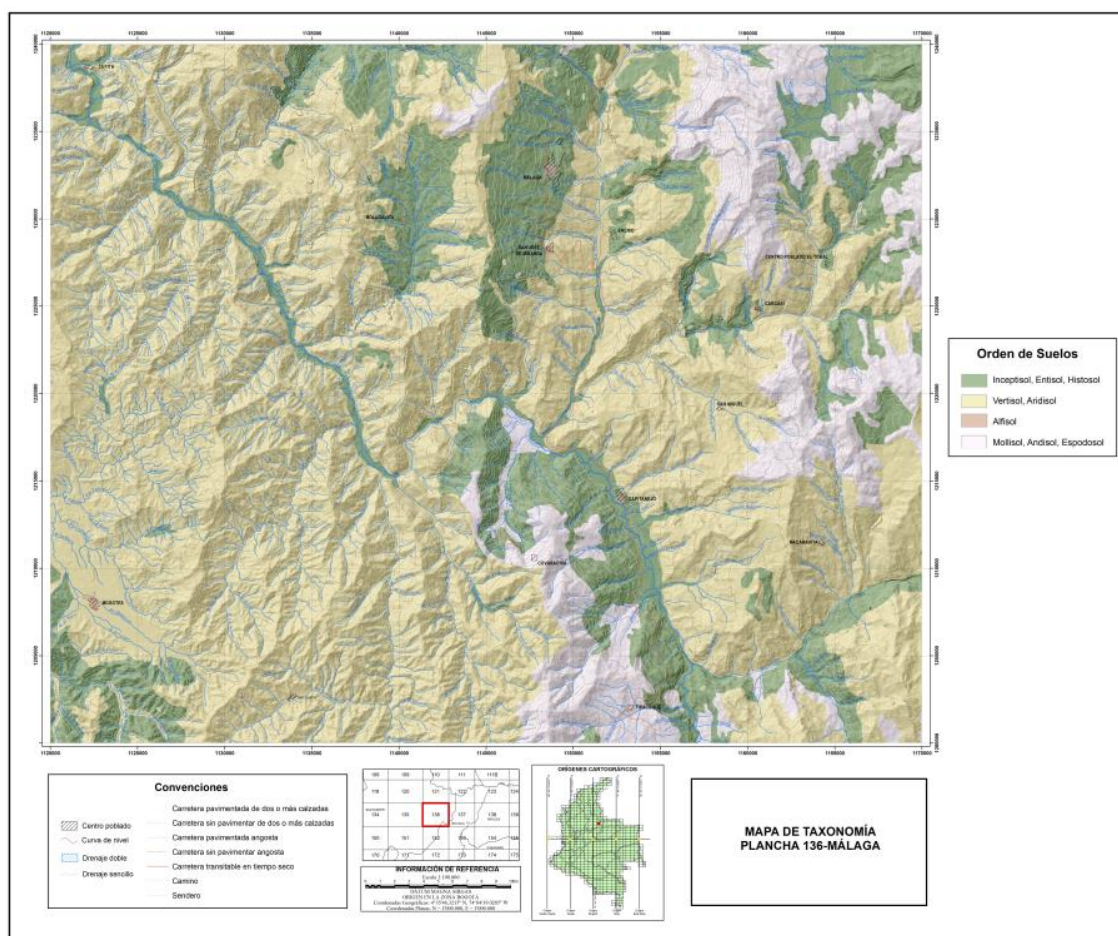


Tabla 34. Tabla de atributos del raster "Drenaje Natural del Suelo".

IDENTIFICADOR	COUNT	DRENAJE
1	1599869	Excesivo moderado excesivo
2	481470	Bueno
3	18181	Muy pobre-Pantanosos

Tabla 35. Tabla de atributos del raster "Profundidad del Suelo".

IDENTIFICADOR	COUNT	PROFUND
1	1045894	Moderadamente profunda
2	567098	Superficial
3	197714	Muy superficial
4	270633	Profunda
5	18181	Muy profunda

evapotranspiración y número de estratos se encuentran en un rango equivalente a una categoría cualitativa (encontradas en el Documento Metodológico (SGC, 2013)), las cuales fueron agregadas a la tabla del feature class Cobertura. Con base en esos nuevos campos se rasterizaron las cuatro capas de este criterio (Figuras 30, 31, 32 y 33), cuyas tablas de atributos se pueden ver en las Tablas 37,38, 39 y 40.

Figura 28. Mapa del atributo "Profundidad del Suelo".

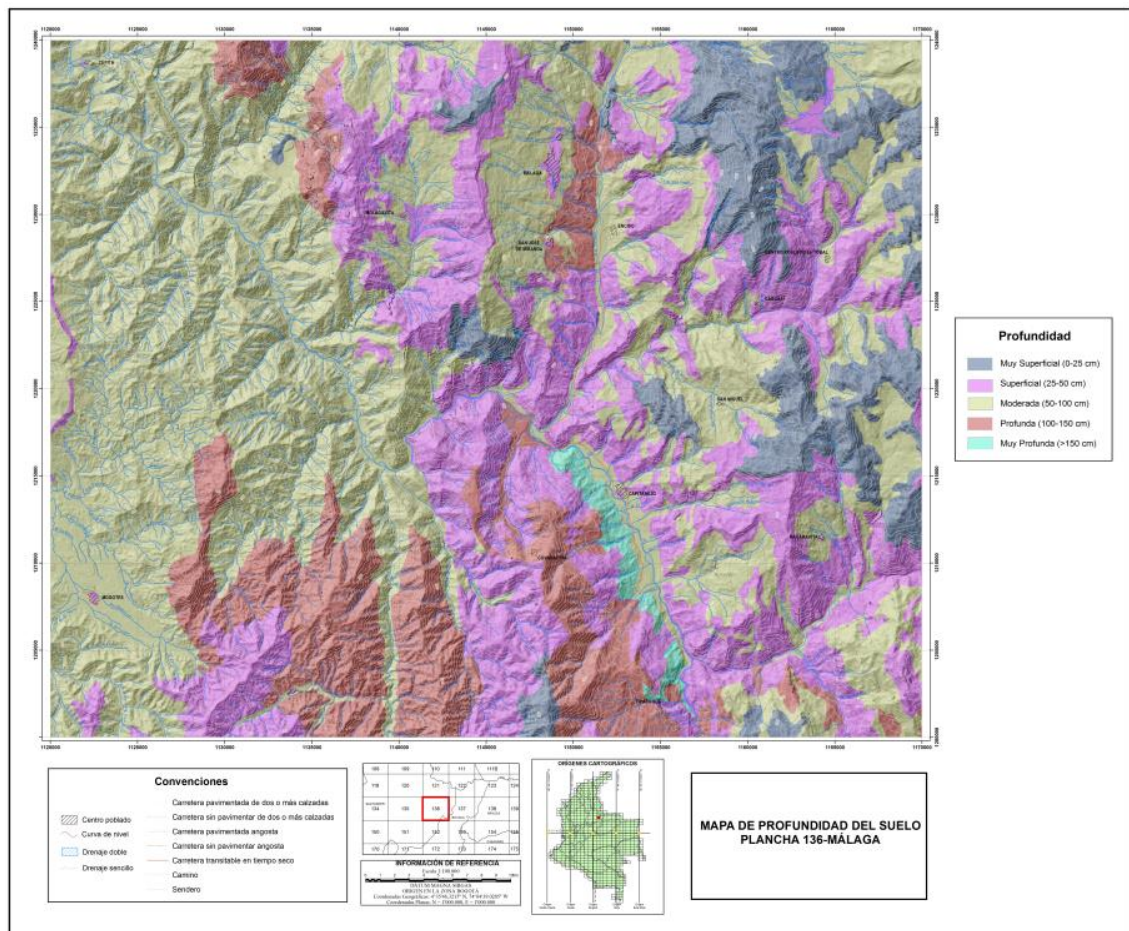


Tabla 37. Tabla de atributos del raster "Profundidad Radicular".

IDENTIFICADOR	COUNT	PRADICULAR
1	1516614	Muy profundo
2	254866	Profundo
3	231436	Superficial
4	25279	Moderadamente profundo
5	71325	Muy superficial

Figura 29. Mapa de Tipos de Arcilla.

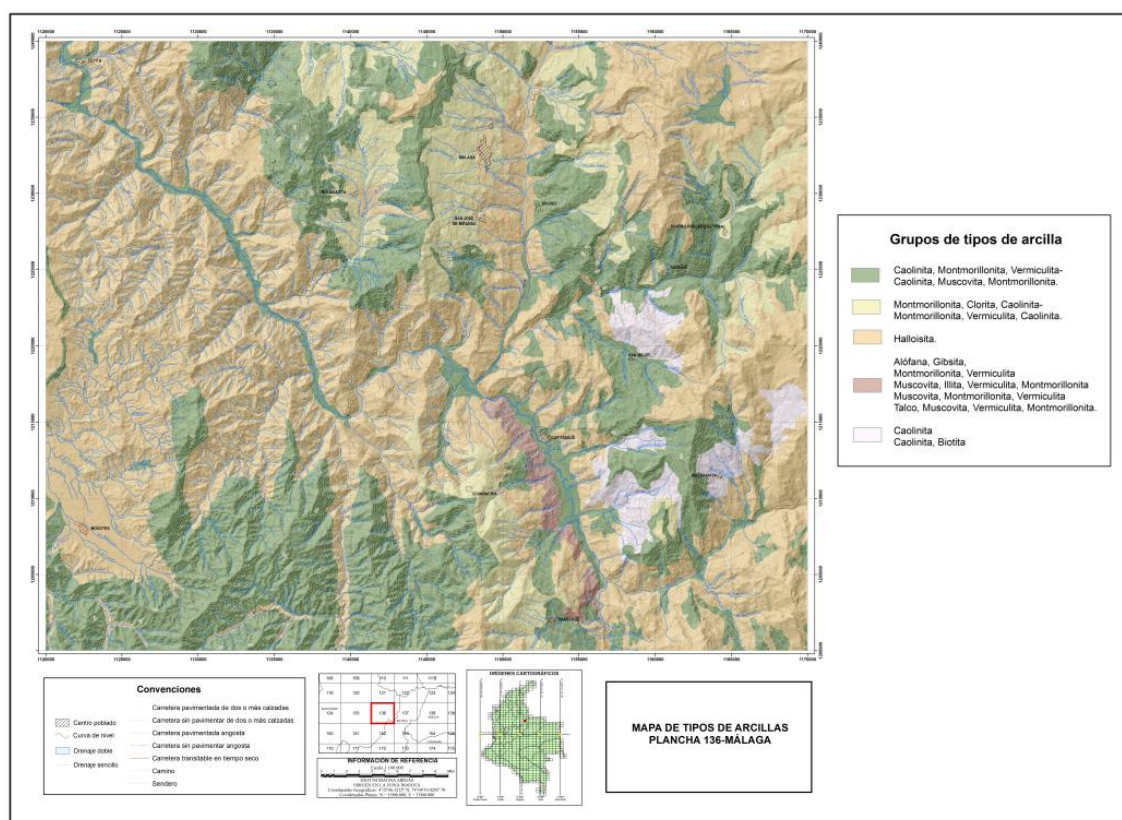


Tabla 38. Tabla de atributos del raster "Drenaje Profundo".

IDENTIFICADOR	COUNT	DRNJPROFUN
1	358890	Moderadamente profundo
2	1740630	Muy profundo

Figura 30. Mapa del atributo "Profundidad Radicular".

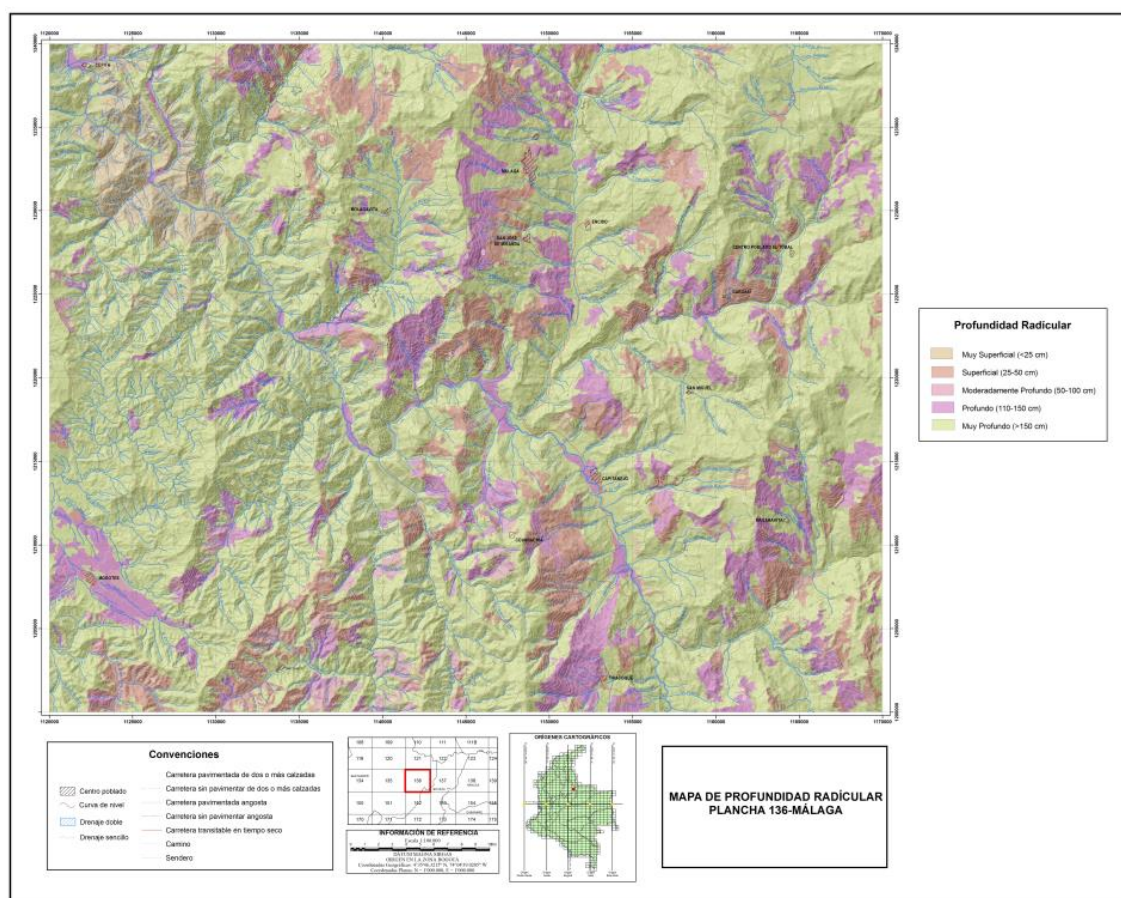


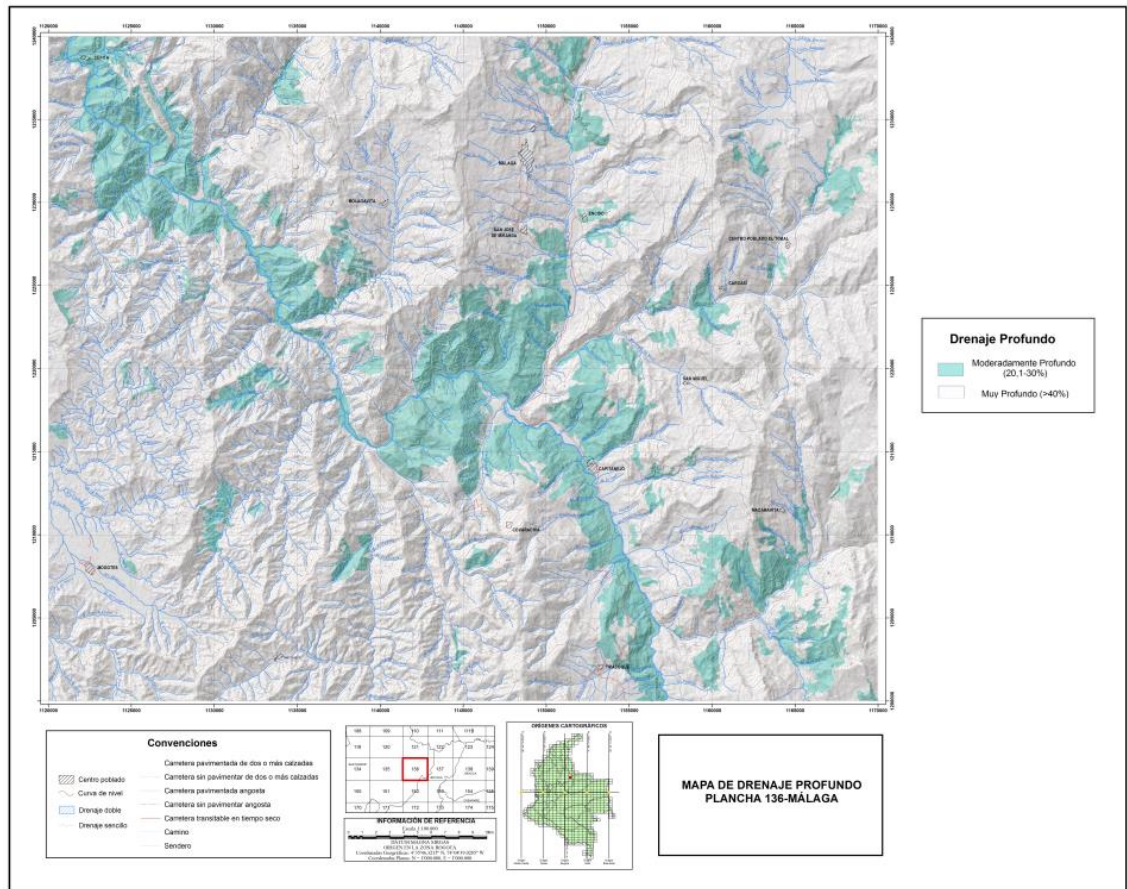
Tabla 39. Tabla de atributos del raster "Evapotranspiración".

IDENTIFICADOR	COUNT	EVATRANSP
1	1534385	Baja
2	564839	Muy baja
3	296	Media

Tabla 40. Tabla de atributos del raster "Número de Estratos".

IDENTIFICADOR	COUNT	ESTRATO
1	369320	Moderadamente alta
2	639777	Densidad Media
3	918923	Densidad Baja
4	71787	No presenta
5	99713	Densidad Alta

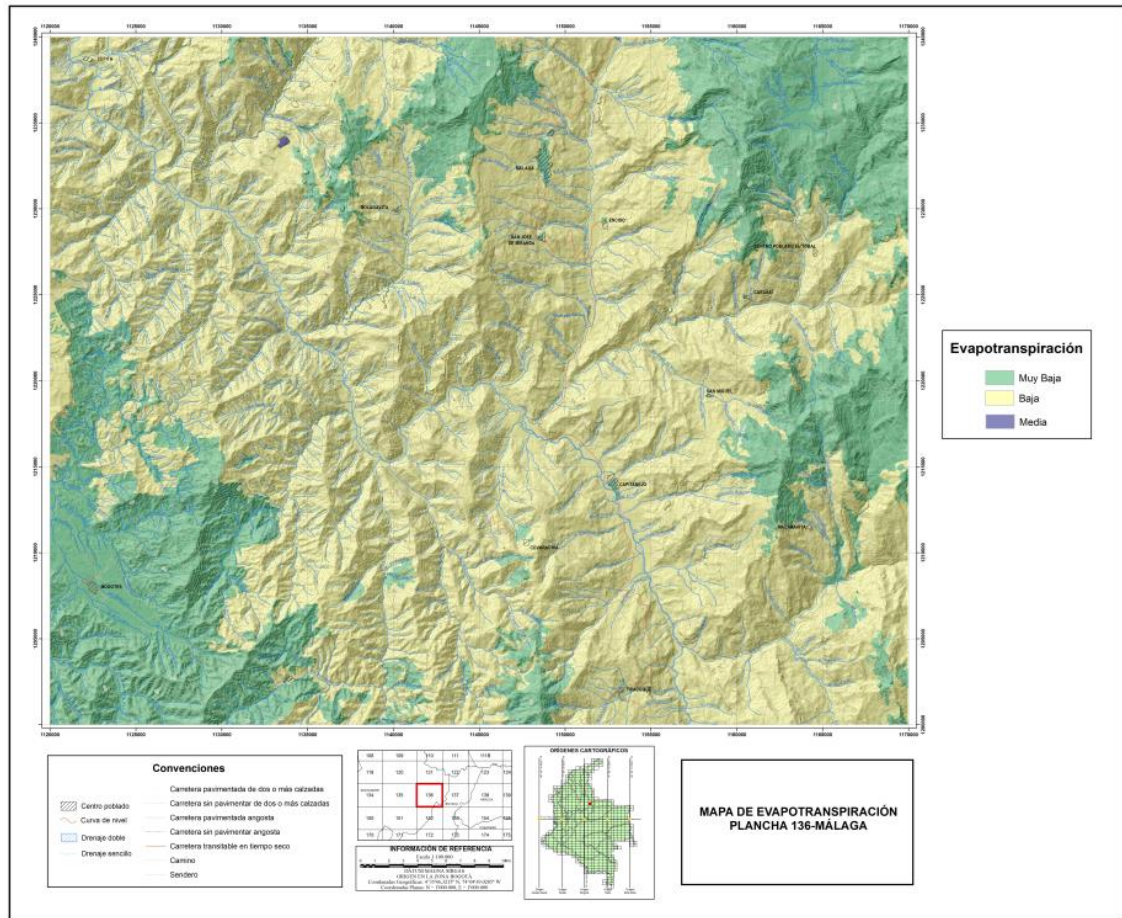
Figura 31. Mapa del atributo "Drenaje Profundo".



6.2.2. Definición Y Preparación De Los Datos

Para la fase de procesamiento fue necesario establecer previamente tres conjuntos de datos a partir de los insumos y de los registros de movimientos en masa de la región. Para el caso del conjunto de entrenamiento, con el que la red neuronal llevó a cabo su fase de aprendizaje, se tomaron en cuenta las áreas afectadas por movimientos en masa y las áreas consideradas estables en estos términos. A partir de estas áreas se tomaron cierto número de datos para conformar el conjunto de validación, utilizado para evaluar la capacidad predictiva del mapa resultante. Después de la fase de entrenamiento se realizó la simulación de la red neuronal, para lo cual fue necesario constituir una base de datos que compilara todos los atributos que se desarrollan por cada pixel.

Figura 32. Mapa de Evapotranspiración.

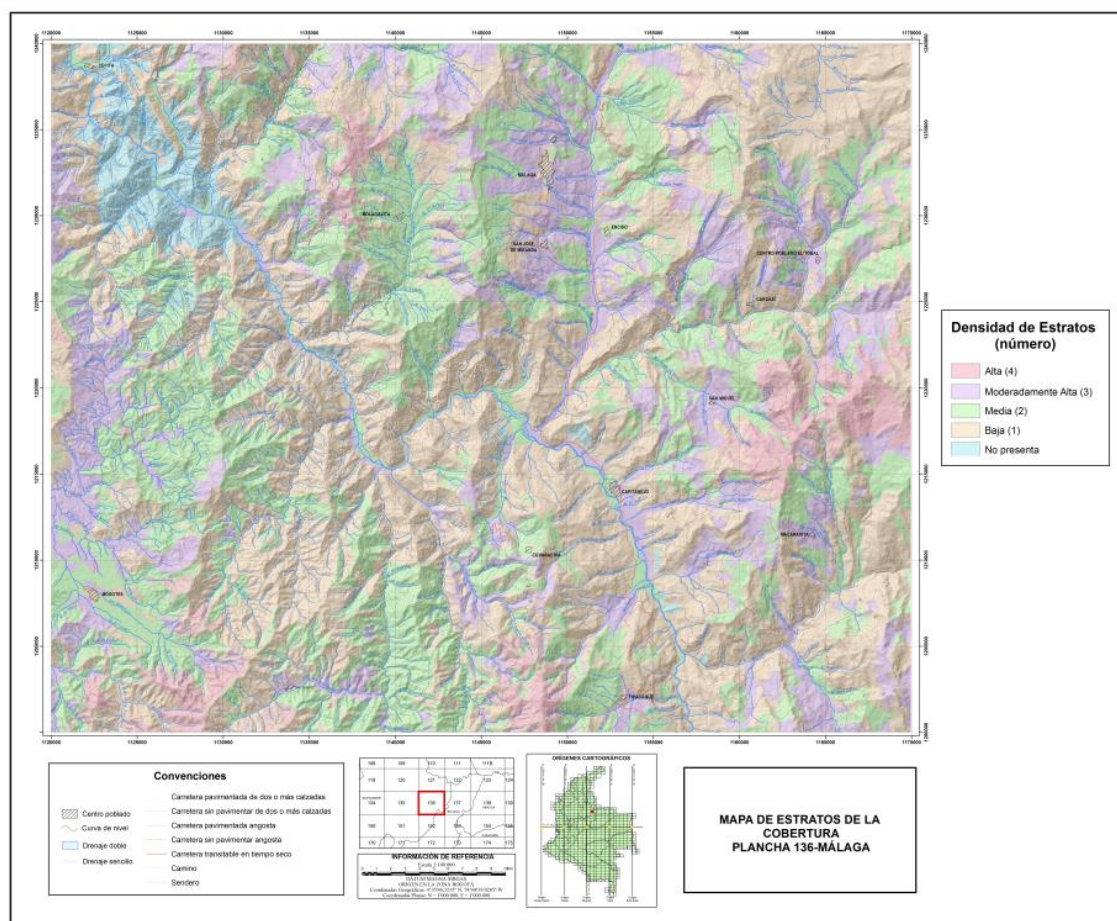


6.2.2.1. Datos de Simulación

Una red neuronal artificial básicamente evalúa el conjunto de atributos que abarca una celda según su aprendizaje previo, para ello se requiere extraer todas las características desarrolladas en cada uno de los pixeles que conforman el área de estudio. Este procedimiento se llevó a cabo con la herramienta Sample en ArcGIS 10.1, la cual crea una tabla que muestra los valores por celda de un raster junto con su respectiva coordenada (definida por el punto medio de la celda). Como resultado se obtuvieron 20 tablas propias de las 20 capas de atributos rasterizadas en la fase de tratamiento de los insumos, cada una con un total de 2'099.520 celdas. En la Figura 34 se puede observar la tabla del raster "morfogénesis" equivalente al atributo ambiente de formación (izquierda) y la tabla resultante a partir de la herramienta Sample (derecha). En particular allí se

señala el caso de la unidad geomorfológica Espolón facetado (Sefc) identificada con el valor 1 y definida en 15782 pixeles de los 2'099.520 que conforman la Plancha, donde las coordenadas de cada pixel valorado con este atributo fueron exportadas con la herramienta Sample (derecha).

Figura 33. Mapa de Estratos de la Cobertura.



6.2.2.2. Datos de Entrenamiento y Validación

Para que una red neuronal artificial tenga la capacidad de evaluar y clasificar cada celda según el conjunto de atributos que la distingua debe haberse sometido a un proceso de aprendizaje previo. Para el caso de este trabajo de investigación donde se busca determinar los índices de susceptibilidad por movimientos en masa con la simulación de una red neuronal, fue necesario que los datos utilizados para el entrenamiento de la misma representaran los eventos cuya

interacción de atributos conllevó al desarrollo de movimientos. De igual manera también se deben integrar el conjunto de atributos que distinguen áreas consideradas con bajos niveles de susceptibilidad, esto con el fin de que la red aprenda a distinguir entre las zonas de mayor y menor susceptibilidad y que a su vez identifique rangos intermedios.

Figura 34. Tabla exportada con la herramienta Sample en ArcMap 10.1 (derecha) a partir de la tabla de atributos del raster “morfogénesis” (izquierda).

Rowid	VALUE	COUNT	COD_GM
0	1	15782	Sefc
1	2	98022	Sshle
2	3	23198	Sife
3	5	84620	Ssan
4	6	99624	Sss
5	7	73815	Dle
6	8	16358	Sif
7	9	7077	Fca
8	10	2596	Fpac
9	11	36101	Fpi
10	12	117849	Dco
11	13	487436	Dsd
12	14	6830	Fta
13	15	14566	Sles
14	16	109669	Sshlc
15	17	97994	Ssslc
16	18	77472	Ses
17	19	3698	Gpql
18	20	17775	Deeme
19	21	139438	Sslp
20	22	7143	Ssale
21	23	178763	Sssle
22	24	1875	Ddi
23	25	21966	Scle
24	26	7443	Dld
25	27	6186	Sclc
26	28	20648	Fcdy
27	29	29643	Ssh
28	30	37364	Dldi
29	31	6939	Sefcml
30	32	13326	Sft
31	33	4927	Deem
32	34	21272	Gaba

Row	MORFOGENESIS	X	Y
1	1	1120007,58817	1239985,297055
2	1	1120038,45276	1239985,297055
3	1	1120069,31734	1239985,297055
4	1	1120100,18193	1239985,297055
5	1	1120131,04652	1239985,297055
6	1	1120161,91110	1239985,297055
7	1	1120192,77569	1239985,297055
8	1	1120223,64028	1239985,297055
9	1	1120254,50486	1239985,297055
10	1	1120285,36945	1239985,297055
11	1	1120316,23403	1239985,297055
12	1	1120347,09862	1239985,297055
13	1	1120377,96321	1239985,297055
14	1	1120408,82779	1239985,297055
15	1	1120439,69238	1239985,297055
16	1	1120470,55697	1239985,297055
17	1	1120501,42155	1239985,297055
18	1	1120532,28614	1239985,297055
19	1	1120563,15073	1239985,297055
20	1	1120594,01531	1239985,297055
21	1	1120624,87990	1239985,297055
22	1	1120655,74448	1239985,297055
23	1	1120686,60907	1239985,297055
24	1	1120717,47366	1239985,297055
25	1	1120748,33824	1239985,297055
26	1	1120779,20283	1239985,297055
27	1	1120810,06742	1239985,297055
28	1	1120840,93200	1239985,297055
29	1	1120871,79659	1239985,297055
30	1	1120902,66118	1239985,297055

- Registros de movimientos en masa

Los datos de entrenamiento incluyeron el insumo de movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga utilizado en el proyecto “Zonificación de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa escala 1:100.000”, el cual es un shape file de tipo polígono conformado por 204 datos, de los cuales se escogieron las 64 ocurrencias registradas por profesionales UIS y 30 movimientos registrados por

el SGC. La razón por la cual no se tuvieron en cuenta todos los datos del insumo original fue la superposición de varios polígonos que estaban generando repetición de la información. Con el propósito de complementar esta documentación se procedió con la búsqueda de más registros en el Sistema de Información de Movimientos en Masa SIMMA (2015). La búsqueda se hizo por cada municipio que constituye la Plancha 136-Málaga con un total de 50 ocurrencias (Tabla 41) a las cuales se verificó su no duplicidad con los registros del insumo original. Teniendo las coordenadas geográficas (decimales) de cada nuevo dato se procedieron a transformarlas a coordenadas planas para su posterior integración con los demás registros, para lo cual se utilizó el aplicativo Magna Sirgas Pro 3.0 (Tabla 42).

Consecuentemente se generó un nuevo layer de puntos en ArcGIS 10.1 basado en la tabla de coordenadas ya transformadas (Tabla 42). Como el insumo de movimientos en masa está conformado por polígonos irregulares en el caso de los registros UIS y por circunferencias de 25 m de radio en el caso de los registros del SGC, se procedió de igual manera con la creación de un buffer de 25 m de radio para los nuevos puntos (tamaño estandarizado para los movimientos en masa recopilados a partir del SIMMA). Finalmente con la herramienta UNION se integraron los polígonos del insumo con los nuevos registros para un total de 144 movimientos en masa (ver Figura 35).

El mapa de registros de movimientos quedó conformado por 94 ocurrencias inventariadas en el trabajo de campo durante el 2013 donde se registraron 94 ocurrencias y 50 registros almacenados en la plataforma SIMMA del SGC (Figura 35). Entre las ocurrencias se encuentran principalmente deslizamientos, seguidos de flujos, caídas y reptaciones, cuyas dimensiones varían entre 1953 m² y 530898 m².

Figura 35. Mapa de Movimientos en Masa de la Plancha 136-Málaga.

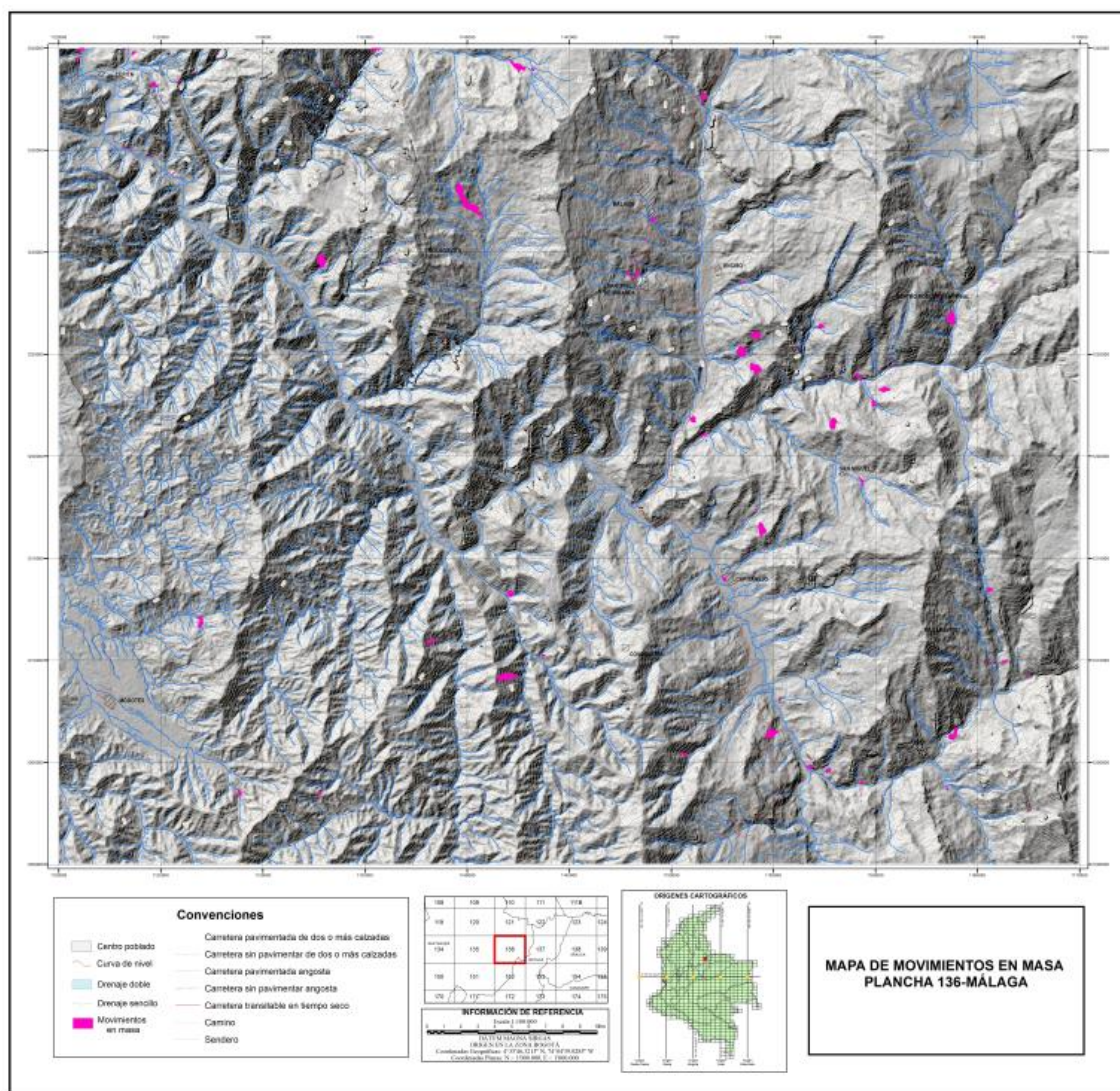


Tabla 41. Cinco de los 50 registros de movimientos en masa tomados del SIMMA, donde se muestra el formato original utilizado por dicha base de datos.

Cód.	Evento	Reporte	Diligencia miento	Departamento	Municipio	Lat.	Long.	Sitio	Referencias
29952	09/10/ 2013	09/10/ 2013	29/10/ 2014	Santander	Macaravita	6,43 3611 111	- 72,637 77778	cuerpo	Vereda Capitanejo - Chapetón , puente totumo o puente tabla
29929	10/10/ 2013	10/10/ 2013	29/10/ 2014	Santander	Capitanejo	6,44 25	- 72,570 55556	pie	margen derecho rio nevado , vía principal
29987	11/10/ 2013	11/10/ 2013	29/10/ 2014	Boyacá	Covarachía	6,46 5277 778	- 72,714 44444	pie	vía Tipacoque - Covarachía , Vereda satoba arriba en el cruce con una quebrada
29956	21/07/ 2013	10/10/ 2013	29/10/ 2014	Santander	Macaravita	6,49 1944 444	- 72,576 38889	cuerpo	vía chapetón - Macaravita, vereda huertas
29923	07/10/ 2013	07/10/ 2013	29/10/ 2014	Santander	Capitanejo	6,55 8888 889	- 72,683 88889	cuerpo	la tenería ,vereda platanal

Tabla 42. Tabla resultante de la transformación de las coordenadas geográficas (decimales) a planas por medio del aplicativo Magna Sirgas Pro 3.0.

id	Norte	Este	Origen	Plancha
Punto1	1203413,7	1159283,8	Central	136-IV-C-4
Punto2	1204418,4	1166719,7	Central	136-IV-D-3
Punto3	1206893,3	1150790,9	Central	136-IV-C-1
Punto4	1209886,4	1166058	Central	136-IV-D-1
Punto5	1217257,8	1154143,2	Central	136-IV-A-1
Punto6	1220754,1	1151706	Central	136-II-C-3
Punto7	1222820,3	1164974,6	Central	136-II-C-4
Punto8	1222869,8	1160918,3	Central	136-II-C-4
Punto9	1223572,4	1159502,8	Central	136-II-C-4
Punto10	1223971,9	1159501,7	Central	136-II-C-4
Punto11	1224027,7	1157535	Central	136-II-C-4
Punto12	1224036,9	1160730,6	Central	136-II-C-4
Punto13	1224197,3	1163003,9	Central	136-II-C-4
Punto14	1224222,1	1161006,6	Central	136-II-C-4
Punto15	1224427,2	1160621,3	Central	136-II-C-4
Punto16	1224467,7	1160913,7	Central	136-II-C-4
Punto17	1224774,5	1160759,1	Central	136-II-C-4
Punto18	1225283,5	1156118	Central	136-II-C-1
Punto19	1225529,3	1156117,3	Central	136-II-C-1
Punto20	1225981,6	1163674,6	Central	136-II-C-2
Punto21	1226117,1	1157498,3	Central	136-II-C-1
Punto22	1226356,7	1165793,6	Central	136-II-D-1
Punto23	1227639,2	1163085,9	Central	136-II-C-2
Punto24	1227854,6	1163177,4	Central	136-II-C-2
Punto25	1228648,2	1139026,4	Central	136-I-D-1
Punto26	1229205,6	1162804,7	Central	136-II-C-2
Punto27	1229297,4	1162681,5	Central	136-II-C-2
Punto28	1230186,6	1162033,6	Central	136-II-A-4
Punto29	1230494,9	1149499,9	Central	136-I-B-4

id	Norte	Este	Origen	Plancha
Punto30	1230609,7	1148760,1	Central	136-I-B-4
Punto31	1230675,3	1150265,3	Central	136-II-A-3
Punto32	1230986,6	1162369,2	Central	136-II-A-4
Punto33	1231676,5	1166944,9	Central	136-II-B-3
Punto34	1231707,4	1167006,3	Central	136-II-B-3
Punto35	1232185,5	1162519,2	Central	136-II-A-4
Punto36	1233933,1	1150502	Central	136-II-A-3
Punto37	1236157,6	1154796,6	Central	136-II-A-1
Punto38	1236315,9	1132620,9	Central	136-I-A-2
Punto39	1236913,5	1150432,3	Central	136-II-A-1
Punto40	1236944,9	1150678	Central	136-II-A-1
Punto41	1237023,1	1145578,5	Central	136-I-B-2
Punto42	1237493,9	1124997	Central	136-I-A-1
Punto43	1238111,5	1150306,1	Central	136-II-A-1
Punto44	1238297,1	1150735,6	Central	136-II-A-1
Punto45	1238315,9	1133620,7	Central	136-I-A-2
Punto46	1238818,6	1126529,7	Central	136-I-A-1
Punto47	1239916,8	1123117,8	Central	136-I-A-1
Punto48	1239994,9	1130182	Central	136-I-A-2
Punto49	1230677,4	1139543,4	Central	136-I-B-3
Punto50	1238341,6	1132612,5	Central	136-I-A-2

- Inventario de áreas consideradas como no susceptibles

Como parte de los datos de entrenamiento se generó un shape file de puntos considerados con bajos niveles de susceptibilidad, cuya selección estuvo sujeta al recorrido del trabajo de campo realizado por profesionales UIS donde se cumplieran los siguientes rasgos:

- Aunque evidente pero necesario fue tener en cuenta que los puntos considerados “estables” no debían colindar con los registros de movimientos en masa.
- Las características topografías. Especialmente la pendiente desarrollada por la ladera, la cual debe ser baja a muy baja en coherencia con la relación directamente proporcional que existe entre los movimientos en masa y la pendiente.
- Las características geomorfológicas. Se descartaron las unidades geomorfológicas asociadas a depósitos coluviales por definirse como altamente inestables.
- Las características geológicas. Se tuvo precaución en no definir puntos sobre depósitos, especialmente sobre los de naturaleza coluvial ya que se consideran como los más susceptibles a desplazamientos.
- Con base en los anteriores criterios se generó un feature class de 109 puntos donde la interacción de sus atributos satisfacía las características de áreas menos susceptibles a movimientos.

Tanto el conjunto de datos de entrenamiento como el de validación fueron conformados a partir de los registros de movimientos en masa y del inventario de las áreas consideradas como no susceptibles. Para la definición del número de datos que debe abarcar cada conjunto se tuvo en cuenta el porcentaje definido por la literatura, donde se toman del 20% al 30% de los registros de movimientos como parte de los datos de validación, y el porcentaje restante como parte de los datos de entrenamiento. En este caso se tomó el 25% de los 144 registros quedando un total de 108 movimientos en masa para el grupo de entrenamiento y 36 para el grupo de validación.

Como la matriz de entrenamiento se basa en la superposición de atributos de cada pixel se pudo definir en estos términos que los 108 polígonos de movimientos en masa abarcaban 4160 celdas, número bajo el cual se basó el cálculo del radio necesario para que los buffers de los puntos relativamente estables cubrieran la misma cantidad de pixeles. Haciendo varias pruebas con

diferentes radios para un número fijo de 109 puntos considerados de baja inestabilidad, se crearon 109 circunferencias con un radio de 107,6 m para que cubrieran 4160 píxeles. Luego se verificó que efectivamente ese radio no estuviese abarcando píxeles cuyas características no representaran áreas de susceptibilidades bajas. Finalmente se obtuvo un total de 8320 celdas como el número de datos para la matriz de entrenamiento.

La selección de los 36 datos de validación de movimientos en masa, equivalente al 25% de los 144 registros, se hizo de forma aleatoria con ayuda de Excel. Esto a partir de los movimientos tomados del SIMMA, ya que su representación como circunferencias de 25 m de radio proporcionaba directamente las dimensiones que debía tener los buffers de validación para las áreas consideradas de baja susceptibilidad. De esa manera se crearon 36 buffers de 25 m de radio a partir de 36 puntos cuyos atributos eran característicos de zonas relativamente estables. Cada uno de los grupos de validación abarcó 84 píxeles para un total de 168 celdas de validación.

De la misma manera como se extrajeron los atributos y las coordenadas propias de cada pixel para conformar los datos de simulación también fue necesario exportar los valores de las celdas con la posición correspondiente de cada dato de entrenamiento. Como se había señalado anteriormente para la exportación de ese tipo de tabla se utilizó la herramienta sample en ArcMap 10.1 (Figura 36).

6.2.3. Normalización de las variables y creación de las matrices de simulación y entrenamiento

6.2.3.1. Normalización

De forma general esta etapa representa el tratamiento previo de las variables de entrenamiento y simulación para adecuarlas a su procesamiento por la red neuronal artificial. Así mismo esta preparación se hace necesaria ya que los criterios que definen la susceptibilidad de un terreno presentan diferentes

unidades de medida, por tanto con la normalización de los atributos se busca estandarizar sus correspondientes valores cualitativos o cuantitativos.

Para modificar el rango de valores de entrada éstos se deben acotar entre los límites de la función de activación definida para la red neuronal, lo cual se determinó con base en estudios similares como el llevado a cabo por Tien *et al.* (2012) donde se utilizó la fórmula de normalización Max-Min (ver Ecuación 7).

Con base en trabajos que han implementado las RNA como mecanismo de determinación de índices de susceptibilidad por movimientos en masa (Tien *et al.*, 2012; Gómez and Kavzoglu, 2004) la función de activación utilizada en el entrenamiento de la red en el presente estudio es la función sigmoideal logarítmica (ver Figura 5), cuyos límites máximo y mínimo definen a su vez los límites superior e inferior de la fórmula de normalización. En este sentido $U = 0,9$ y $L = 0,1$ enmarcados en los límites de la función sigmoideal logarítmica $[0; +1]$ (ver Ecuación 8).

Figura 36. Ejemplo de la extracción de las coordenadas de cada pixel que constituye al raster de unidades geomorfológicas.

Rowid	VALUE	COUNT	COD	GMF
0	1	66	Sefc	
1	2	227	Sshle	
2	3	20	Ssfe	
3	5	45	Ssan	
4	6	22	Sss	
5	7	36	Dle	
6	8	2	Slf	
7	9	4	Fca	
8	11	1	Fpi	
9	12	46	Dco	
10	13	585	Dsd	
11	14	11	Fta	
12	16	544	Sshlc	
13	17	655	Ssslc	
14	18	80	Ses	
15	20	30	Deeme	
16	21	323	Sslp	
17	23	773	Sssle	
18	24	30	Ddi	
19	25	39	Scle	
20	36	9	Sgf	
21	40	1	Scor	
22	42	139	Sc	
23	44	426	Ddrt	
24	50	14	Ssalc	
25	51	30	Faa	
26	53	2	Gcgf	

Rowid	MORFOGENM	X	Y
1	1	1120995,254939	1239985,297055
2	1	1121026,119525	1239985,297055
3	1	1121056,984112	1239985,297055
4	1	1121087,848698	1239985,297055
5	1	1121118,713284	1239985,297055
6	1	1121149,577871	1239985,297055
7	1	1121180,442457	1239985,297055
8	1	1121211,307043	1239985,297055
9	1	1121242,17163	1239985,297055
10	3	1123186,64057	1239985,297055
11	3	1123217,505157	1239985,297055
12	13	1130162,037088	1239985,297055
13	13	1130192,901674	1239985,297055
14	2	1135347,287596	1239985,297055
15	2	1135378,152183	1239985,297055
16	2	1135409,016769	1239985,297055
17	2	1135439,881355	1239985,297055
18	2	1135470,745942	1239985,297055
19	2	1135501,610528	1239985,297055
20	2	1135532,475114	1239985,297055
21	2	1135563,339701	1239985,297055
22	2	1135594,204287	1239985,297055
23	2	1135625,068874	1239985,297055
24	2	1135655,93346	1239985,297055
25	2	1135686,798046	1239985,297055
26	2	1135717,662633	1239985,297055
27	2	1135748,527219	1239985,297055
28	2	1135779,391805	1239985,297055
29	1	1120995,254939	1239954,432488
30	1	1121026,119525	1239954,432488
31	1	1121056,984112	1239954,432488

En la Tabla 43 se encuentra la normalización de los identificadores ya asignados en los insumos. A manera de ejemplo a continuación se describe el cálculo del valor normalizado correspondiente a la categoría “Escarpada” del atributo “Pendiente”:

$$v' = \frac{v - \min(v)}{\max(v) - \min(v)}(U - L) + L \quad (7)$$

Donde:

v' =Dato normalizado

v =Dato original

U =Limite de normalización superior

L =Limite de normalización inferior

$$v' = \frac{5 - 1}{5 - 1}(0,9 - 0,1) + 0,1 \quad (8)$$

Donde:

$v' = 0,9$

$v = 5$

$U = 0,9$

$L = 0,1$

Tabla 43. Identificadores (Id) normalizados de cada una de las categorías que presentan los atributos.

Criterios/Atributos		Categorías	Id	Id Normalizados	
GEOMORFOLOGÍA	MORFOMETRÍA	Pendiente	Plana a suavemente inclinada	1	0,1
			Inclinada	2	0,3
			Muy inclinada	3	0,5
			Abrupta	4	0,7
			Escarpada	5	0,9
		Rugosidad	Muy baja	1	0,1
			Baja	2	0,3
			Media	3	0,5
			Alta	4	0,7
			Muy alta	5	0,9
		Acuenca	Divisoria de aguas, quebradas y ríos	1	0,1
			Escorrentía lenta	2	0,3
			Drenaje no permanente	3	0,5
			Flujo acumulado	5	0,9
		MORFOGÉNESIS	Proceso Genético	Endógeno	1
	Exógeno			2	0,9
	Modelado del Relieve		Agradación	1	0,1
			Degradación	2	0,9
	Geoforma		Sefc	1	0,1
			Sshle	2	0,114035088
Slfe			3	0,128070175	
Ssan			5	0,156140351	
Sss			6	0,170175439	
Dle			7	0,184210526	
Slf			8	0,198245614	
Fca			9	0,212280702	
Fpac			10	0,226315789	
Fpi			11	0,240350877	
Dco			12	0,254385965	
Dsd		13	0,268421053		
Fta		14	0,28245614		
Sles	15	0,296491228			
Sshlc	16	0,310526316			
Ssslc	17	0,324561404			
Ses	18	0,338596491			
Gpgl	19	0,352631579			
Deeme	20	0,366666667			

Criterios/Atributos			Categorías	Id	Id Normalizados		
GEOMORFOLOGÍA	MORFOGÉNESIS	Geoforma	Sslp	21	0,380701754		
			Ssale	22	0,394736842		
			Sssle	23	0,40877193		
			Ddi	24	0,422807018		
			Scle	25	0,436842105		
			Dld	26	0,450877193		
			Sclc	27	0,464912281		
			Fcdy	28	0,478947368		
			Ssh	29	0,492982456		
			Dldi	30	0,507017544		
			Sefcml	31	0,521052632		
			Sft	32	0,535087719		
			Deem	33	0,549122807		
			Gshg	34	0,563157895		
			Sefes	35	0,577192982		
			Sgf	36	0,59122807		
			Ftas	37	0,605263158		
			Sme	38	0,619298246		
			Sesmm	39	0,633333333		
			Scor	40	0,647368421		
			Dts	41	0,661403509		
			Sc	42	0,675438596		
			Gsale	43	0,689473684		
			Ddrt	44	0,703508772		
			Gclg	45	0,71754386		
			Dcrem	46	0,731578947		
			Dmo	47	0,745614035		
			Dc	48	0,759649123		
			Ftae	49	0,773684211		
			Ssalc	50	0,787719298		
			Faa	51	0,801754386		
			Slo	52	0,815789474		
			Gcgf	53	0,829824561		
			Gpcs	54	0,843859649		
			Sce	55	0,857894737		
			Glg	56	0,871929825		
			Gflv	57	0,885964912		
			Gsag	58	0,9		
			MORFO DINÁMI CA	Relieve Relativo (m)	<50-200	1	0,1
					200-400	2	0,5
					400->2500	3	0,9

Criterios/Atributos		Categorías	Id	Id Normalizados
MORFODINÁMICA	Inclinación de la Ladera (°)	<5-10	1	0,1
		10-20	2	0,5
		20->45	3	0,9
GEOLOGÍA	Fábrica o Estructura	N/A	1	0,1
		Clástica Consolidada	2	0,26
		Cristalina Masiva	3	0,42
		Clástica Cementada	4	0,58
		Cristalina Foliada	5	0,74
		Cristalina Bandeada	6	0,9
	Resistencia	N/A	1	0,1
		R3-ModeraDura	2	0,3
		R4-Dura	3	0,5
		R5-Muy Dura	4	0,7
		R2-Blanda	5	0,9
	Densidad de Fracturamiento	Alta	1	0,1
		Media	2	0,26
		Muy baja	3	0,42
		Baja	4	0,58
		Muy alto	5	0,74
		N/A	6	0,9
	SUELOS	Textura	AF, FAGr, FArAGr, FArGr, FGr, FGrP	1
ArA, ArGr, FA, FArLGr, ArLGr, FLGr, ArAGr			2	0,3
F, F-Org, Far, FArA, FArL, FL, FLOrg			3	0,5
Gr,A,FAGrP, Agr, AFP			4	0,7
Ar, ArL			5	0,9
Taxonomía		Inceptisol, Entisol, Histosol.	1	0,1
		Vertisol, Aridisol	2	0,366666667
		Alfisol	3	0,633333333
		Mollisol, Andisol, Espodosol.	4	0,9
Drenaje Natural		Excesivo-Moderado excesivo	1	0,1
		Bueno	2	0,5
		Muy pobre-Pantanososo	3	0,9
Profundidad		Moderadamente profunda	1	0,1

Criterios/Atributos		Categorías	Id	Id Normalizados
SUELOS	Profundidad	Superficial	2	0,3
		Muy superficial	3	0,5
		Profunda	4	0,7
		Muy profunda	5	0,9
	Grupos de Tipo de Arcilla	Caolinita, Montmorillonita, Vermiculita; Caolinita, Muscovita, Montmorillonita.	1	0,1
		Montmorillonita, Clorita, Caolinita; Montmorillonita, Vermiculita, Caolinita	2	0,3
		Halloisita	3	0,5
		Alófana, Gibsita; Montmorillonita, Vermiculita; Muscovita, Illita, Vermiculita, Montmorillonita; Muscovita, Montmorillonita, Vermiculita; Talco, Muscovita, Vermiculita, Montmorillonita	4	0,7
		Caolinita; Caolinita, Biotita	5	0,9
	COBERTURA	Profundidad Radicular	Muy profundo	1
Profundo			2	0,3
Superficial			3	0,5
Moderadamente profundo			4	0,7
Muy superficial			5	0,9
Drenaje Profundo		Moderadamente profundo	1	0,1
		Muy profundo	2	0,9
Evapotranspiración		Baja	1	0,1
		Muy baja	2	0,5
		Media	3	0,9
Densidad del Número de Estratos		Moderadamente alta	1	0,1
		Media	2	0,3
		Baja	3	0,5
		No presenta	4	0,7
		Alta	5	0,9

6.2.3.2. Matrices de Entrenamiento y Simulación

Para las fases de entrenamiento y simulación se requieren básicamente dos matrices de datos, respectivamente. Los datos de entrenamiento, como se ha hecho referencia, están conformados por registros de movimientos en masa y las zonas consideradas con bajas susceptibilidades cuyas áreas abarcan 4160 pixeles en cada uno de los dos casos. En la Tabla 44 se puede observar los atributos con sus respectivos valores normalizados de los primeros cuatro pixeles que conforman la matriz de entrenamiento total. La creación de esta matriz fue a partir de las tablas obtenidas con la herramienta sample (ArcGIS 10.1) las cuales se exportaron en formato dBase Table para ser abiertas posteriormente en Excel. A cada uno de los 20 archivos Excel se les eliminó las columnas de las coordenadas y sus Identificadors fueron reemplazados por sus respectivas normalizaciones. Posteriormente en una sola tabla se compilaron los 20 atributos transponiendo las columnas normalizadas en filas, de tal manera que cada columna representara un pixel. Finalmente el tamaño de la matriz de entrenamiento fue de 20x8320, es decir, 20 filas que representan las 20 capas de los atributos que caracterizan las áreas más y menos susceptibles y 8320 columnas equivalentes al número de pixeles de entrenamiento (ver Tabla 44). Cabe aclarar que a la hora de importar las matrices de entrenamiento y simulación desde Matlab se suprimió la columna de Criterio y la fila de secuencia de pixeles.

Para la creación de la matriz de simulación se llevó a cabo el mismo procedimiento realizado para la matriz de entrenamiento, con la diferencia de que tanto los reemplazos de los Identificadors por sus respectivas normalizaciones así como la constitución final de la tabla de simulación se hizo en Matlab R2014a. Esto debido al gran número de datos, ya que la matriz de simulación la constituyen las 20 capas raster que a su vez están conformadas por 2099520 pixeles cada una, de esta manera el tamaño de la matriz de simulación fue de 20x2099520.

Tabla 44. Muestra de los primeros cuatro pixeles que conforman la Matriz de entrenamiento.

CRITERIO	Pixel 1	Pixel 2	Pixel 3	Pixel 4
Pendiente	0,7	0,7	0,7	0,7
Rugosidad	0,9	0,9	0,9	0,9
Acuena	0,3	0,3	0,3	0,9
Proceso genético	0,1	0,1	0,1	0,1
Modelado del relieve	0,1	0,1	0,1	0,1
Ambiente de formación	0,1	0,1	0,1	0,1
Relieve relativo	0,5	0,5	0,5	0,5
Inclinación de la ladera	0,9	0,9	0,9	0,5
Fabrica/Estructura	0,74	0,74	0,74	0,74
Resistencia	0,5	0,5	0,5	0,5
Densidad de fracturamiento	0,9	0,9	0,9	0,9
Textura	0,1	0,1	0,1	0,1
Taxonomía	0,3666667	0,3666667	0,3666667	0,3666667
Drenaje natural	0,1	0,1	0,1	0,1
Profundidad	0,1	0,1	0,1	0,1
Grupos de Tipo de arcilla	0,5	0,5	0,5	0,5
Profundidad radicular	0,1	0,1	0,1	0,1
Drenaje profundo	0,9	0,9	0,9	0,9
Evapotranspiración	0,1	0,1	0,1	0,1
Número de Estratos	0,5	0,5	0,5	0,5

Ya que se requiere calificar los datos de entrenamiento en términos de susceptibilidad con el fin de que la red identifique los atributos que caracterizan las áreas de mayores y menores niveles de susceptibilidad, se le asignaron valores de 1 y 0 a los atributos de las celdas de movimientos en masa y a las áreas consideradas de baja susceptibilidad, respectivamente. Este conjunto de valores se le denomina Targets por considerarse la calificación a la que deben llegar otras áreas con similares características y con base en estas establecer

valores intermedios de susceptibilidad. En este sentido se generó un archivo Excel llamado Targets en el que se compilaron estos valores en igual orden al que se compilaron los atributos de las celdas de entrenamiento, es decir, las primeras 4160 columnas con valores de 1 y las últimas 4160 con valores de 0.

6.3 DEFINICIÓN DEL MODELO DE RED NEURONAL ARTIFICIAL (FASES DE ENTRENAMIENTO Y SIMULACIÓN)

Con base en trabajos donde se maneja la temática tratada en esta investigación se definieron los parámetros del diseño de red considerada apropiada para la determinación de los índices de susceptibilidad por movimientos en masa. Entre esas investigaciones se encuentran las de Conforti *et al.*, 2014, Ermini *et al.*, 2005, Gómez y Kavzoglu, 2005, Lee *et al.*, 2004, Pradhan y Lee, 2010; Pradhan *et al.*, 2010, Tien *et al.*, 2012; las cuales coinciden con la implementación del modelo neuronal Multilayer Perceptrón y algoritmo de aprendizaje Back Propagation (MLP-BP) por ser el tipo de red más utilizado en el campo de las geoamenazas y en general en otras áreas, esto gracias a su versatilidad y adaptabilidad ante el modelado de problemas que involucren un amplio rango de variables.

El entrenamiento y simulación de la RNA se llevó a cabo en el toolbox Neural Network/Data Manager (nntool) contenido en Matlab R2014a en el cual se llevaron a cabo los siguientes pasos:

1. Importación de las tres matrices previamente conformadas (subcapítulo 6.2.).
2. Importación de los datos de entrenamiento y simulación en los campos correspondientes de la ventana Neural Network/Data Manager.
3. Creación de la RNA, para lo cual se define el modelo de red y las características de su arquitectura en la ventana “Create Network or Data” (ver Figura 37). Como se mencionó anteriormente el modelo utilizado en el presente trabajo es MLP-BP, seleccionado con base en investigaciones

similares. En este sentido en el campo Network Type se optó por el tipo de red Feed-forward backprop equivalente al MLP-BP y de igual manera se definieron las demás propiedades con base en el trabajo de Tien *et al.*(2012). Sin embargo, el campo “Adaption learning function” se dejó como el predeterminado por el toolbox y se procedió con la creación de la red. Creada la red neuronal se definen los datos de entrenamiento y sus respectivos “Targets” en la ventana Training Info donde tambien aparecen por defecto los “labels” de los resultados de entrenamiento (ver Figura 38). Seguidamente en la pestaña “Training Parameters” se estableció el número de épocas o iteraciones “epochs” y el objetivo de la suma de errores cuadrados “goal”, 1000 y 0,001, respectivamente. Los demás parametros fueron establecidos por defecto por Matlab R2014a según Tien *et al.* (2012) (ver Figura 39).

Figura 37. Ventana para la creación de la red neuronal artificial dentro del toolbox nntool en Matlab R2014a.

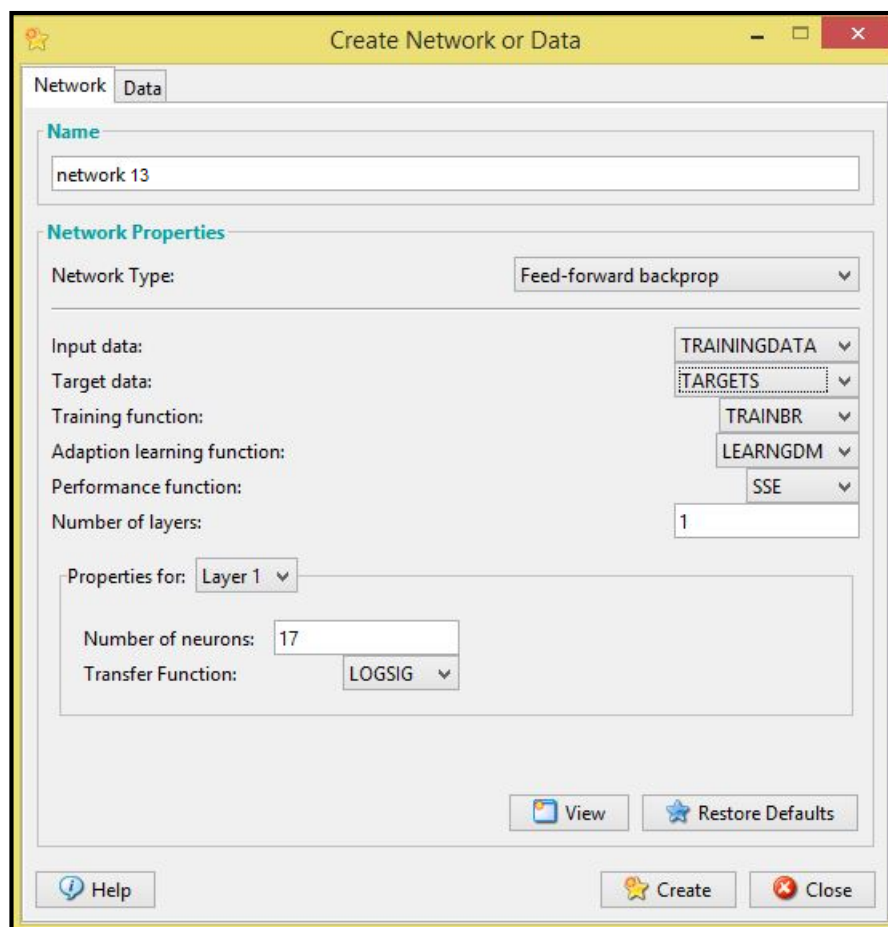


Figura 38. Definición de los datos de entrenamiento de la red.

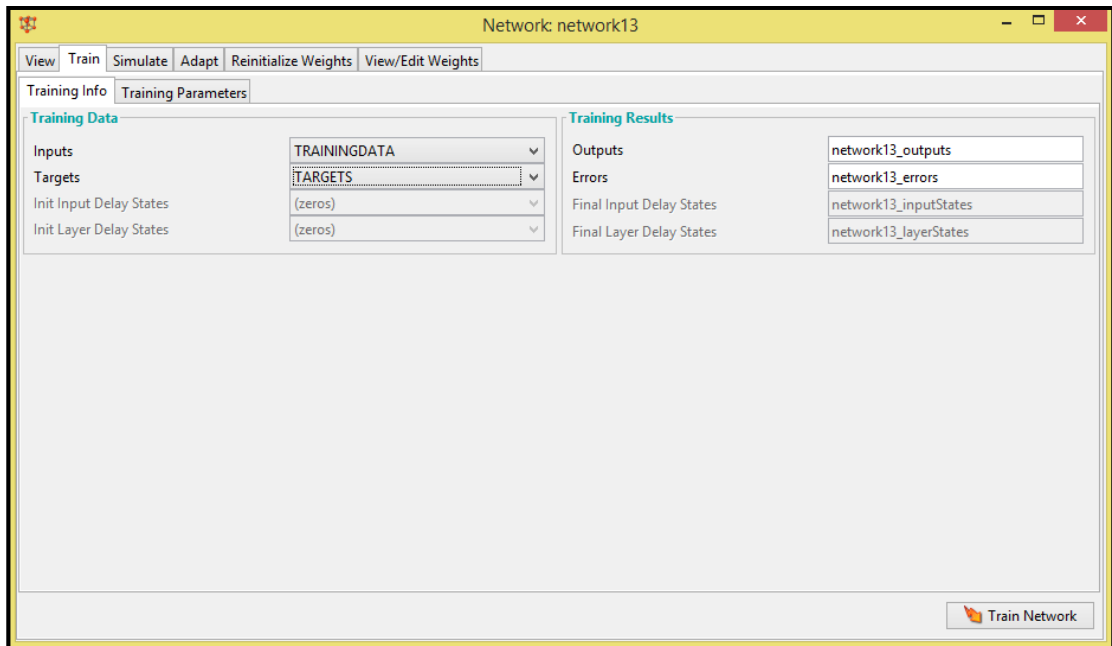
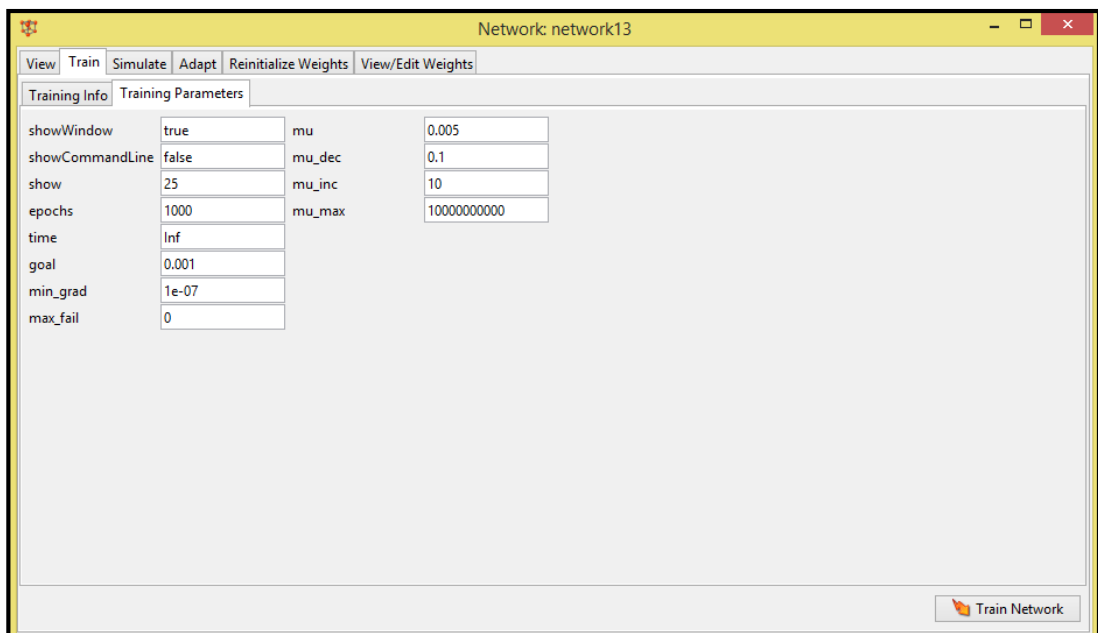
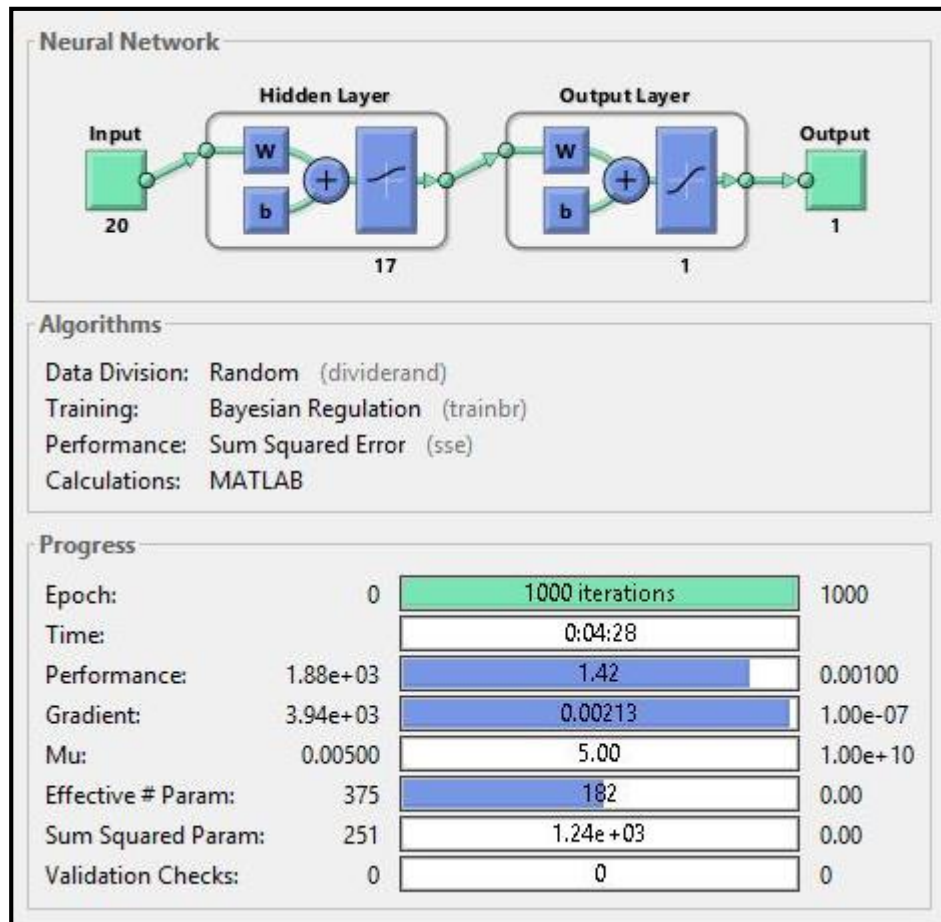


Figura 39. Definición de los parámetros de entrenamiento de la red.



4. Entrenamiento: Después de definir el modelo, las características de estructura de la red y los parámetros de aprendizaje se dio inicio al entrenamiento, durante el cual se pudo ir viendo su progreso mediante la ventana "Neural Network Training (nntool)" (ver Figura 40).

Figura 40. Interfaz de entrenamiento.



5. Se llevaron a cabo 16 entrenamientos los cuales difirieron en el número de neuronas ocultas desde 5 hasta 20, este rango fue tomado con base en los trabajos de Chauhan et al. (2010) y Tien et al. (2012) donde los errores de aprendizaje óptimos se encontraron dentro de rangos similares de neuronas ocultas. El criterio en el cual se basó la selección de la red neuronal más apropiada para la evaluación de la susceptibilidad fue principalmente la suma de errores cuadráticos (SSE) así como lo fue en el trabajo de Tien et al. (2012) y como es sugerido en Ermini et al. (2005). Este último considera que las funciones de error tales como SSE dan una medida de cómo la red ajusta el conjunto de entrenamiento de los datos observados (ver Tabla 45). Al contrario de lo que se espera no se optó por la red de menor error de entrenamiento con el fin de evitar seleccionar una con sobre-aprendizaje, en este sentido se escogió la red con un valor

cercano al tenido en cuenta en Tien et al. (2012) donde la estructura óptima fue la que obtuvo una SSE equivalente a 1,30. En el caso del presente trabajo la estructura de red escogida fue la que obtuvo una SSE igual a 1,43 con 17 neuronas ocultas (ver Tabla 45 y Figura 41). Otro parámetro resultante que se tuvo en cuenta fue el coeficiente de correlación (R) de entrenamiento, evaluación y total equivalente a 0,996, 0,995 y 0,999, respectivamente (ver Figura 42).

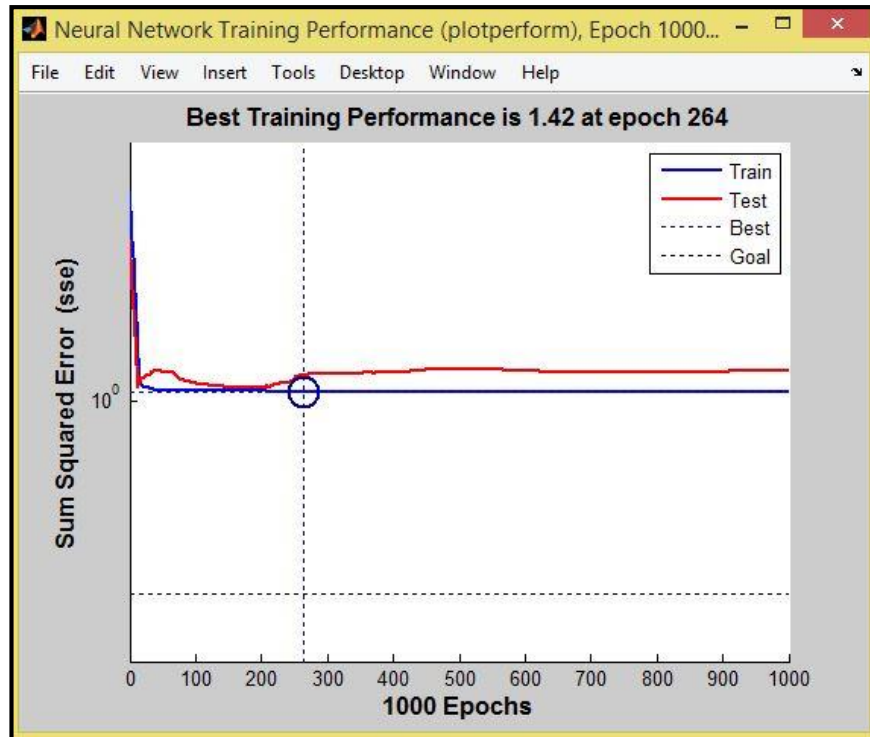
Tabla 45. Diferencia de la SSE entre entrenamientos que difieren en el número de neuronas ocultas.

RED	Iteraciones	Neuronas Ocultas	SSE
1	1000	5	4,01
2	1000	6	5,4
3	1000	7	1,92
4	1000	8	0,91
5	1000	9	1,5
6	1000	10	5,01
7	1000	11	1,43
8	1000	12	1,5
9	1000	13	0,5
10	1000	14	0,91
11	1000	15	1,5
12	1000	16	0,5
13	1000	17	1,42
14	1000	18	0,92
15	1000	19	0,5
16	1000	20	1,44

6. Simulaciones. Para cada uno de los 16 entrenamientos correspondientes a una estructura de red neuronal diferente se les presentó la matriz de simulación para la respectiva evaluación del área total de estudio (ver

Figura 43). Al haber seleccionado la red número 13 como la más óptima así mismo se exportaron los índices de susceptibilidad resultantes de su simulación, los cuales se definieron entre 0 y 1 en correspondencia con los límites de la función de activación log-sigmoidal. La exportación de los 2099520 datos se hizo en formato txt mediante el comando dlmwrite.

Figura 41. Ventana de las curvas de error de entrenamiento y error de evaluación.



6.4 GENERACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA ESCALA 1:100.000

El mapa de susceptibilidad se generó en ArcMap 10.1 donde se importaron las salidas de la red neuronal para este fin. Ya que cada índice de susceptibilidad se encontraba en el mismo orden de entrada de los datos de la matriz de simulación se debió unir la tabla de índices con la de sus respectivas coordenadas, esta última extraída a partir de uno de los insumos raster. De esta manera se conformó una sola tabla con tres columnas, en donde las dos primeras se definen las coordenadas X y de cada pixel y en la tercera los índices de susceptibilidad correspondientes (ver Figura 44). A partir de esta se generó

un raster en el que se conservó las dimensiones de pixel de las capas de atributos (30, 86458636 m x 30, 86458636 m) y finalmente se reclasificaron los valores de forma manual en cinco clases equivalentes a las cinco categorías de susceptibilidad. El mapa resultante se puede ver en la Figura 45.

Figura 42. Ventana de graficas de coeficiente de correlación.

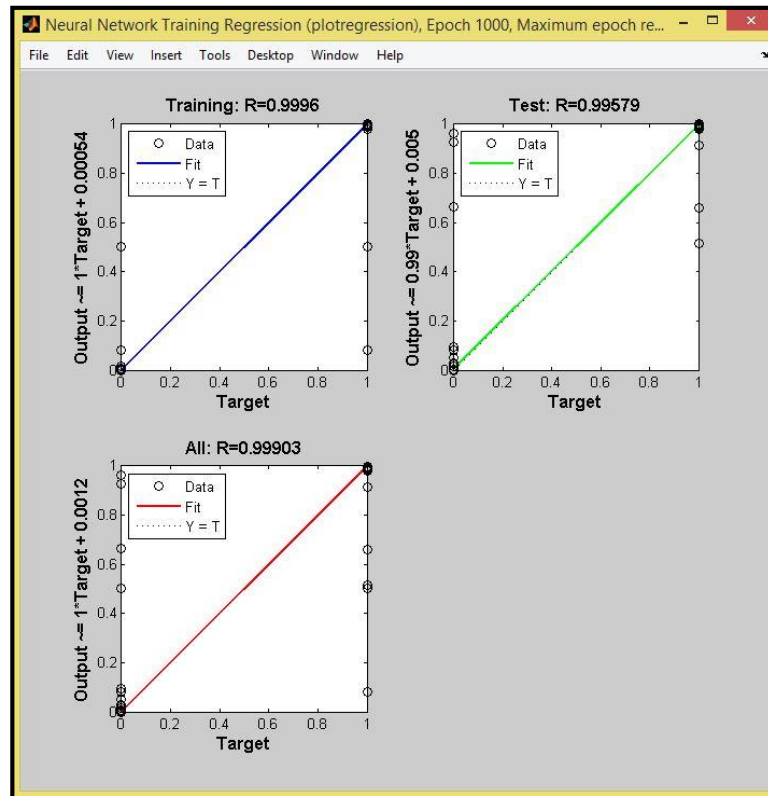


Figura 43. Ventana de Simulación.

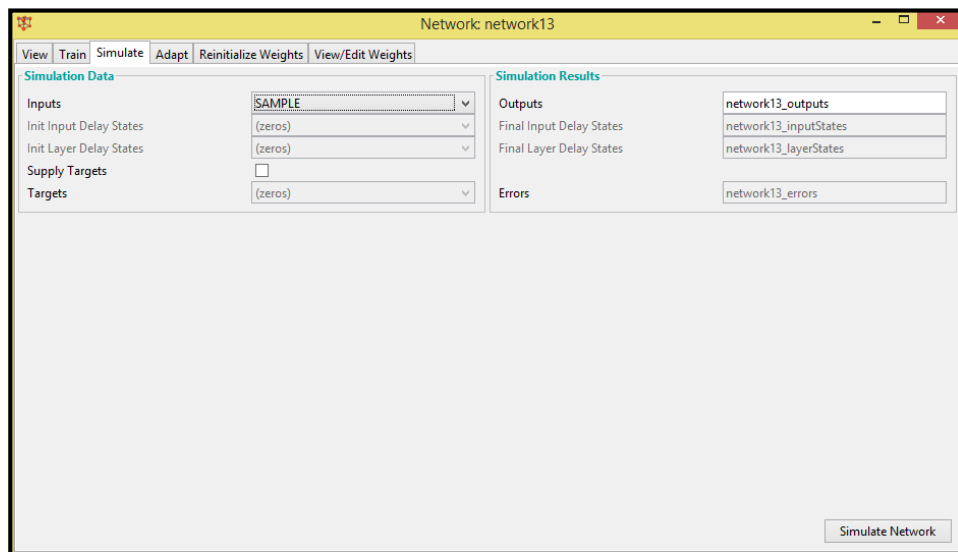


Figura 44. Tabla resultante de la unión entre los índices de susceptibilidad determinados por la RNA y las coordenadas que definen la localización de cada pixel evaluado.

OID	X	Y	Índices
0	1120007,5884	1239985,29715	0,999972
1	1120038,45298	1239985,29715	0,999972
2	1120069,31757	1239985,29715	1
3	1120100,18215	1239985,29715	1
4	1120131,04674	1239985,29715	0,999972
5	1120161,91133	1239985,29715	1
6	1120192,77591	1239985,29715	1
7	1120223,6405	1239985,29715	1
8	1120254,50509	1239985,29715	1
9	1120285,36967	1239985,29715	1
10	1120316,23426	1239985,29715	1
11	1120347,09885	1239985,29715	0,999972
12	1120377,96343	1239985,29715	0,999972
13	1120408,82802	1239985,29715	0,999972
14	1120439,6926	1239985,29715	0,999972
15	1120470,55719	1239985,29715	1
16	1120501,42178	1239985,29715	1
17	1120532,28636	1239985,29715	1
18	1120563,15095	1239985,29715	1
19	1120594,01554	1239985,29715	0,999972
20	1120624,88012	1239985,29715	1
21	1120655,74471	1239985,29715	1
22	1120686,6093	1239985,29715	1
23	1120717,47388	1239985,29715	0,998555
24	1120748,33847	1239985,29715	0,984229
25	1120779,20305	1239985,29715	0,984229
26	1120810,06764	1239985,29715	0,984229
27	1120840,93223	1239985,29715	0,984229
28	1120871,79681	1239985,29715	0,998555

6.5 VALIDACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA

Con el fin de evaluar el rendimiento de la red en su fase de aprendizaje algunas investigaciones en las que también se busca determinar los índices de susceptibilidad por movimientos en masa de una región en especial (Tien *et al.*, 2012; Pradhan y Lee, 2010; Chauhan *et al.*, 2010; Caniani *et al.*, 2008, Ermini *et al.*, 2005) se generó una gráfica de distribución de frecuencia acumulada y una gráfica de relación de frecuencia para tal fin. La elaboración de ambos esquemas se hizo con base en los movimientos en masa utilizados para el entrenamiento de la red, creando una matriz (raster) a partir de la superposición del dato vectorial en formato shapefile correspondiente y el mapa de susceptibilidad resultante. De esta manera se obtuvo el número de pixeles de cada categoría de

susceptibilidad abarcados por los movimientos de entrenamiento. Para el caso del diagrama de frecuencia acumulada se calculó el porcentaje acumulado de los pixeles desde el menor hasta el mayor nivel de susceptibilidad que constituyen el área total de la Plancha (ver Tabla 46). Así mismo se calcularon los porcentajes de frecuencias acumuladas de los pixeles de movimientos en masa que coincidieron con cada uno de los niveles de susceptibilidad (ver Tabla 47). Finalmente en la Figura 46 se puede ver la distribución de frecuencias acumuladas resultante.

Figura 45. Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa generado mediante la implementación de una RNA.

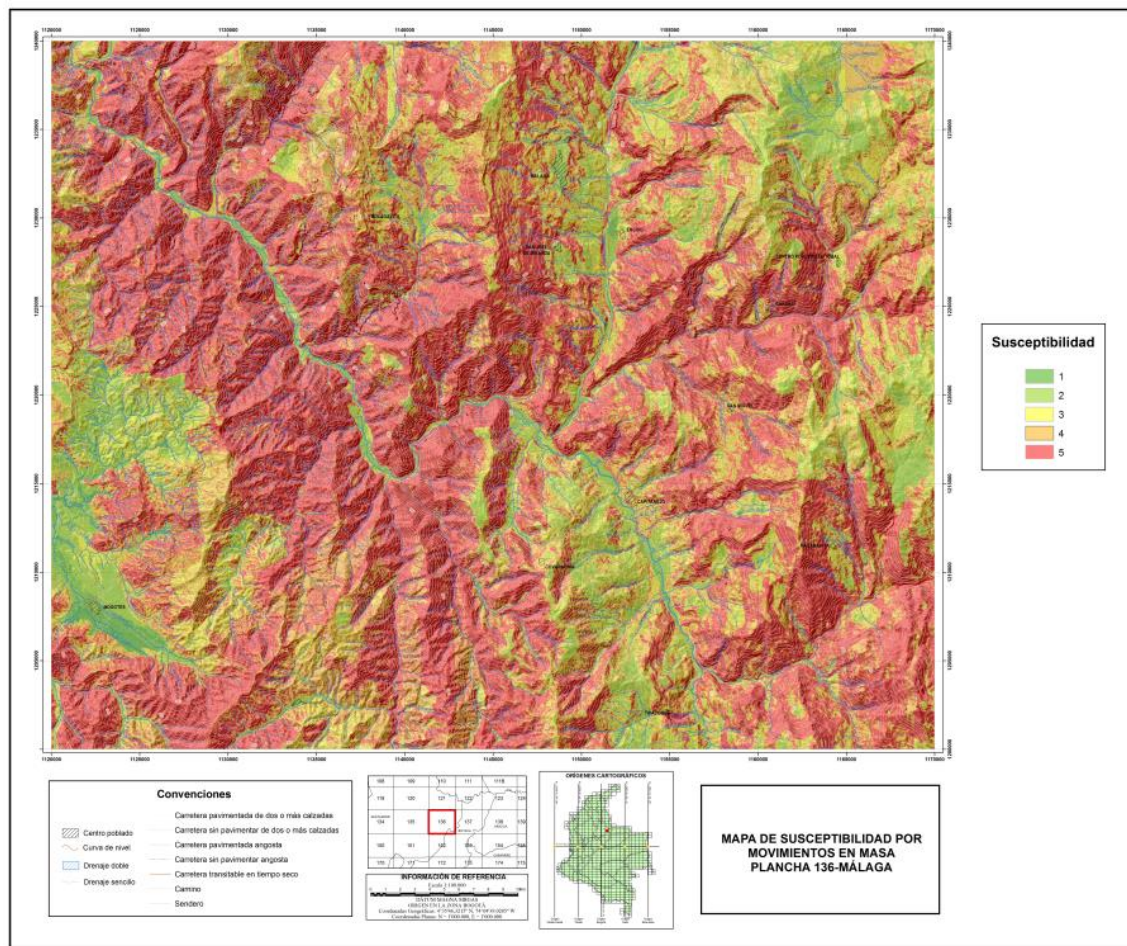


Tabla 46. Porcentaje y porcentaje acumulado de los pixeles que conforman el mapa de susceptibilidad por categorías.

Categorías de susceptibilidad	Pixeles del Mapa de Susceptibilidad	%	% Acumulado
1	11791	0,56160456	0,561604557
2	198162	9,43844307	10,00004763
3	300826	14,3283227	24,32837029
4	462623	22,0347032	46,36307346
5	1126118	53,6369265	100

Tabla 47. Porcentaje y porcentaje acumulado de los pixeles que por categoría de susceptibilidad fueron abarcados por los movimientos en masa de entrenamiento.

Categorías de susceptibilidad	Pixeles abarcados por los MM de entrenamiento	%	% Acumulado
1	0	0	0
2	0	0	0
3	11	0,26442308	0,264423077
4	1048	25,1923077	25,45673077
5	3101	74,5432692	100

Para el caso del análisis de proporción de frecuencia se halló el cociente entre el porcentaje de pixeles de MM y el porcentaje de pixeles por nivel de susceptibilidad, las proporciones resultantes se graficaron versus las categorías (ver Tabla 48 y Figura 47). Teóricamente, el valor de proporción de frecuencia debe incrementar desde una zona de susceptibilidad muy baja hasta una zona de susceptibilidad muy alta ya que las áreas de susceptibilidad más altas son generalmente más propensas a movimientos que otras (Pradhan y Lee, 2010).

Figura 46. Diagrama de Frecuencia Acumulada.

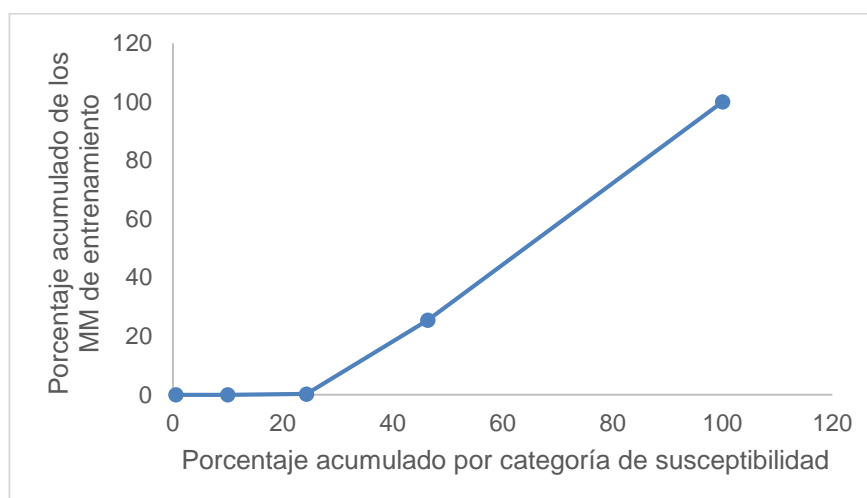
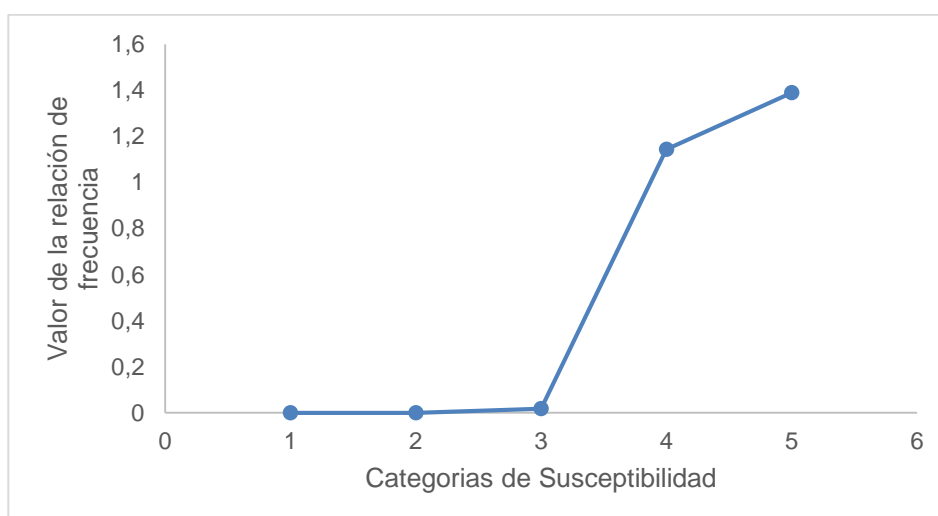


Tabla 48. Proporción de Frecuencia por Categoría de Susceptibilidad.

Categorías de Susceptibilidad	Proporción de frecuencia
1	0
2	0
3	0,018454573
4	1,143301432
5	1,38977518

Figura 47. Gráfica de Proporción de Frecuencia.



La validación del mapa de susceptibilidad por MM también incluye curvas de éxito y predicción, cada una de ellas definidas como una curva de Características Operacionales del Receptor (ROC) comúnmente utilizada en trabajos similares para evaluar el resultado de modelos predictivos (Tien *et al.*, 2012; Pradhan y Lee, 2010; Chauhan *et al.*, 2010). El área bajo una curva ROC constituye una de las estadísticas de precisión más comúnmente usadas para los modelos de predicción en las evaluaciones de peligros naturales. Cuando el valor mínimo del área bajo la curva es 0,5 significa que el modelo no predice con exactitud la ocurrencia del evento, mientras que el valor máximo equivalente a 1 denota una predicción perfecta (Chauhan *et al.*, 2010). La curva ROC es obtenida trazando la fracción de verdaderos positivos a lo largo del eje Y la fracción de falsos positivos a lo largo del eje X. La tasa de verdaderos positivos es el número de píxeles tanto de los movimientos en masa como de las áreas definidas relativamente estables clasificados correctamente sobre el total de los datos. La tasa de falsos positivos es el número de los píxeles de movimientos y de las áreas consideradas menos susceptibles clasificados incorrectamente sobre el total de los datos (Chauhan *et al.*, 2010). La fracción de los verdaderos positivos (FVP) también es llamada sensibilidad, definida como la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como positivo (López de Ullibarri y Fernández, 2001). Es decir, la sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente las áreas donde se encontraron movimientos en masa. Por otra parte al restarle a uno la fracción de falsos positivos (FFP) se define la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo, a lo cual se le denomina Especificidad (López de Ullibarri y Fernández, 2001). En este sentido la Especificidad es equivalente a la probabilidad de clasificar correctamente las áreas consideradas relativamente estables.

Para calcular la Sensibilidad y la Especificidad se hace necesario construir matrices de confusión, llamadas tablas de contingencia en López de Ullibarri y Píta (2001). En la Tabla 49 se puede ver una matriz de confusión adaptada para

este trabajo, tomando como ejemplo la matriz número uno correspondiente a la categoría de mayor susceptibilidad, donde:

- Verdadero positivo (VP): es el número de píxeles de movimientos en masa clasificados en la categoría 5.
- Falso positivo (FP): es el número de píxeles de las áreas consideradas relativamente estables clasificados en la categoría 5.
- Falso negativo (FN): es la diferencia entre el total de los píxeles de movimientos en masa de entrenamiento o validación (según la curva) y el valor del verdadero positivo.
- Verdadero negativo (VN): es la diferencia entre el total de los píxeles de las áreas consideradas relativamente estables de entrenamiento o validación (según la curva) y el valor del falso positivo.

Tabla 49. Matriz de Confusión Estándar.

Matriz 1		Categoría 5	
		Con MM	Sin MM
Resultados	Positivos	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativos	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (VN)
		VP+FN	FP+VN

Fuente: Tomado y modificado de López de Ullibarri y Fernández (2001).

Con base en las matrices de confusión se determinan los pares sensibilidad, 1-especificidad (ver Tabla 50.) los cuales al ser graficados constituyen una curva ROC.

Tabla 50. Determinación de la Sensibilidad y Especificidad.

Sensibilidad	$VP/(VP+FN)$
Especificidad	$VN/(VN+FP)$

Fuente: López de Ullibarri y Fernández (2001).

Para la elaboración de la curva de éxito y predicción se generaron cinco matrices de confusión en cada caso, una por cada categoría de susceptibilidad comenzando desde la más alta. Para este fin se ordenó previamente por categoría y de forma descendente el número de píxeles de entrenamiento (ver Tabla 51) y validación (ver tabla 52) en los que fueron clasificados al superponerlos sobre el mapa de susceptibilidad. Las tablas 51 y 52 se generaron a partir del mapa al que se le hizo un “clip” en ArcGIS 10.1 con respecto a cada uno de los shapefiles de entrenamiento y validación.

Tabla 51. Número de píxeles de entrenamiento clasificados en las categorías de susceptibilidad del mapa resultante.

Categoría de Susceptibilidad	MM (píxeles)	SIN MM (píxeles)
5	3101	0
4	1048	0
3	11	178
2	0	3457
1	0	525

La curva de éxito mide cuan los resultados se ajustan a los datos de entrenamiento (Tien *et al.*, 2012). De esta manera se busca comprobar que el aprendizaje de la red neuronal artificial fue óptimo comparando los datos de entrenamiento y su clasificación resultante dentro del mapa de susceptibilidad. Teniendo en cuenta la Tabla 51 se generaron las matrices de confusión para cada una de las categorías de susceptibilidad (ver Tablas 53 a 57). A partir de la matriz de confusión 2 (ver Tabla 54) los valores del verdadero positivo y falso positivo son equivalentes a la sumatoria de sus valores acumulados.

Tabla 52. Número de píxeles de validación clasificados en las categorías de susceptibilidad del mapa resultante.

Categoría de Susceptibilidad	MM (píxeles)	SIN MM (píxeles)
5	59	0
4	15	0
3	9	5
2	1	64
1	0	15

Tabla 53. Matriz de confusión 1 para la generación de la curva de éxito.

Tabla 1	Categoría de Susceptibilidad 5	
	Con MM	Sin MM
Positivos	3101	0
Negativos	1059	4160

Tabla 54. Matriz de confusión 2 para la generación de la curva de éxito.

Tabla 2	Categoría de Susceptibilidad 4	
	Con MM	Sin MM
Positivos	4149	0
Negativos	11	4160

Tabla 55. Matriz de confusión 3 para la generación de la curva de éxito.

Tabla 3	Categoría de Susceptibilidad 3	
	Con MM	Sin MM
Positivos	4160	178
Negativos	0	3982

Tabla 56. Matriz de confusión 4 para la generación de la curva de éxito.

Tabla 4	Categoría de Susceptibilidad 2	
	Con MM	Sin MM
Positivos	4160	3635
Negativos	0	525

Tabla 57. Matriz de confusión 5 para la generación de la curva de éxito.

Tabla 5	Categoría de Susceptibilidad 1	
	Con MM	Sin MM
Positivos	4160	4160
Negativos	0	0

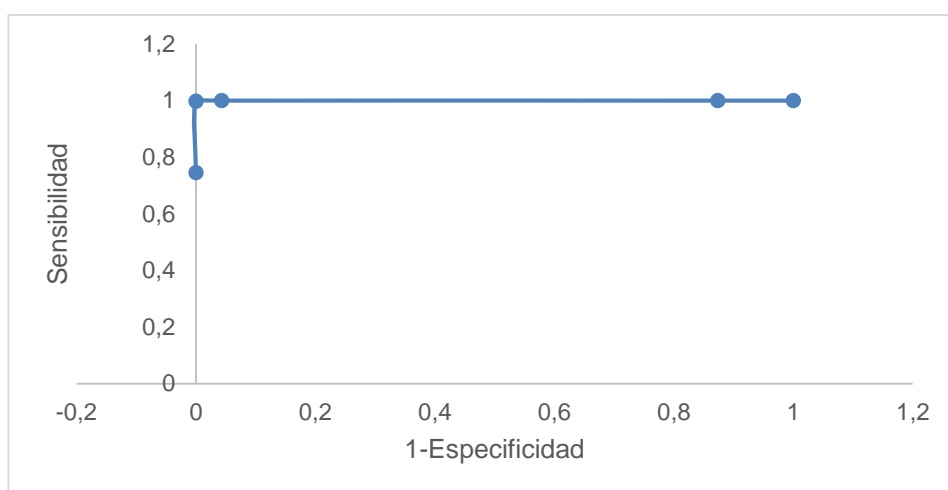
Con base en las matrices de confusión se procedió con el cálculo de los pares de sensibilidad, 1-especificidad (ver Tabla 58) y se generó la curva de éxito (ver Figura 48). Después de obtenida la curva se calculó en Matlab el área bajo la misma con un resultado de 0,9999.

La curva de predicción puede explicar qué tan bien un modelo y los factores condicionantes predicen movimientos en masa (Chung and Fabbri, 2003; Brenning, 2005; Pradhan and Lee, 2010 en Tien *et al.* (2012)). Los datos en los cuales se basa la generación de esta curva son los datos de validación, es decir, movimientos y áreas relativamente estables que no se presentaron a la red durante su fase de entrenamiento. En este sentido la elaboración de la curva de predicción sólo difiere de la curva de éxito en los datos utilizados.

Tabla 58. Pares de Sensibilidad, 1-Especificidad calculados a partir de las matrices de confusión para la generación de la curva de éxito.

Tabla	Sensibilidad	Especificidad	1-Especificidad
1	0,74543269	1	0
2	0,99735577	1	0
3	1	0,957211538	0,042788462
4	1	0,126201923	0,873798077
5	1	0	1

Figura 48. Curva de Éxito.



Teniendo en cuenta la Tabla 52 se generaron las matrices de confusión correspondientes a las categorías de susceptibilidad (ver Tablas 59 a 63) para la generación de la curva de predicción.

Tabla 59. Matriz de confusión 1 para la generación de la curva de predicción.

Tabla 1	Categoría de Susceptibilidad 5	
	Con MM	Sin MM
Positivos	59	0
Negativos	25	84

Tabla 60. Matriz de confusión 2 para la generación de la curva de predicción.

Tabla 2	Categoría de Susceptibilidad 4	
	Con MM	Sin MM
Positivos	74	0
Negativos	10	84

Tabla 61. Matriz de confusión 3 para la generación de la curva de predicción.

Tabla 3	Categoría de Susceptibilidad 3	
	Con MM	Sin MM
Positivos	83	5
Negativos	1	79

Tabla 62. Matriz de confusión 4 para la generación de la curva de predicción.

Tabla 4	Categoría de Susceptibilidad 2	
	Con MM	Sin MM
Positivos	84	69
Negativos	0	15

Tabla 63. Matriz de confusión 5 para la generación de la curva de predicción.

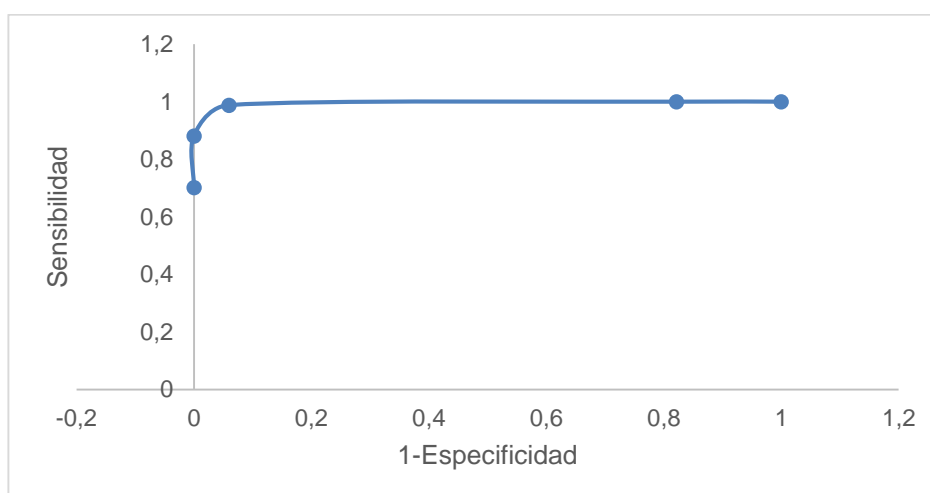
Tabla 5	Categoría de Susceptibilidad 1	
	Con MM	Sin MM
Positivos	84	84
Negativos	0	0

Con base en las matrices de confusión se procedió con el cálculo de los pares de sensibilidad, 1-especificidad (ver Tabla 64) y se generó la curva de predicción (ver Figura 49). Después de obtenida la curva se calculó en Matlab el área bajo la misma con un resultado de 0,9916.

Tabla 64. Pares de Sensibilidad, 1-Especificidad calculados a partir de las matrices de confusión para la generación de la curva de predicción.

Tabla	Sensibilidad	Especificidad	1-Especificidad
1	0,702380952	1	0
2	0,880952381	1	0
3	0,988095238	0,94047619	0,05952381
4	1	0,178571429	0,821428571
5	1	0	1

Figura 49. Curva de Predicción.



7. ANALISIS DE LOS RESULTADOS

Este capítulo incluye no sólo el análisis de los resultados de entrenamiento y validación, previamente enseñados en la Metodología, sino también se describen los atributos más frecuentes que identifican las categorías del mapa de susceptibilidad resultante. Además se busca establecer una relación entre los movimientos en masa y la frecuencia de los atributos con el fin de identificar la incidencia de cada uno de sus rangos en la activación de un evento. Por último se hace una comparación cualitativa entre el mapa de susceptibilidad elaborado mediante el método heurístico (SGC y UIS, 2014) y el mapa generado en este trabajo.

7.1 ENTRENAMIENTO DE LA RNA

Como se mencionó en el capítulo 6 el tipo de red neuronal (MLP-BP) y sus parámetros de entrenamiento seleccionados para la evaluación de la susceptibilidad fueron definidos con base en trabajos de igual temática (Conforti *et al.*, 2014, Ermini *et al.*, 2005, Gómez y Kavzoglu, 2005, Lee *et al.*, 2004, Pradhan y Lee, 2010; Pradhan *et al.*, 2010, Tien *et al.*, 2012).

El proceso de entrenamiento por parte del toolbox (nntool) diseñado para este fin en Matlab R2014a, divide aleatoriamente los datos de entrada en dos grupos, uno de aprendizaje y otro de evaluación (test). El conjunto de evaluación es implementado por la herramienta para evaluar la capacidad de generalización de la red, es decir, su capacidad de dar una respuesta correcta ante patrones que no han sido empleados en su entrenamiento (Martín del Brío y Sanz, 2007). Desde que inicia la fase de entrenamiento se calculan los errores de aprendizaje y de evaluación y se enseña su comportamiento con el avanzar de las iteraciones mediante una gráfica de desempeño (ver Figura 41). Como se puede ver en la Figura 41 el error de entrenamiento o aprendizaje va disminuyendo a medida que avanzan las iteraciones hasta que se vuelve constante (SSE=1,42). Por otra

parte, la curva de evaluación describe leves fluctuaciones hasta estabilizar su comportamiento casi a la par con la curva de aprendizaje.

Los entrenamientos realizados discreparon en el número de neuronas ocultas (ver Tabla 45) con el fin de encontrar la estructura de red cuyo error de aprendizaje (SSE) estuviera en un rango aceptable. El menor error alcanzado no significa necesariamente un aprendizaje óptimo, ya que un error muy pequeño conlleva a que la capacidad de generalización de la red se degrade y por lo tanto aumente el error de evaluación (Martín del Brío y Sanz, 2007). Esto sería muestra de que la red se encuentra en un estado de sobre-aprendizaje, lo cual sucede al pasar de la adaptación progresiva al conjunto de aprendizaje y mejoramiento de la generalización a ajustarse demasiado, memorizando incluso el ruido de los patrones de entrenamiento (Martín del Brío y Sanz, 2007). En este sentido, se seleccionó la red cuyo error de aprendizaje (SSE) fue de 1,42 siendo el menor valor entre el rango 0,5-1,5 considerados como los límites mínimo y máximo, respectivamente, teniendo en cuenta trabajos como el de Tien *et al.* (2012) donde la red seleccionada presentó un valor de SSE=1,30.

Otra razón por la cual se seleccionó la red número 13 son las gráficas de regresión resultantes de su fase de aprendizaje (ver Figura 42), en las cuales se observa la reciprocidad entre las salidas y los “targets” del conjunto de entrenamiento y evaluación, y en general de todos los datos implementados en la fase de aprendizaje con respecto a las salidas. Los coeficientes de correlación cercanos a 1 dan muestra del ajuste casi lineal entre los resultados del entrenamiento (outputs) y los objetivos (targets) presentados para el aprendizaje y evaluación de la red.

7.2 VALIDACIÓN DEL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD

La validación del mapa resultante busca verificar que el entrenamiento de la red neuronal haya sido óptimo con respecto a los movimientos en masa implementados en su aprendizaje y además evaluar la capacidad de predicción

del mapa a partir de movimientos nuevos para la red, es decir, registros que no se tuvieron en cuenta en la fase de entrenamiento.

Para la validación de los resultados del entrenamiento de la red se elaboró inicialmente un diagrama de frecuencias acumuladas (ver Figura 46) y una gráfica de proporción de frecuencias (ver Figura 47). En ambos esquemas es posible observar que los movimientos en masa fueron clasificados adecuadamente en las categorías de susceptibilidad donde se esperaba que la red asignara las mayores calificaciones. En este sentido el número de píxeles que conforman los movimientos en masa de entrenamiento fue aumentando desde el nivel de susceptibilidad moderado y de forma creciente fueron clasificados en los niveles alto y muy alto.

Otra manera comúnmente utilizada para la validación del entrenamiento de la red es mediante la curva de Características Operacionales del Receptor (ROC) (ver Figura 48), la cual busca determinar que tan bien fueron clasificados los datos de entrenamiento (movimientos en masa y áreas consideradas de bajas susceptibilidades). Un área bajo la curva ROC cercana a uno es muestra de una muy buena predicción (Chauhan *et al.*, 2010), en este sentido el área bajo la curva fue equivalente a 0,9999 lo que indica que la evaluación de los niveles de susceptibilidad más altos y más bajos es congruente con la localización de los datos de entrenamiento. Por otra parte, con el fin de evaluar la capacidad de predicción del modelo se elaboró otra curva ROC basada en movimientos en masa y áreas consideradas relativamente estables no implementados durante la fase de entrenamiento de la red (ver Figura 49). Al calcular el área bajo la curva dio como resultado 0,9916 lo que indica una alta capacidad de predicción del mapa, ya que datos desconocidos por la red fueron correctamente clasificados después de su aprendizaje.

7.3 MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA ESCALA 1:100.000

El mapa resultante de la evaluación realizada por la RNA se divide en cinco categorías, las cuales presentan una relación directa con la localización de los movimientos en masa utilizados para el entrenamiento y validación a medida que va aumentando el nivel de susceptibilidad (ver Tabla 65). Con base en la superposición de cada una de las capas de atributos sobre el mapa de susceptibilidad se caracterizaron cada una de sus categorías, teniendo en cuenta que la ocurrencia de un movimiento en masa depende de la interacción de los atributos y no necesariamente de sus susceptibilidades individuales.

Tabla 65. Porcentaje de pixeles de los movimientos en masa (utilizados en las fases de entrenamiento y validación) coincidentes con los niveles de susceptibilidad resultantes.

Susceptibilidad	Pixeles de MM	%
Baja	1	0,02
Moderada	20	0,47
Alta	1063	25,05
Muy Alta	3160	74,46

7.3.1. Susceptibilidad Muy Alta

Esta categoría de susceptibilidad es considerada la de mayor cobertura abarcando el 53,6% de la Plancha 136-Málaga (ver Tabla 46) siendo más continua a lo largo del Cañón del Chicamocha sobre la región NW. El nivel de susceptibilidad muy alta se caracteriza por encontrarse en zonas de pendientes entre 19-40°, las cuales son predominantes en la zona de estudio con un poco más del 60%. En términos de rugosidad el mayor índice de susceptibilidad se da lugar sobre las zonas donde hay más variación de este atributo, principalmente sobre el tramo del cañón del Chicamocha al NW de la Plancha y sobre el extremo SW de la misma. De igual manera sobre el atributo de acuenca no existe una relación directa entre sus categorías con la calificación de más alta

susceptibilidad, ya que la distribución de sus rangos es muy homogénea en toda el área de estudio. Entre los atributos geomorfológicos el proceso genético recurrente en la susceptibilidad muy alta es el endógeno, lo cual indica que el ambiente morfogenético estructural es el más susceptible a movimientos en masa en coherencia con el fuerte control tectónico que caracteriza esta región. En el caso del modelado del relieve, el agradacional es el de mayor predominancia siendo recíproco con los eventos de transporte y acumulación que lo caracterizan y que lo hacen más susceptible con respecto al modelado degradacional. Las geoformas con mayor susceptibilidad son principalmente de origen estructural tales como Sefes, Sslp, Sgf, Ses, Sft, Ssh, Sssle, Ssslc, Sshle y Sshlc, seguidas por algunas unidades denudacionales como Dsd, Deem y Dco. Como parte del criterio morfodinámico los rangos del relieve relativo entre 200-400 m y 400->2500 m son clasificados dentro de la susceptibilidad muy alta, los cuales son característicos de las geoformas de origen estructura; de igual manera el rango de mayor inclinación de la ladera (20->45) es clasificado en esta categoría.

En términos de geología, entre las estructuras que presentan mayor susceptibilidad son las cristalinas masivas, cristalinas foliadas y cristalinas bandeadas, características de los cuerpos ígneos metamórficos del Batolito de Mogotes (JTRcm), el Miembro Floresta Metamorfoseado (Dfm) y por último el Neis de Bucaramanga (PDb) y Ortoneis (PDo), respectivamente. Las rocas ígneas y metamórficas “frescas” o en su estado ideal de inalteración se caracterizan por ser competentes y de gran resistencia (muy duras a duras), pero el contexto tectónico en el que se enmarcan y las condiciones climáticas a las que se exponen genera cambios importantes en su composición química y mineralógica que termina afectando sus características físicas. En este sentido las rocas ígneas metamórficas del área de estudio se hacen más susceptibles a movimientos en masa gracias al fracturamiento generado por el sistema de Fallas de Bucaramanga que a su vez facilita el desarrollo de procesos de meteorización química. Es importante resaltar que este tipo de rocas son químicamente inestables en superficie al haberse formado en condiciones de

presión y temperatura muy diferentes (Gonzales de Vallejo *et al.*, 2002). La exposición de rocas ígneas, como la cuarzomonzonita biotítica del Batolito de Mogotes (JTRcm), da lugar a fracturas de descompresión paralelas a la superficie que facilitan su meteorización química, donde minerales como feldespatos y micas se alteran a minerales arcillosos (Gonzales de Vallejo *et al.*, 2002). Por su parte las bandas de rocas metamórficas, como el Neis de Bucaramanga, cuya composición incluya minerales vulnerables a la alteración química (feldespatos y piroxenos) las convierte en zonas de debilidad. En el caso del miembro Floresta Metamorfoseado (Dfm) la variedad litológica que lo conforma lo hace especialmente susceptible; por una parte el mármol y los horizontes fosilíferos que identifican a la Faja Mogotes-San Joaquín son vulnerables a la meteorización química al exponerse a precipitaciones por el material calcáreo del que se derivan y en la Faja Flores blancas-Covarachía-Santa Rosita las filitas y filitas pizarrosas generan campos de debilidad a lo largo de los planos de esquistosidad facilitando la penetración de agua y por tanto su alteración química. Otras estructuras incluidas en el nivel de susceptibilidad muy alta son la clástica consolidada, clástica cementada y estructura ausente, principalmente de las Formaciones Colón Mito-Juan (Kscm) (arcillolitas), Aguardiente (Kia) (areniscas) y Depósitos coluviales (Qc), respectivamente. En este sentido las resistencias desarrolladas son moderadamente dura, dura y ausente, respectivamente. La densidad de fracturamiento incluida en las zonas de mayor susceptibilidad va desde nula hasta muy alta, lo cual es justificable con la escala a la que fue generado este atributo (1:500.000), ya que no da lugar a interpretaciones de igual nivel de detalle al implementado por las demás variables.

Con respecto al criterio 'Suelos' la textura que más prevalece en la categoría de susceptibilidad muy alta está constituida por la clase que incluye suelos Franco arenosos (AF), Franco arenosos con grava (FAGr), Franco arcillosos con grava (FARGr), Franco con grava (FGr) y Franco con grava y "piedra" (FGrP). Esta clase textural no da lugar a la retención de agua y sus partículas constituyentes son fácilmente identificables a la vista. En términos taxonómicos el Vertisol y Aridisol

son los predominantes, el primero característico por su alto contenido de arcillas y el segundo por ser suelos representativos de regiones áridas. Los grupos de tipo de arcilla incluidos en este nivel de susceptibilidad están compuestos principalmente por Halloisita y Caolinita, Montmorillonita, Vermiculita- Caolinita, Muscovita, Montmorillonita; en general el grupo Halloisita es predominante en toda la Plancha ya que se deriva de la descomposición de cuerpos ígneos como la cuarzomonzonita del Batolito de Mogotes, siendo arcillas sensibles a la erosión y con alto contenido de agua a pesar de su baja expansividad (UNAL, 2016). De igual manera los suelos se caracterizan por presentar un drenaje natural excesivo a moderadamente excesivo y una profundidad de superficial (0-25 cm) a moderadamente profunda (50-100 cm).

En términos de Cobertura vegetal la calificación de mayor susceptibilidad incluye principalmente profundidades radiculares muy profundas (>150 cm) y profundas (110-150 cm). Para el caso del drenaje profundo en la Plancha 136-Málaga sólo se desarrollan dos clases: moderadamente profundo (20,1-30%) y muy profundo (>40%), estando ambas dentro del nivel de susceptibilidad muy alta con predominancia de la segunda al ser también la de mayor desarrollo en la Plancha. La evapotranspiración presente en esta categoría está entre muy baja a baja indicando una alta probabilidad de saturación de los suelos haciéndolos susceptibles a desplazamientos. Con respecto al número de estratos desarrollados por la cobertura se incluye un amplio rango que va desde una densidad baja (1) hasta alta (4).

Del total de píxeles de movimientos en masa utilizados para conformar los conjuntos de datos de entrenamiento y validación el 74,4% (ver Tabla 65) se clasificó dentro de las áreas de susceptibilidad muy alta, los cuales se encuentran afectando los municipios de Molagavita, Mogotes, San Joaquín, Onzaga, Capitanejo, San Miguel, Macaravita, Carcasí, Enciso, San José de Miranda, Málaga, Cepitá, San Andrés, Aratoca, Covarachía (Boyacá), San Mateo (Boyacá) y Tipacoque (Boyacá).

7.3.2. Susceptibilidad Alta

La categoría de susceptibilidad alta representa el 22% de la Plancha (ver Tabla 46) distribuida sobre todo el área de estudio pero con zonas continuas importantes en los extremos NE, SW y sobre el límite norte.

Este nivel de susceptibilidad incluye pendientes de muy inclinada (11-19°) a abrupta (19-40°), y rugosidades de muy bajas a muy altas debidas a la amplia distribución de las categorías de este atributo al igual que el de acuenca. En el contexto morfogénético la susceptibilidad alta comprende principalmente a los procesos exógenos, con modelado del relieve agradacional y unidades geomorfológicas como Gpcs, Dsd, Sslp principalmente y en menor frecuencia Sshlc y Ssan. En el criterio morfodinámico no se presenta un relieve relativo preferente pero sí predomina la inclinación de ladera muy abrupta-muy escarpada (20->45°) por encima de las otras.

Con respecto al criterio geológico las litologías predominantes son la cuarzomonzonita del Batolito de Mogotes (JTRcm), la formación Floresta metamorfoseada (Dfm) y los depósitos glaciales (Qg), con estructura cristalina masiva, cristalina foliada y sin estructura, así mismo con resistencias muy dura, dura y sin desarrollo de resistencia, respectivamente. De forma general la ausencia de densidad de fracturamiento hasta su categoría baja es común en la calificación de alta susceptibilidad.

Los suelos presentan texturas especialmente Franco arenosas (AF), Franco arenosas con grava (FAGr), Franco arcillosas con grava (FARGr), Franco con grava (FGr) y Franco con grava y "piedra" (FGrP), características por su pobre retención de agua. Taxonómicamente se incluyen los órdenes Vertisol-Aridisol e Inceptisol-Entisol-Histosol, estos últimos considerados especialmente susceptibles a movimientos en masa por su menor grado de evolución. Los grupos de arcilla más frecuentes en zonas altamente susceptibles son Caolinita, Montmorillonita, Vermiculita-Caolinita, Muscovita, Montmorillonita y Halloisita en

menor proporción, donde arcillas como la montmorillonita presentan enlaces débiles e inestables haciéndolas retracto-expansivas y fácilmente erodable por su baja permeabilidad. El suelo presente en las zonas calificadas en esta categoría presenta profundidades de 50 a 150 cm (profundo a moderadamente profundo) con desarrollo de drenaje natural excesivo-moderado excesivo principalmente.

La cobertura vegetal se caracteriza por presentar esencialmente profundidades radiculares muy profundas (>150 m), drenaje muy profundo (>40%), evapotranspiración muy baja (dando lugar a la saturación del suelo) y una densidad de estratos baja (1) a media (2).

Del número total de píxeles utilizados para el entrenamiento y validación de la red neuronal y los resultados, respectivamente, el 25% (ver Tabla 65) se encuentra en las zonas de susceptibilidad alta afectando los municipios de Molagavita, Covarachía (Boyacá), Mogotes, San Joaquín, Onzaga, Capitanejo, San Miguel, Macaravita, Carcasí, Enciso, San José de Miranda, Málaga y Cepitá.

7.3.3. Susceptibilidad Moderada

El nivel de susceptibilidad moderado abarca el 14,3% de la Plancha (ver Tabla 46) de forma distribuida sobre los extremos NE, SE y SW donde predominan las pendientes muy inclinadas (11-19°) seguidas de inclinadas (7-11°) y suavemente inclinadas (0-7°). La rugosidad aquí clasificada incluye todos los rangos incluso el muy bajo al igual que el atributo de acuenca.

Morfogenéticamente el proceso genético que predomina en la susceptibilidad moderada es el exógeno incluyendo en menor frecuencia el endógeno. De igual manera se dan lugar los dos tipos de modelado con predominancia en el agradacional sobre el degradacional donde las geoformas más comunes son Dco, Dle, Dsd, Fcdy, Dldl, Dsd, Gpcs, Sc, en orden de importancia. El relieve Relativo oscila principalmente de 200-400 m seguido por <50-200 m con

inclinaciones de ladera que se encuentran básicamente entre 10-20° seguido por <5-10°.

En términos geológicos la categoría de susceptibilidad moderada incluye depósitos coluviales (Qc), depósitos de abanicos y terrazas (Qtf), las formaciones Capacho (Ksc), Tibú Mercedes (Kitm) y el Batolito de Mogotes (JTRcm), sin estructura o fábrica en el caso de los depósitos, clástica consolidada y cristalina masiva en el caso de las formaciones y la cuarzomonzonita, respectivamente. En este sentido las resistencias varían entre nula, dura y muy dura con densidades de fracturamiento de nula a baja.

Los suelos presentes en este nivel de susceptibilidad comprenden las clases texturales: ArA, ArGr, FA, FArLGr, ArLGr, FLGr, ArAGr (basada en arcillas y gravas)- F, Forg, FAr, FArL, FL, FLOrg (basada en suelos franco-limosos) - AF, FAGr, FArAGr, FArGr, FGr, FGrP (basada en partículas tamaño arena y grava). Taxonómicamente predominan los órdenes Vertisol, Aridisol e Inceptisol, Entisol, Histosol con grupos de arcillas Halloisita, Montmorillonita-Clorita-Caolinita-Montmorillonita-Vermiculita-Caolinita, y el grupo de Alófana-Gibsita (que también incluye otros tipos de arcillas), donde la alófana presenta una alta porosidad y por tanto una alta capacidad de adsorción de agua. La profundidad de los suelos es moderadamente profunda (50-100 cm) y muy profundas (>150 cm) con drenajes naturales que van de excesivo-moderadamente excesivo pasando por bueno a pantanoso.

La cobertura desarrollada en esta categoría presenta una profundidad radicular muy profunda (>150cm) a profunda (110-150cm) con predominancia de drenaje muy profundo (>40%), evapotranspiración muy baja y una densidad de estratos de media (2) a baja (1).

Del número total de píxeles utilizados para el entrenamiento y validación de la red neuronal y los resultados, respectivamente, el 0,5% (ver Tabla 65) se encuentra en las áreas categorizadas como moderadamente susceptibles

afectando principalmente a los municipios de San José de Miranda, Capitanejo y Cepitá.

7.3.4. Susceptibilidad Baja

La categoría de susceptibilidad baja cubre el 9,4% del área de estudio (ver Tabla 46) identificando los cauces del río Chicamocha y el río Servitá, de igual manera también se puede encontrar principalmente sobre los extremos W, NE y S de la Plancha.

Las pendientes comunes en esta categoría son principalmente plana a suavemente inclinadas ($0-7^\circ$) e inclinadas ($7-11^\circ$) cuya rugosidad se caracteriza por ser muy baja y en general cubre todos los niveles de acuenca pero de forma particular el nivel más bajo que representa las áreas de captura de los principales ríos y quebradas.

Las áreas calificadas con susceptibilidad baja comprenden unidades geomorfológicas tales como Fpi, Fca, Fcdy, Dldi, Dco, Scor en orden de predominancia, donde el proceso genético más frecuente es el exógeno y el modelado del relieve es degradacional. El relieve relativo desarrollado es común entre los rangos muy bajo ($<50-200\text{m}$) y moderado ($200-400\text{m}$) con inclinaciones de ladera entre plana a inclinada ($<5-10^\circ$) y muy inclinada a abrupta ($10-20^\circ$).

El registro geológico comprendido por el nivel de susceptibilidad baja varía desde depósitos de abanico y terrazas (Qtf), coluviales (Qc) y aluviales (Qal), shales de la Formación Tibú Mercedes (Kitm) y cuarzomonzonita del Batolito de Mogotes (JTRcm), cuya estructura pasa de ausente, clástica consolidada a cristalina masiva, respectivamente. Así mismo las resistencias varían entre ausente en los depósitos, dura y muy dura cuya densidad de fracturamiento pasa de nula a media.

Los suelos presentan de manera frecuente la clase textural AF, FAGr, FArAGr, FArGr, FGr, FGrP (basada en suelos franco arcilloso, franco arenoso y franco gravoso), con órdenes taxonómicos Inceptisol, Entisol, Histosol y Vertisol y Aridisol principalmente. El grupo de tipos de arcilla común en los suelos categorizados con baja susceptibilidad es Caolinita, Montmorillonita, Vermiculita, Caolinita, Moscovita, Montmorillonita. El drenaje natural de mayor frecuencia es el excesivo moderadamente excesivo de profundidad moderada (50-100cm).

La cobertura de este rango de susceptibilidad presenta profundidades radiculares muy profundas (>150 cm) a profundas (110-150 cm), drenaje muy profundo (>40%) y moderadamente profundo (20,1-30%), evapotranspiración baja a muy baja y una densidad de estratos de media (2) a moderadamente alta (3) principalmente.

Como era de esperarse de un nivel de susceptibilidad bajo, sólo el 0,02% de los píxeles (ver Tabla 65), correspondientes al total de los movimientos en masa tenidos en cuenta para el entrenamiento y la validación, coincidió con esta categoría. Por otra parte, a pesar de que los depósitos se consideran inestables parte de los desarrollados en la Plancha se encuentran en esta categoría, ya que otros atributos importantes en la dinámica de los mismos, como su morfogénesis y la pendiente, contribuyen a mantenerlos en un estado de equilibrio con respecto a fenómenos como los movimientos en masa.

7.3.5. Susceptibilidad Muy Baja

El nivel de susceptibilidad muy baja cubre el 0,6% de la Plancha (ver Tabla 46) cuya calificación se localiza puntualmente en los alrededores del casco urbano de Mogotes y al NW del casco urbano del municipio Enciso.

La pendiente que caracteriza las zonas de muy baja susceptibilidad es plana a suavemente inclinada (0-7°), donde se presenta un nivel de rugosidad muy bajo incluyendo de forma no preferente todos los rangos del atributo acuenca.

Este nivel de susceptibilidad sólo se da lugar en planicies de inundación (Fpi) cuyo proceso genético es exógeno, modelado del relieve degradacional, relieve relativo muy bajo a bajo (<50-200m) e Inclinación de la ladera plana a inclinada (<5-10°). El material constituyente de este tipo de geoformas son depósitos de abanico y terrazas (Qtf) y de cauce y llanuras (Qal), donde atributos como la estructura, resistencia y densidad de fracturamiento no se desarrollan.

Los suelos presentan la clase textural ArA, ArGr, FA, FArLGr, ArLGr, FLGr, ArAGr definiéndolos como suelos arcillosos cuyo orden taxonómico es Vertisol-Aridisol, grupo de tipo de arcilla es Halloisita, drenaje natural bueno a excesivo moderado excesivo y moderadamente profundo.

Las áreas de susceptibilidad muy baja presentan coberturas cuya profundidad radicular es profunda a muy profunda (110->150cm), drenaje profundo muy profundo (30,1->40%), evapotranspiración muy baja a baja y densidad de número de estratos moderadamente alta (3) y media (2).

A pesar de que los depósitos en general se consideran susceptibles al desplazamiento por ser parte de su comportamiento genético la pendiente en la que se dispongan juega un papel fundamental en su dinámica, en este caso los depósitos se encuentran en un estado de equilibrio al estar en pendientes prácticamente nulas, las cuales junto a su contexto morfogenético fluvial puede dar lugar a otros tipos de eventos como inundaciones.

7.4 COMPARACIÓN ENTRE LOS ATRIBUTOS Y LOS MOVIMIENTOS EN MASA

La probabilidad de ocurrencia de un movimiento en masa depende de la interacción de las variables consideradas factores influyentes en el desarrollo de este tipo de fenómenos. Sólo un atributo no permitiría afirmar o negar la ocurrencia de un movimiento, sin embargo, a partir de la comparación entre la

localización de eventos registrados y los atributos de la región permite definir el o los rangos en el que cada variable hace más probable la generación de un movimiento en masa. Las relaciones entre atributos y eventos se hicieron con base en el número total de píxeles de los movimientos utilizados en las fases de entrenamiento y validación, primero calculando el porcentaje de cada una de las categorías posibles por cada atributo y luego el porcentaje de los movimientos que presentan dichos rangos.

7.4.1. Morfometría

Como se puede ver en la Figura 50 el rango de pendientes donde hay más ocurrencias de movimientos en masa es entre 19-40° (abrupto) con una frecuencia del 62,4% siendo a su vez el más predominante en la región. La segunda categoría donde se presentan más eventos está entre 11-19° (muy inclinada) con el 18,7%, también segunda en predominancia dentro de la Plancha. Por otra parte, las pendientes mayores a 40° están entre las que menos registros de movimientos presentan, ya que a este nivel no hay un desarrollo importante de suelos y en muchas ocasiones la roca modelada hace parte de geoformas cuya naturaleza escarpada es común. Junto con otros atributos de la roca como un alto grado de resistencia, una estructura consolidada y una muy baja densidad de fracturamiento, además de un bajo grado de meteorización, a pesar de desarrollar pendientes mayores a 40° no dan lugar al desarrollo de desplazamientos importantes, en caso opuesto y/o por la verticalización antrópica de un macizo rocoso aumenta considerablemente la probabilidad de ocurrencias especialmente de caídas de roca.

La relación entre los movimientos en masa y el atributo de rugosidad es igual para los niveles muy bajo, bajo y medio (ver Figura 51), que a su vez cubren prácticamente las mismas proporciones en la zona de estudio, por lo tanto existe un amplio rango de rugosidad en el que se pueden dar lugar estos eventos y contrario a lo que se espera no son los más altos. (Convirtiéndolo en un atributo

no determinante en la ocurrencia de un movimiento por lo menos para esta escala de estudio).

Figura 50. Relación entre el factor condicionante 'Pendientes' y la ocurrencia de movimientos en masa.

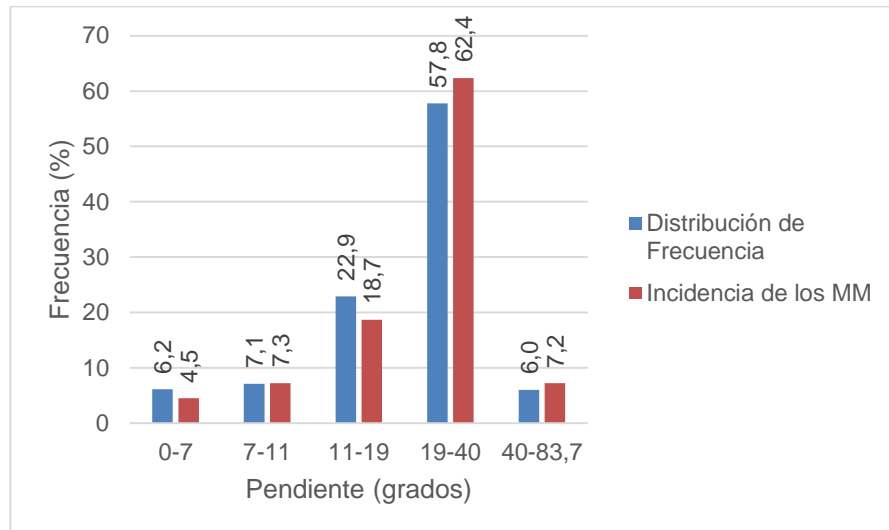
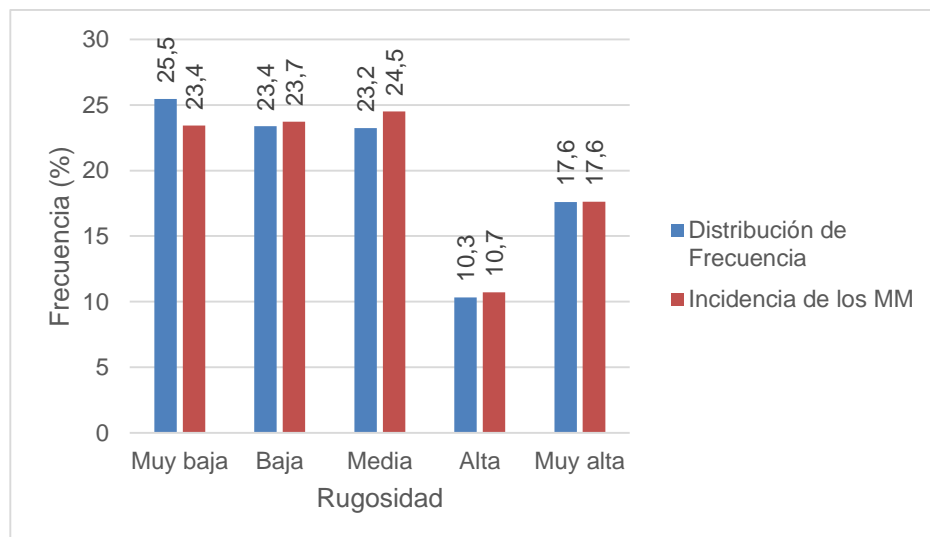


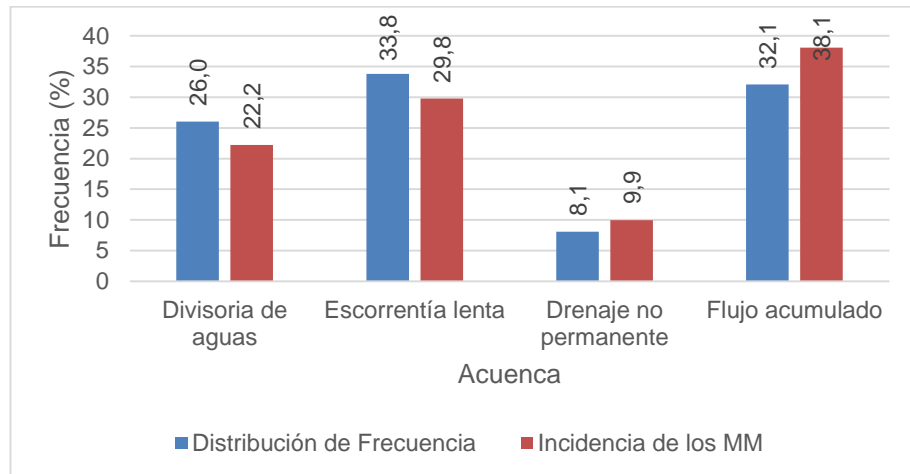
Figura 51. Relación entre el factor condicionante 'Rugosidad' y la ocurrencia de movimientos en masa.



En el atributo acuenca a pesar de que la escorrentía lenta es la más predominante en la región las ocurrencias de movimientos se dan lugar de forma preferencial en el nivel de flujo acumulado con el 38,1% (ver Figura 52) seguido de la escorrentía lenta con el 29,8%. En las divisorias de aguas se da lugar una

frecuencia del 22,2% donde otros factores como la pendiente presentan mayor influencia en el desarrollo de movimientos en masa.

Figura 52. Relación entre el factor condicionante 'Acuena' y la ocurrencia de movimientos en masa



7.4.2. Morfogénesis

Teniendo en cuenta que en la Plancha 136-Málaga existe un fuerte control estructural, geomorfológicamente evidente, el proceso genético prevaleciente es el de tipo endógeno, lo que favorece a su vez la ocurrencia de movimientos en masa (ver Figura 53). En este sentido el modelado del relieve en la región es principalmente agradacional, y ya que este conlleva al transporte y acumulación de material como parte de la evolución de las geoformas, es el tipo de modelado en el que se registra casi el total de los movimientos con el 98,7% de los mismos (ver Figura 54). Como ya se ha mencionado, el ambiente geomorfológico que predomina en la Plancha es el estructural y de igual manera es donde se desarrolla el mayor número de movimientos, principalmente sobre laderas estructurales de sierra sinclinal (Sssle) con el 18,5% de los registros, laderas de contrapendiente de sierra sinclinal (Ssslc) con el 15,8% y ladera de contrapendiente de sierra homoclinal (Sshlc) con el 13% (ver Figura 55). Sin embargo, la unidad de mayor frecuencia en el área de estudio es la sierra denudada (Dsd) siendo a su vez la tercera en orden de más afectadas por eventos de desplazamiento con el 13,9% (ver Figura 55).

Figura 53. Relación entre el factor condicionante 'Proceso Genético' y la ocurrencia de movimientos en masa.

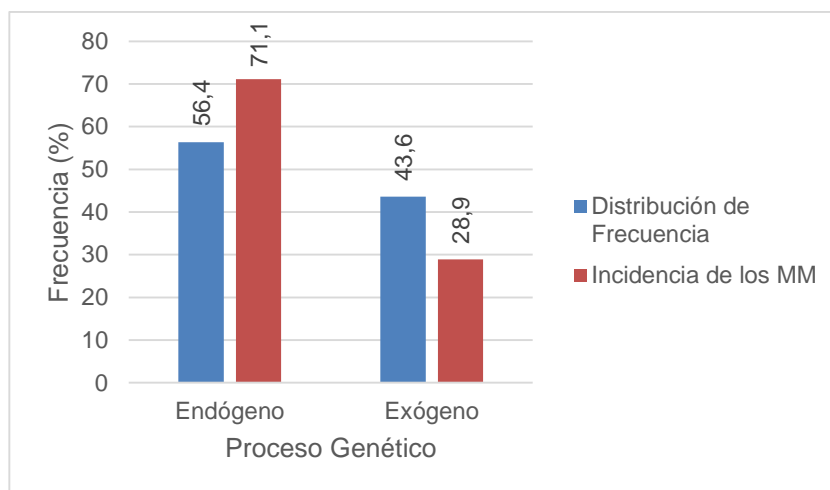


Figura 54. Relación entre el factor condicionante 'Modelado del Relieve' y la ocurrencia de movimientos en masa.

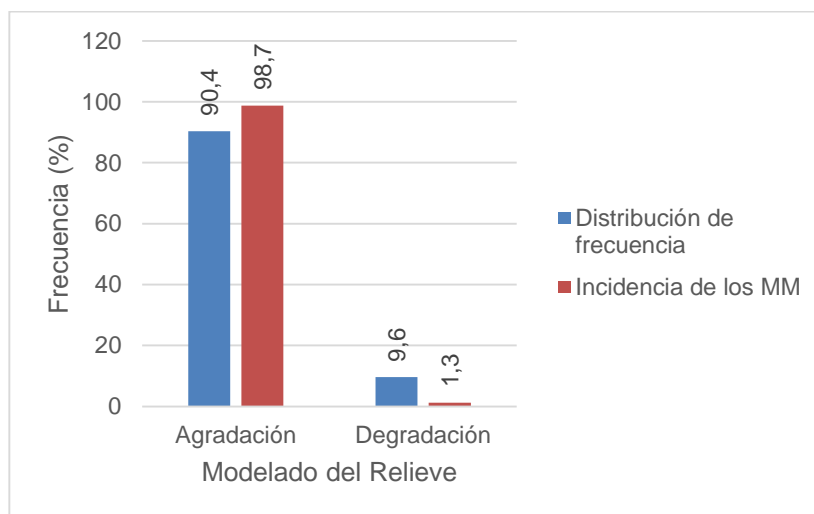


Figura 55. Relación entre el factor condicionante 'Unidad Geomorfológica' y la ocurrencia de movimientos en masa.

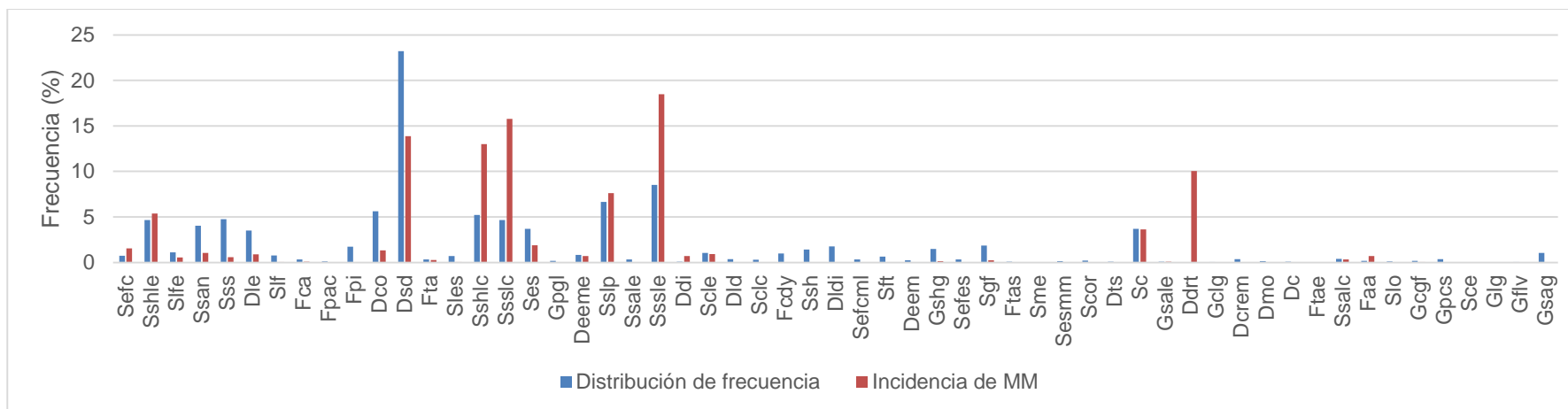
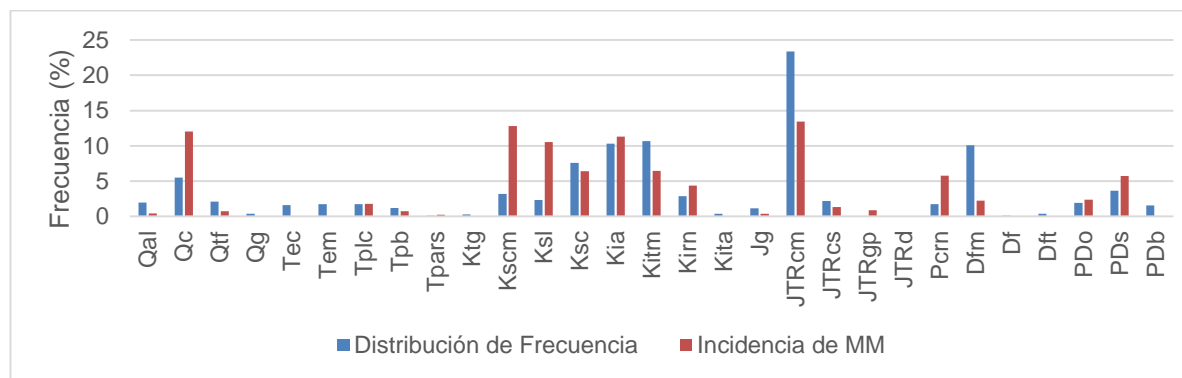


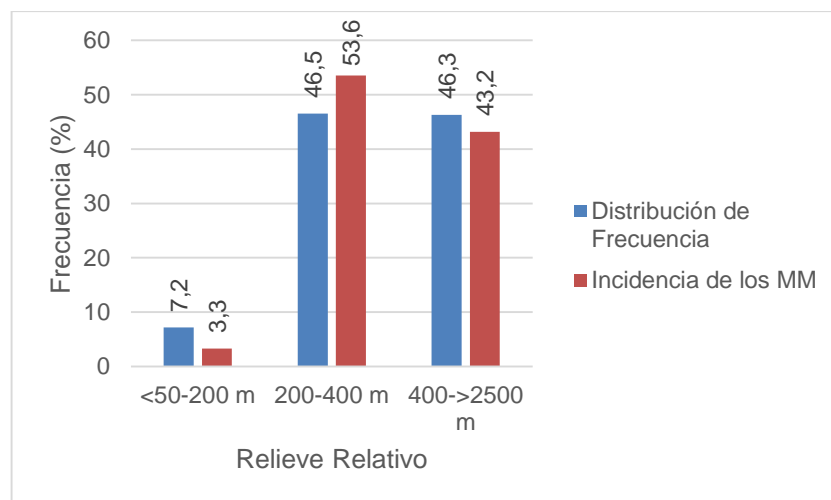
Figura 56. Relación entre las unidades litológicas de la Plancha 136-Málaga y la ocurrencia de movimientos en masa.



7.4.3. Morfodinámica

El relieve relativo característico de las geoformas que modelan la región está por encima de los 200 m, donde los movimientos en masa presentan mayor incidencia en el rango de 200-400m (moderado) con el 53,6% de los registros, seguido por el rango entre 400->2500 m (alto a extremadamente alto) con el 43,2% (ver Figura 57). Por otra parte, la ocurrencia de movimientos en masa aumenta con la inclinación de la ladera, siendo más frecuentes en inclinaciones muy abruptas-muy escarpadas (20->45°) con el 66,9% y cuyo rango es el predominante en la Plancha 136-Málaga (ver Figura 58).

Figura 57. Relación entre el factor condicionante 'Relieve Relativo' y la ocurrencia de movimientos en masa.



7.4.4. Geología

Aunque la litología como tal no fue incluida entre los atributos de igual manera se calculó la frecuencia de incidencia de los movimientos en masa, con lo que se puede identificar que la cuarzomonzonita del Batolito de Mogotes (JTRcm) es la que presenta el mayor registro de eventos (13,5%), probablemente asociado a su grado de fracturamiento y meteorización, siendo a su vez la litología predominante en la Plancha (23,4%) (Ver Figura 56). En orden de importancia la Formación que presenta mayor incidencia de movimientos en masa es Colón-

Mito Juan (Kscm) (12,8%) en la cual predominan las arcillolitas, seguida de los depósitos coluviales (Qc) (12%) considerados inestables por su fácil desplazamiento según la pendiente en la que se encuentren dispuestos. De forma particular se puede evidenciar que las formaciones en las que se presenta mayor frecuencia de movimientos son las cretácicas, con excepción de la Formación Tambor (Kita) (0%), las cuales suman el 51,9% de los registros. Este hecho se atribuye a la heterogeneidad litológica de las mismas basadas en calizas, arcillas, areniscas y lutitas (cuyas intercalaciones varían en composición y frecuencia según la Formación), lo cual las hace fácilmente meteorizables además de estar expuestas a una fuerte deformación gracias al marco tectónico compresional en el que se encuentran. En congruencia con las características de fábrica/estructura de las litologías con mayor incidencia por movimientos en masa, las rocas clásticas consolidadas y cristalinas masivas son las que presentan mayor frecuencia de eventos con el 33,6% y 26,1% de los registros (ver Figura 59), respectivamente. Así mismo, las resistencias donde se desarrollan más eventos son las duras y moderadamente duras correspondientes a las formaciones cretácicas con el 49,2% y 20,7% de los registros, respectivamente, seguidas por la resistencia muy dura característica del cuerpo ígneo del Batolito de Mogotes (JTRcm) con el 16,5% (ver Figura 60). En ambos atributos se observa que el 13,2% de la incidencia de los movimientos se encuentra en la categoría de N/A (No aplica) tanto de estructura como de resistencia lo cual corresponde a los materiales no consolidados.

Debido a la escala del atributo 'Densidad de fracturamiento' (1:500.000) no se considera correlacionable la incidencia de los movimientos en masa en sus correspondientes categorías con la litología y sus propiedades de fábrica y resistencia. Esto se puede evidenciar con el hecho de que el mayor porcentaje de cubrimiento e incidencia de eventos se encuentra en la categoría N/A (No aplica) (ver Figura 61), equivalente a la ausencia de fracturamiento, lo cual no es acorde con la litología de la zona ya que no predominan los depósitos (a los cuales no se le puede determinar densidad de fracturamiento), ni con el fuerte

control estructural que ejerce el sistemas de Fallas de Bucaramanga y fracturas regionales y satélites asociadas.

Figura 58. Relación entre el factor condicionante 'Inclinación de la Ladera' y la ocurrencia de movimientos en masa.

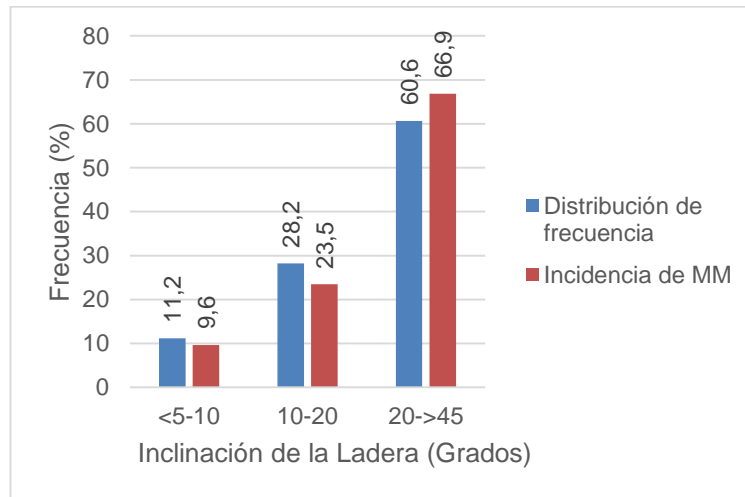


Figura 59. Relación entre el factor condicionante 'Fábrica o Estructura' y la ocurrencia de movimientos en masa.

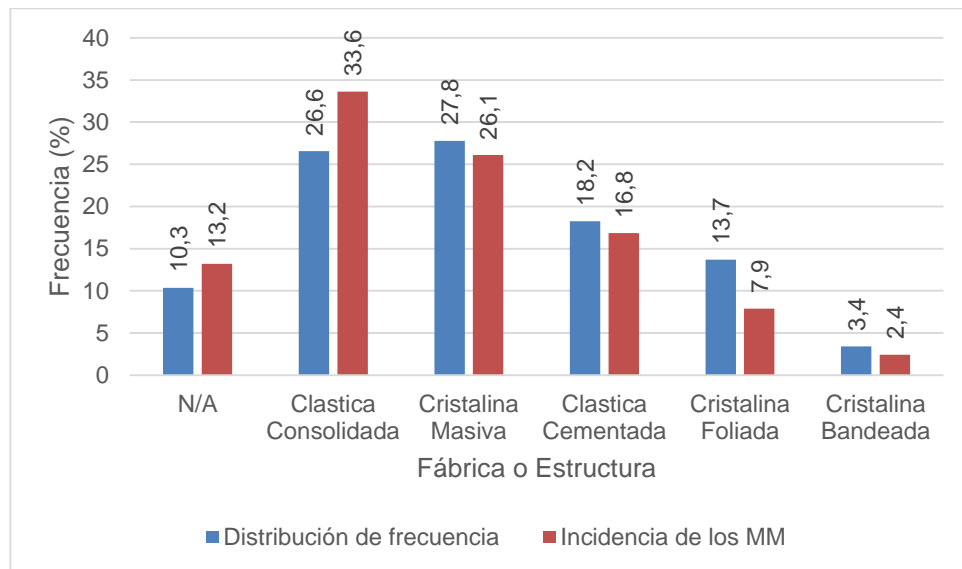
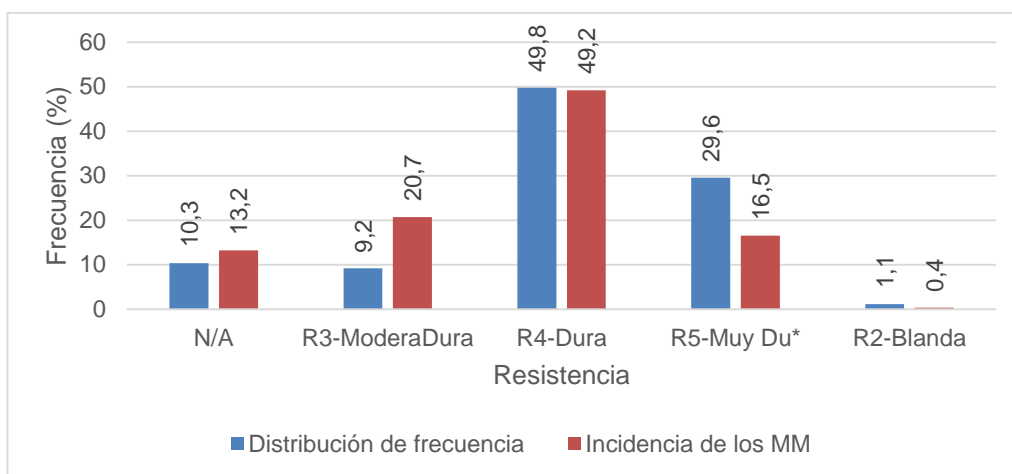


Figura 60. Relación entre el factor condicionante 'Resistencia' y la ocurrencia de movimientos en masa.



7.4.5. Suelos

La textura de los suelos predominante en la región y en la que existe mayor incidencia de los movimientos en masa (58,4%) es la clase Arenoso franco (AF), Franco arenosa con grava (FAGr), Franco arcillosa con grava (FArGr), Franco con grava (FGr) y Franco con grava y “piedra” (FGrP) (ver Figura 62), características por su pobre retención de agua. En general la textura franco presenta partículas de arena, limo y arcilla de forma proporcional y sus variaciones hacen énfasis en el tipo de material predominante. En segundo lugar se encuentra la clase textural F, FOrg, FAr, FArL, FL, FLOrg con el 18,8% de las incidencias caracterizada por presentar altos contenidos de limos, arcillas y materia orgánica.

La taxonomía predominante en la región y que a su vez presenta mayor incidencia de los movimientos en masa es Vertisol-Aridisol con el 67,5% de los registros (ver Figura 63). Los vertisoles se caracterizan por su alto contenido en arcillas y baja materia orgánica (SGC, 2013), debido a la presencia de arcillas expandibles (montmorillonita, vermiculita) presentan condiciones de agrietamiento en verano y alta plasticidad en invierno lo cual los define como suelos muy inestables (Jaramillo, 2002 en UNAD, 2016). Por otra parte, los aridisoles son llamados también suelos desérticos al ser característicos de zonas

muy secas y áridas (UNAD, 2016). En segundo lugar está el Inceptisol-Entisol-Histosol con el 30,9% de las incidencias de movimientos (ver Figura 63); son los suelos más jóvenes o menos evolucionados, con un alto contenido de materia orgánica y malas condiciones de drenaje, típicos de climas fríos y de alta humedad (UNAD, 2016).

Figura 61. Relación entre el factor condicionante 'Densidad de Fracturamiento' y la ocurrencia de movimientos en masa.

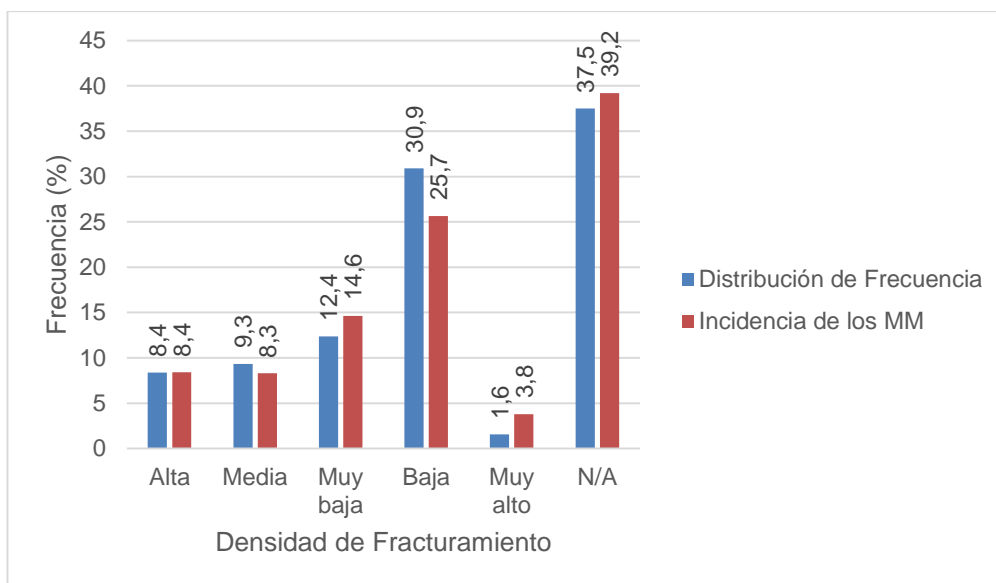


Figura 62. Relación entre el factor condicionante 'Textura' y la ocurrencia de movimientos en masa.

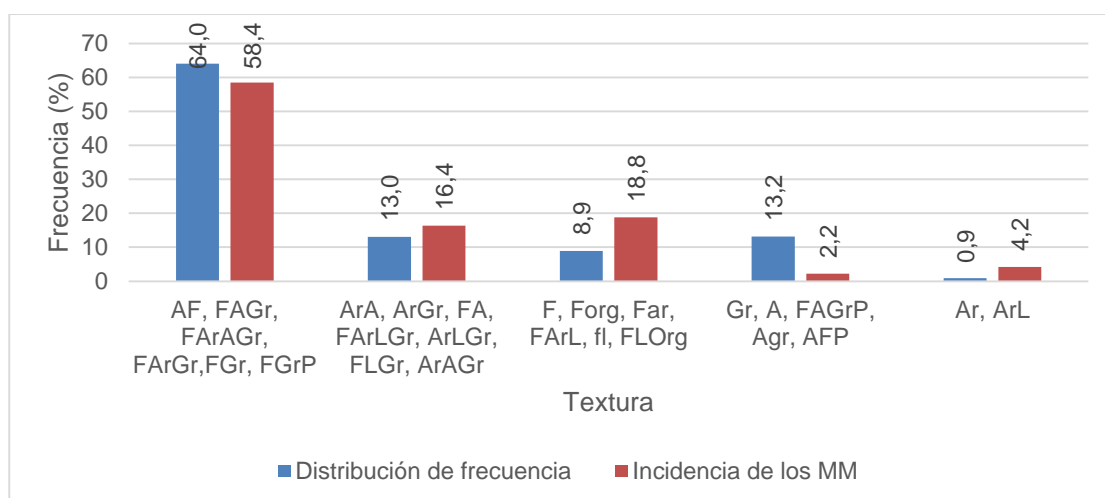
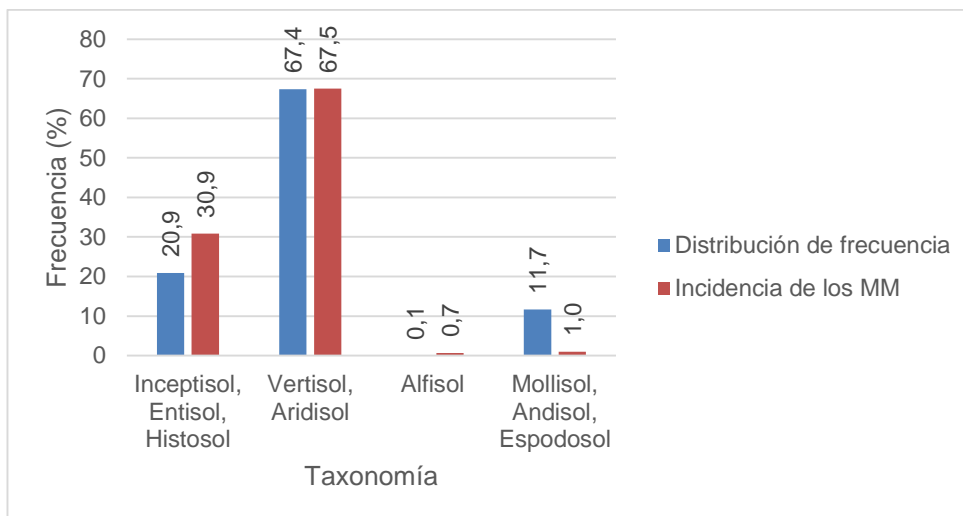
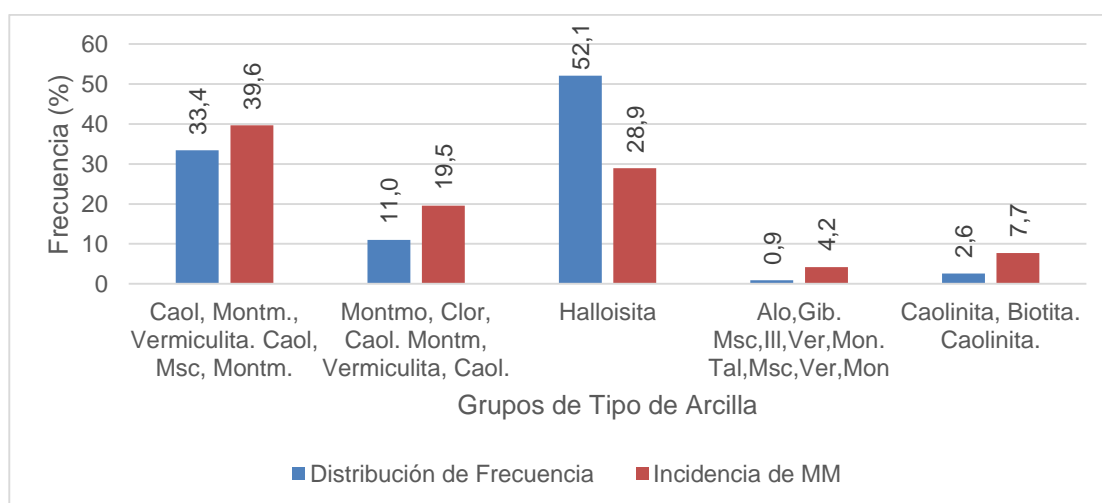


Figura 63. Relación entre el factor condicionante 'Taxonomía' y la ocurrencia de movimientos en masa.



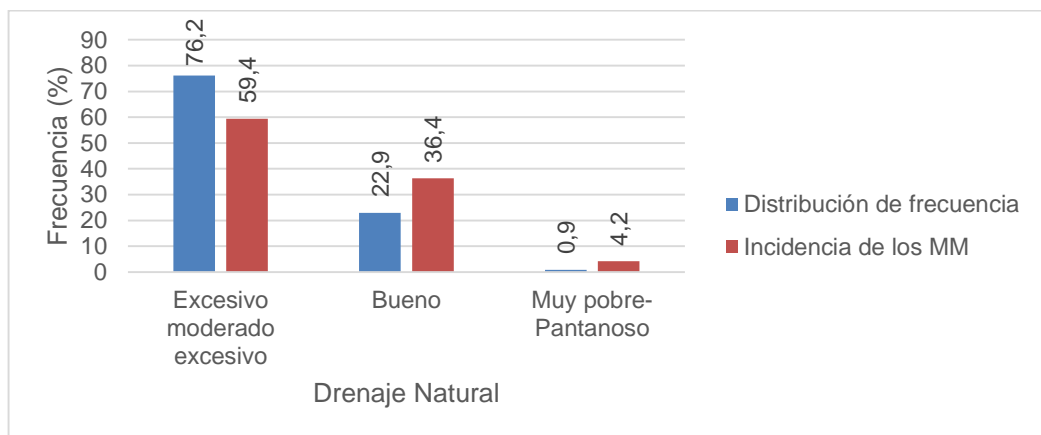
El grupo de tipo de arcillas con mayor incidencia de movimientos en masa es Caolinita, Montmorillonita, Vermiculita-Caolinita, Muscovita, Montmorillonita con el 39,6% (ver Figura 64), de las cuales la Montmorillonita y Vermiculita se caracterizan por ser expansivas y muy inestables. Con el 28,9% la Halloisita es la segunda en presentar mayor incidencia de movimientos y la de mayor predominancia en la Plancha con el 52,1% (ver Figura 64). Esta arcilla hace parte del grupo de las caolinitas cuya estructura no es expansiva, son moderadamente plásticas y de alta permeabilidad.

Figura 64. Relación entre el factor condicionante 'Grupos de tipo de arcilla' y la ocurrencia de movimientos en masa.



Existe mayor incidencia de los movimientos en masa en drenajes naturales Excesivo-Moderado excesivo (59,4%) y Bueno (36,4%) en comparación con el Muy pobre a Pantanoso (4,2%) (Ver Figura 65), en parte porque los primeros son más frecuentes en la región ya que son favorecidos por la clase textural predominante (basada en partículas tamaño arena y grava principalmente) (ver Figura 62).

Figura 65. Relación entre el factor condicionante 'Drenaje natural' y la ocurrencia de movimientos en masa.



La profundidad del suelo en la que hay mayor frecuencia de movimientos en masa está entre 50 y 100 cm, siendo a su vez la que predomina en los suelos de la región, seguida por suelos entre 25 y 50 cm de profundidad (ver Figura 66). El atributo 'pendiente' presenta un comportamiento similar a este, en el que no se observa una relación directa o inversamente proporcional entre la variable y los movimientos, esto se debe en parte a que la generación de suelo y su potencia está fuertemente relacionada con la pendiente del terreno.

7.4.6. Cobertura

La profundidad radicular predominante en el área de estudio es >150 cm y es la que presenta mayor incidencia de los movimientos en masa con el 83,7% (ver Figura 67). El drenaje profundo que predomina en la región es >40% (muy profundo) y a su vez es en el que se presenta mayor incidencia de eventos con

el 80,6% (ver Figura 68). En la Plancha predomina la evapotranspiración baja siendo también la que presenta mayor frecuencia de movimientos (ver Figura 69); este nivel de evapotranspiración favorece dichos eventos ya que la función de descargue de agua por parte de la vegetación es insuficiente dando lugar a la saturación de los suelos. Un atributo que contribuye con la inhibición de la fuerte acción erosiva que causan las precipitaciones es el número de estratos generados por la cobertura, como se puede ver en la Figura 70 a menor número de estratos aumenta la incidencia de los movimientos en masa, que en este caso también es proporcional con la frecuencia de estos en la región.

Figura 66. Relación entre el factor condicionante 'Profundidad del Suelo' y la ocurrencia de movimientos en masa.

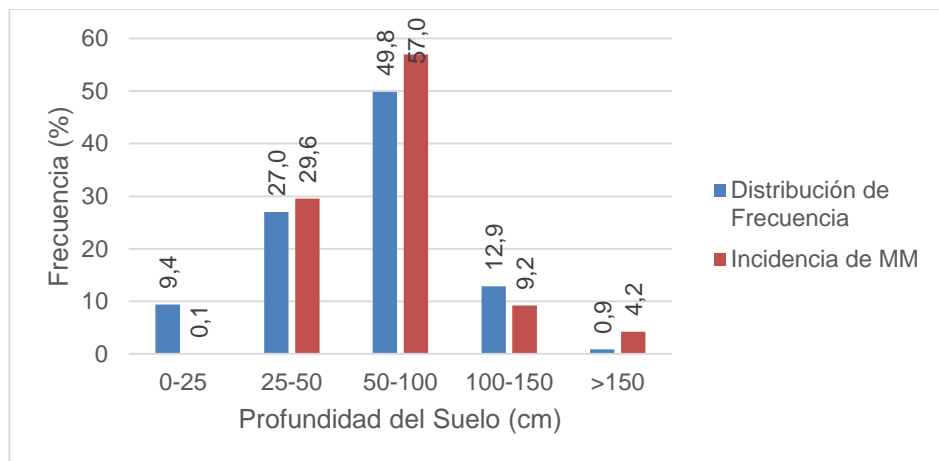


Figura 67. Relación entre el factor condicionante 'Profundidad Radicular' y la ocurrencia de movimientos en masa

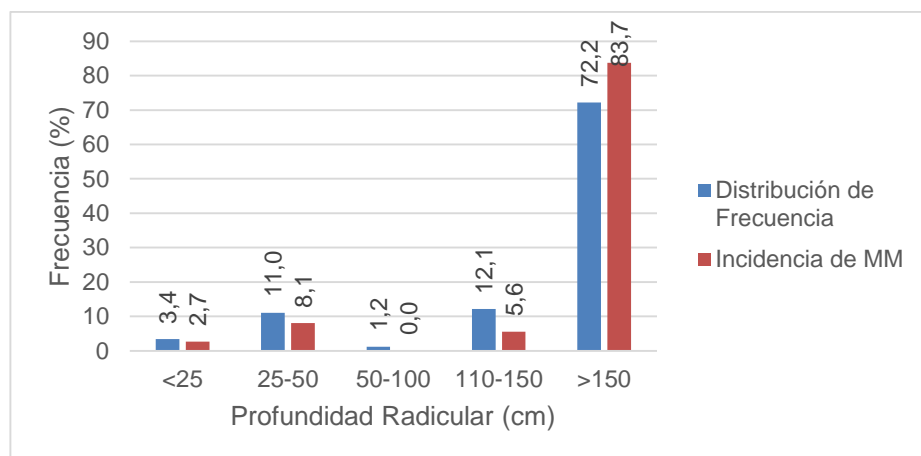


Figura 68. Relación entre el factor condicionante 'Drenaje Profundo' y la ocurrencia de movimientos en masa.

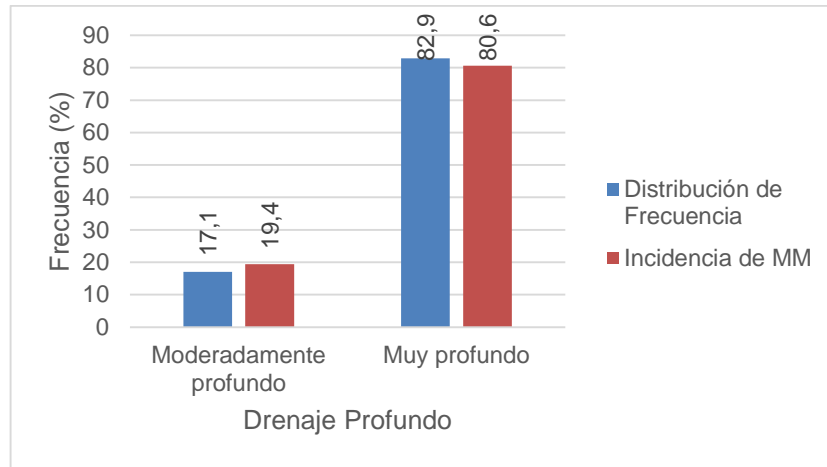


Figura 69. Relación entre el factor condicionante 'Evapotranspiración' y la ocurrencia de movimientos en masa.

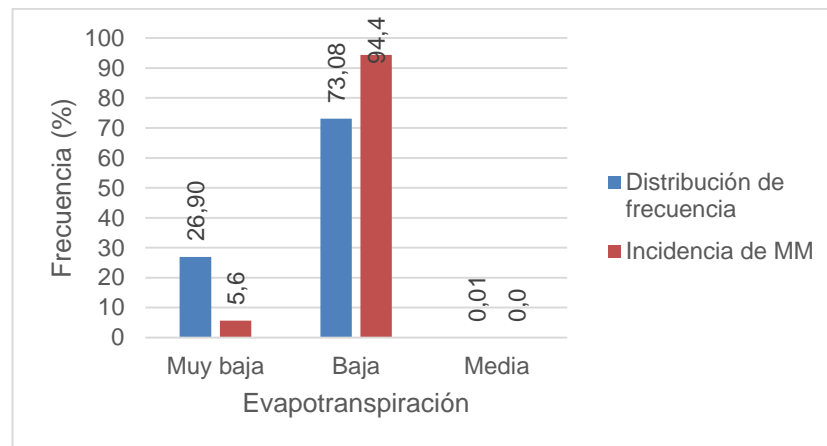
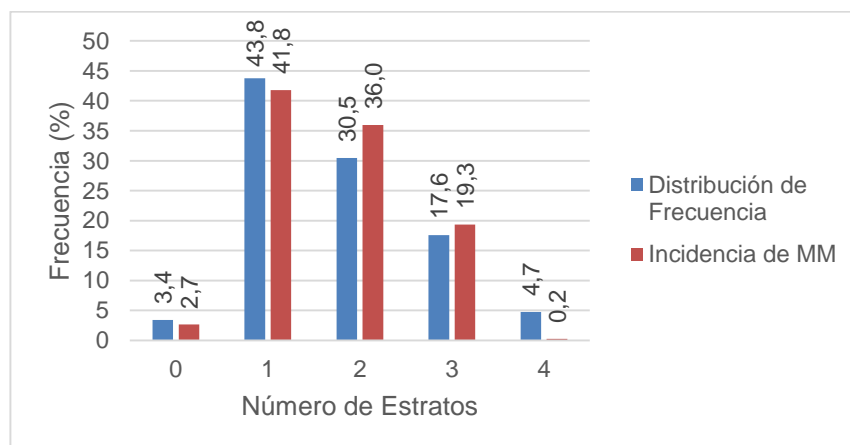


Figura 70. Relación entre el factor condicionante 'Número de estratos' y la ocurrencia de movimientos en masa.



7.5 COMPARACIÓN ENTRE EL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD GENERADO MEDIANTE UNA RNA Y EL MAPA DE SUSCEPTIBILIDAD GENERADO MEDIANTE EL MÉTODO HEURÍSTICO

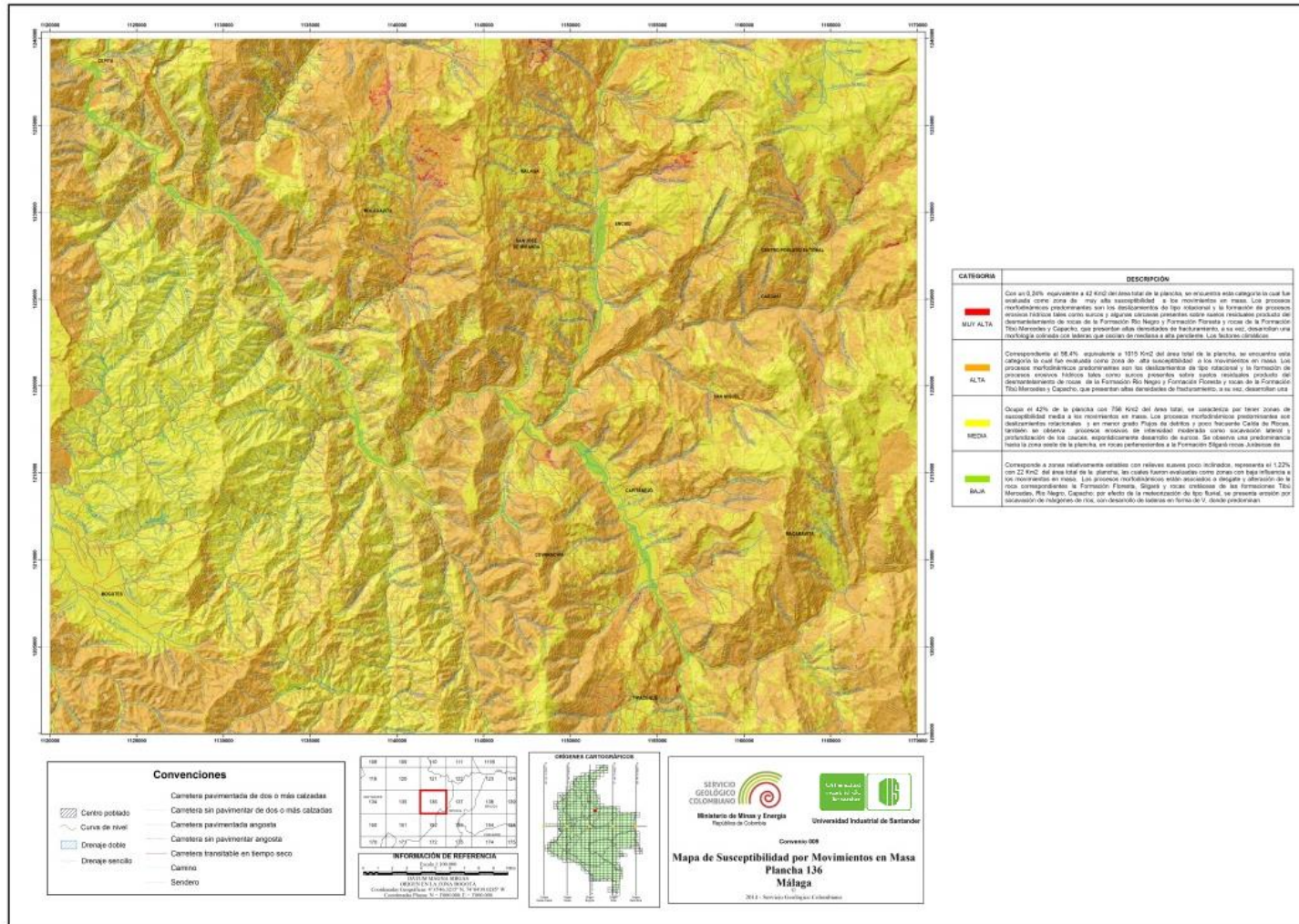
La evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa llevada a cabo en este trabajo mediante una RNA implementó las mismas variables con las cuales se determinaron los niveles de susceptibilidad mediante el método heurístico en el marco del Proyecto Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:100:000. Ambos métodos difieren considerablemente ya que las RNA son definidas como un método cuantitativo en el que se emplean las características de las áreas donde se presentaron movimientos en masa en el pasado con el propósito de diagnosticar la susceptibilidad de otras zonas que posiblemente puedan enfrentar movimientos en el futuro (Gómez y Kavzoglu, 2005). Por otra parte, debido a que la evaluación de susceptibilidad involucra un gran número de variables los métodos heurísticos requieren de un trabajo multidisciplinario en el que profesionales de diferentes áreas ponderen o califiquen las variables a partir de su experiencia y conocimiento (Tien *et al.*, 2012). En este sentido no se da lugar a una posible comparación directa entre métodos, sin embargo se pretende hacer una comparación a modo cualitativo de los mapas resultantes como se muestra a continuación.

En la Figura 71 se observa el mapa generado a partir del análisis heurístico en el que se presentan cuatro categorías de susceptibilidad desde muy alta hasta baja presentándose mayor cobertura del nivel de susceptibilidad alto seguido del nivel moderado (ver Figura 73). El mapa generado mediante una RNA (tipo MLP-BP) está conformado por cinco categorías (ver Figura 72) desde la muy alta hasta la muy baja predominando la primera (ver Figura 73). Con el fin de identificar las áreas donde difieren considerablemente los resultados de ambos métodos se generó un mapa de contraste a partir del valor absoluto de la diferencia entre los dos mapas (ver Figura 74). Las zonas de tonalidades moradas representan las diferencias más amplias entre niveles de

susceptibilidad (ver Figura 74) localizadas principalmente sobre la región occidental de la Plancha. El casco urbano de Mogotes y su área circundante es uno de esos sectores, ya que en el mapa generado a partir del método heurístico se califica con un nivel de susceptibilidad moderado (3) y en el mapa generado mediante RNA con niveles entre bajo (2) y muy bajo (1), zona que coincide con depósitos de abanicos y terrazas. Se considera que la diferencia radica en las altas calificaciones dadas a los depósitos en el análisis heurístico acorde con la naturaleza inestable de los mismos. En el caso de la red neuronal, al evaluar de forma integral todas las variables, no califica con altos valores de susceptibilidad áreas donde la pendiente ($0-7^\circ$) no da lugar a fenómenos de movimientos en masa teniendo en cuenta las características de los registros utilizados durante su entrenamiento. Zonas como esas pueden estar expuestas a otros tipos de fenómenos como inundaciones. Otra área donde se observa un alto contraste entre niveles de susceptibilidad se encuentra sobre el tramo NW del río Chicamocha en la Plancha 136-Málaga, calificada como un área moderadamente susceptible (3) en el análisis heurístico y un área de muy alta susceptibilidad con la RNA (5). Se considera que las diferencias de evaluación pueden radicar en los atributos del Batolito de Mogotes (JTRcm) ya que el análisis heurístico lo califica como una roca de alta estabilidad al evaluar sus características de resistencia y estructura en su estado fresco o ideal que junto con las demás variables le dan una calificación moderada de susceptibilidad. El resultado de la evaluación por la RNA se justifica con los rangos de pendientes desarrolladas en esa zona, entre abrupta ($19-40^\circ$) y escarpada ($>40^\circ$), el área de influencia de la Falla de Bucaramanga cuyo fracturamiento generado da lugar a la meteorización física y química del cuerpo ígneo y el registro de algunos movimientos en masa. Otro caso puntal es el depósito coluvial localizado sobre el límite oriental de la Plancha, el cual es evaluado como altamente susceptible (4) por el análisis heurístico y con baja susceptibilidad (2) por la red neuronal. Por su parte el método heurístico evalúa drásticamente los depósitos coluviales por su evidente naturaleza inestable y por otro lado la RNA toma otros atributos de los datos de entrenamientos, como la pendiente en la que se dispone (entre los rangos $0-7^\circ$, $7-11^\circ$ y $11-19^\circ$), el grupo de arcillas del suelo (Caolinita, Biotita),

profundidad radicular (profunda-muy profunda) entre otras características que al interactuar entre sí aportan estabilidad al depósito.

Figura 71. Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa generado a partir del análisis heurístico.



Tomado y modificado de SGC y UIS (2014)

Figura 73. Frecuencia relativa de las categorías de susceptibilidad de los mapas generados a partir del análisis heurístico y una RNA.

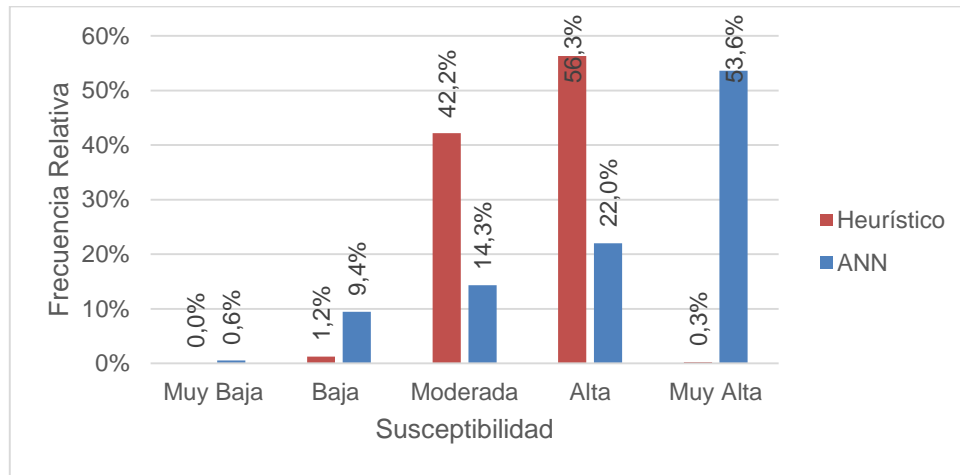
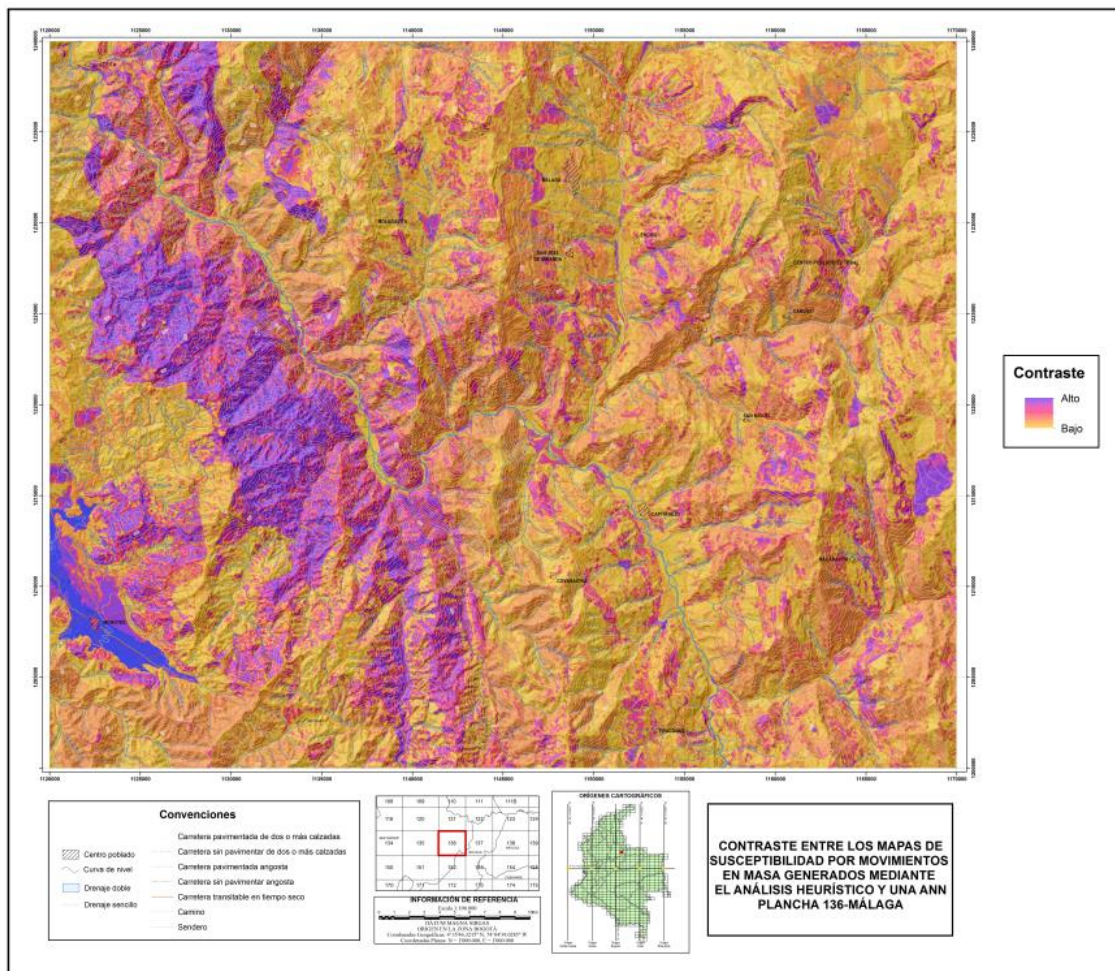


Figura 74. Diferencia entre los mapas de susceptibilidad generados mediante el método heurístico y una RNA.



8. CONCLUSIONES

El modelo de red neuronal artificial implementado para la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa de la Plancha 136-Málaga está constituido por 20 entradas, 17 neuronas ocultas y una salida equivalente al índice de susceptibilidad. El tipo de red neuronal utilizado es Multilayer Perceptrón con un algoritmo de aprendizaje Backpropagation tipo Bayesian Regulation definido a partir de estudios de similar temática cuyos parámetros de entrenamiento se basaron especialmente en el trabajo de Tien *et al.* (2012). En este sentido se seleccionó la red cuya suma de errores cuadráticos durante el entrenamiento dio como resultado $SSE= 1,42$, considerado un aprendizaje óptimo ya que se encuentra entre los límites apropiados para no caer en sobre-entrenamiento.

En la mayoría de los atributos se observa una relación entre sus rangos de variación, las categorías de susceptibilidad y la frecuencia de incidencia de los movimientos en masa. Tal es el caso de las pendientes, donde el nivel de susceptibilidad va incrementando con las mismas a la par con la incidencia de los movimientos. De igual manera los atributos morfogenéticos y morfodinámicos presentan una relación directamente proporcional y análoga con las categorías de mayor susceptibilidad y la ocurrencia de movimientos. Es decir, los niveles de susceptibilidad más altos se dan lugar en unidades geomorfológicas de origen estructural en donde a su vez se presentan las frecuencias de incidencias más altas. En el caso de los atributos geológicos también existe una correspondencia entre los rangos abarcados por los niveles de mayor susceptibilidad y la incidencia de los eventos. En este sentido, la estructura clástica consolidada, cristalina masiva y clástica cementada junto con resistencias de moderadamente dura, dura y muy dura son las más comunes en las categorías de alta susceptibilidad y así mismo son las que presentan mayor número de eventos. En general los demás atributos de suelos y cobertura también presentan

congruencia entre el resultado de la evaluación y la incidencia de los movimientos en masa.

Existen atributos, como la rugosidad, que no presentan una relación directa con los niveles de susceptibilidad lo cual concluye que la red neuronal no lo consideró determinante en la ocurrencia de los eventos (a partir de los datos de entrenamiento). Por lo tanto no se da lugar a una relación clara entre este atributo y la susceptibilidad, lo cual a su vez se puede corroborar con la frecuencia de incidencias presentes en las categorías de rugosidad. De igual manera no se encontró alguna predominancia de un rango del atributo acuenca en relación con los niveles de susceptibilidad aunque las barras de frecuencia permiten identificar, como se esperaba, que los drenajes acumulados son los que presentan mayor incidencia de movimientos en masa. Esto también se puede atribuir a la heterogeneidad y distribución de los datos de acuenca los cuales no dan lugar a la generación de áreas continuas que sean posibles de evaluar homogéneamente en términos de susceptibilidad. Otro caso particular es la densidad de fracturamiento, la cual no presenta una relación clara entre los niveles de susceptibilidad y la ocurrencia o no de movimientos en masa, lo cual se atribuye a la escala (1:500.000) en la que fue implementado este atributo.

A pesar de que es posible definir la predominancia de los rangos que entre cada atributo aportan más inestabilidad a las laderas, la susceptibilidad total se debe a la interacción de las variables que en ella influyen, en este sentido un atributo no se hace susceptible en sí mismo si no se tienen en cuenta los demás. Esto lo demuestra la incidencia de los movimientos en masa en algunos rangos de atributos que no se considerarían susceptibles si se evaluaran individualmente. Tal es el caso de la alta incidencia de eventos en litologías cuya estructura es cristalina masiva y resistencia dura características de una roca de muy baja inestabilidad pero que por otras variables como por ejemplo la meteorización física y química y la densidad de fracturamiento hacen que sus atributos texturales y de resistencia cambien de forma considerable. Así mismo sucede

con los atributos edafológicos de textura y drenaje natural, existiendo mayor frecuencia de movimientos en suelos de textura gruesa (franco arenoso, franco gravoso) y drenaje natural excesivo-moderado excesivo, características de suelos de baja inestabilidad pero donde los efectos del grado de pendiente y/o erosión pluvial, entre otras variables, pueden causar altos grados de erosión a pesar de considerarse estables. De igual manera sucede con la profundidad radicular y el drenaje profundo de las coberturas, en los que la frecuencia de los movimientos prevalece en los rangos considerados más estables pero cuya interacción con otras variables de mayor incidencia no los hace determinantes en la conservación de la ladera. En el caso particular del atributo de cobertura se recomienda la actualización frecuente de su cartografía ya que la vegetación puede cambiar rápidamente en cuestión de semanas o meses.

Las gráficas de frecuencia acumulada y proporción de frecuencia, generadas con el propósito de validar los resultados de evaluación de la red neuronal representados en el mapa de susceptibilidad con respecto a la localización de los movimientos utilizados en el entrenamiento, muestran que los eventos fueron clasificados en las categorías de mayor susceptibilidad como era lo esperado. Por su parte, las curvas ROC de éxito y predicción, cuyas áreas bajo la curva cercanas a uno confirman el óptimo entrenamiento de la red y la buena capacidad de predicción del método, respectivamente.

Los mapas generados mediante el método heurístico y la RNA difieren principalmente en tres zonas donde cada método argumenta de forma valedera sus resultados. A pesar de que se observe una sobreestimación de la evaluación de la susceptibilidad por parte de la red neuronal, la validación del mapa mediante los datos de entrenamiento y datos indiferentes al proceso de aprendizaje argumentan los resultados de la red.

Las redes neuronales artificiales es un método rápido a pesar de las múltiples variables que participan en la susceptibilidad y cuya evaluación se caracteriza

por ser de muy baja subjetividad al basarse en eventos reales. La efectividad del método depende principalmente de los datos con los cuales se entrena y además trasciende de los resultados permitiendo evaluar su rendimiento de aprendizaje y pronóstico.

Los depósitos se deben considerar inestables por su facilidad de desplazamiento pero también debe evaluarse su connotación geomorfológica y morfométrica ya que al disponerse en pendientes menores a 7° el desarrollo de movimientos en masa tendría bajas probabilidades. Sin embargo, en este contexto se puede dar lugar a otros tipos de fenómenos como inundaciones y avenidas torrenciales.

8.1 RECOMENDACIONES

Se recomienda generar un mapa de meteorización física y química ya que el material litológico aflorante se expone a cambios que pueden ser drásticos en sus propiedades inherentes, los cuales al no ser tomados en cuenta puede conllevar a subestimar su comportamiento frente a las demás variables.

Se recomienda realizar un mapa de densidad de fracturamiento acorde con la escala de trabajo (1:100.000) para identificar con mayores argumentos la relación entre este atributo y los movimientos en masa.

Se recomienda llevar a cabo la evaluación de la susceptibilidad a escalas más detalladas que junto con la determinación de la amenaza, vulnerabilidad y riesgo se conforme un insumo sólido para la toma de decisiones en planes de mitigación y atención de desastres, planes de desarrollo y ordenamiento territorial.

Se recomienda para futuros proyectos hacer las correcciones pertinentes al DEM de la Plancha 136-Málaga ya que los atributos derivados de este (morfometría) presentan pequeñas distorsiones localizadas.

BIBLIOGRAFÍA

ALCALDÍA DE CAPITANEJO, SANTANDER. (2003). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. [http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot-capitanejo-santander-2003-tomo%20i-etapas-valoraci%C3%B3n-alcance%20y%20contenido-prediagn%C3%B3stico-\(94%20p%C3%A1g%20-%20311%20kb\).pdf](http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot-capitanejo-santander-2003-tomo%20i-etapas-valoraci%C3%B3n-alcance%20y%20contenido-prediagn%C3%B3stico-(94%20p%C3%A1g%20-%20311%20kb).pdf)

ALCALDÍA DE CARCASÍ, SANTANDER. (2003). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. [http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot_dimensi%C3%B3n_ambiental_geolog%C3%ADa_2003_carcas%C3%AD_santander_\(40_pag_209_kb\).pdf](http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot_dimensi%C3%B3n_ambiental_geolog%C3%ADa_2003_carcas%C3%AD_santander_(40_pag_209_kb).pdf)

ALCALDÍA DE COVARACHÍA, BOYACÁ. (2007). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. <http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/e.o.t%20covarach%C3%ADa%202007%20-%202018.pdf>

ALCALDÍA DE MACARAVITA, SANTANDER. (2003). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot_esquema%20de%20ordenamiento%20territorial%20parte%20i_macaravita_santander_2003.pdf

ALCALDÍA DE MÁLAGA, SANTANDER. (2003). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. [http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot-malaga-santander-2003-diagn%C3%B3stico%20ambiental-amenazas%20naturales-\(18%20p%C3%A1g%20-%201.106%20kb\).pdf](http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot-malaga-santander-2003-diagn%C3%B3stico%20ambiental-amenazas%20naturales-(18%20p%C3%A1g%20-%201.106%20kb).pdf)

ALCALDÍA DE MOLAGAVITA, SANTANDER. (2003). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. http://www.molagavita-santander.gov.co/apc-aa-files/34363938656662363339333137633964/ESQUEMA_DE_ORDENAMIENTO_TERRITORIAL_DE_MOLAGAVITA.pdf

ALCALDÍA DE ONZAGA, SANTANDER. (2000). Esquema De Ordenamiento Territorial. Consultado el 4 de enero de 2016. http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/eot_esquema%20de%20ordenamiento%20territorial%20parte%20i_onzaga_santander_2000.pdf

CANIANI, D., PASCALE, S., SDAO, F. y SOLE, A. (2008). Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. En: Natural Hazards, 17 (45): 55–72.

CHAUHAN, S., SHARMA, M., ARORA, M. y GUPTA, N. (2010). Landslide susceptibility zonation through ratings derived from artificial neural network. En: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 10 (12), 340–350.

CONFORTI, M., PASCALE, S., ROBUSTELLI, G., y SDAO, F. (2014). Evaluation of prediction capability of the artificial neural networks for mapping landslide susceptibility in the Turbolo River catchment (northern Calabria, Italy). En: Catena, 14 (113), 236–250.

DANE. (2005). Cuadros censo 2005-Población total censada, por áreas y sexo, según departamentos y municipios. Consultado el 13 de Junio de 2015. <https://www.dane.gov.co/censo/files/cuadros%20censo%202005.xls>

ERMINI, L., CATANI, F., y CASAGLI, N. (2005). Artificial Neural Networks applied to landslide susceptibility assessment. En: Geomorphology, 16 (66), 327–343.

GÓMEZ, H. y KAVZOGLU, T. (2005). Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. En: Engineering Geology, 16 (78), 11–27.

GONZÁLEZ DE VALLEJO, L., FERRER, M., ORTUÑO, L. y OTEO, C. (2002). Ingeniería Geológica. Pearson Education. Madrid, 744 p.

GOUDIE, A. (2006). Encyclopedia of Geomorphology. Routledge Taylor & Francis Group. London and New York, 1202 p.

HAYKIN, S. (1999). Neural networks: a comprehensive foundation. 2 ed. Prentice-Hall. New Jersey, 842 p.

HUGGETT, R. (2007). Fundamentals of Geomorphology. 2 ed. Routledge Taylor & Francis Group. London and New York, 483 p.

LEE, S., RYU, J., WON, J., y PARK, H. (2004). Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network. En: Engineering Geology, 13 (71), 289–302.

LONDOÑO, J. (2007). Evaluación holística de riesgos frente a movimientos en masa en áreas urbanas andinas. Una propuesta metodológica. En: Boletín de Ciencias de la Tierra, 17 (20), 55-72.

LÓPEZ DE ULLIBARRI, I. y PÍTA, S. (2001). Curvas ROC. En: Cad Aten Primaria, 6 (4), 229-235.

LUGO, J., AGUAYO, J., AGUILERA, N., ZOLTAN DE CSERNA, GARCÍA, E., GUZMÁN, A., HERNÁNDEZ, G., LAZCANO, C., MALPICA, V., MARTÍN DEL POZZO, A., ORTEGA, F., ORTIZ, M., PALACIO, J. y VÁZQUEZ, L. (1989). Diccionario Geomorfológico. Universidad Nacional Autónoma de México. México D. F., 336 p.

MARTÍN DEL BRÍO, B. y SANZ, A. (2007). Redes Neuronales y Sistemas Borrosos. 3 ed. Alfaomega Grupo Editor, S.A. de C.V. México D.F., 440 p.

MATLAB (2015). Trainbr. Consultado el 20 de Marzo de 2015. <http://www.mathworks.com/help/nnet/ref/trainbr.html>

PORTILLA, M. (1999). Evaluación de la Amenaza por Deslizamiento en Málaga, Santander, aplicando la Metodología de los Conjuntos Difusos: Un Tema de Geología Ambiental. En: Geología Colombiana, 17 (24): 159-176.

PRADHAN, B., y LEE, S. (2010). Regional landslide susceptibility analysis using back-propagation neural network model at Cameron Highland, Malaysia. En: Landslides, 17 (7), 13–30.

PRADHAN, B., LEE, S., y BUCHROITHNER, M. (2010). A GIS-based back-propagation neural network model and its cross-application and validation for landslide susceptibility analyses. En: Computers, Environment and Urban Systems, 19 (34), 216–235.

SERVICIO GEOLÓGICO COLOMBIANO (SGC). (2013). Documento metodológico de la zonificación de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa escala 1:100.000. Versión No. 2. Subdirección de amenazas geológicas y entorno ambiental. Bogotá. 158 p.

SERVICIO GEOLÓGICO COLOMBIANO (SGC). (2014). Glosario de unidades y subunidades geomorfológicas, escala 1:100.000. Versión No. 3. 50 p.

SERVICIO GEOLÓGICO COLOMBIANO (SGC) y UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER (UIS). (2014). Mapa geomorfológico aplicado a movimientos en masa, Escala 1:100.000, Plancha 136-Málaga. Documento interno del Proyecto “Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa”.

SERVICIO GEOLÓGICO COLOMBIANO (SGC) y UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER (UIS). (2014). Memoria del mapa geomorfológico aplicado a movimientos en masa, Escala 1:100.000, Plancha 136-Málaga. Documento interno del Proyecto “Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa”. 89 p.

SERVICIO GEOLÓGICO COLOMBIANO (SGC) y UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER (UIS). (2015). Mapa de Susceptibilidad por Movimientos en Masa Plancha 136-Málaga, Escala 1:100.000.

SISTEMA DE INFORMACIÓN DE MOVIMIENTOS EN MASA (SIMMA). (2015). Consultas-Específicos. Consultado el 18 de Febrero de 2015 <http://zafiro.sgc.gov.co/simma/Informes/Informes.aspx>

TIEN, D., PRADHAN, B., LOFMAN, O., REVHAUG, I., y DICK, O. (2012). Landslide susceptibility assessment in the Hoa Binh province of Vietnam: A comparison of the Levenberg-Marquardt and Bayesian regularized neural networks. En: *Geomorphology*, 17 (171-172), 12–29.

UNIVERSIDAD NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA (UNAD). (2016). Clasificación de los suelos. Consultado el 11 de enero de 2016. http://datateca.unad.edu.co/contenidos/358013/ContenidoEnLinea/leccin_5_clasificacin_de_suelos.html

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA SEDE MEDELLÍN. (2009). Amenaza, vulnerabilidad y riesgo por movimientos en masa, avenidas torrenciales e inundaciones en el Valle de Aburrá. Formulación de propuestas de gestión. Libro II. Medellín. 1-225 p. Informe final.

VARGAS, R., ARIAS, A., JARAMILLO, L., y TELLEZ, N. (2009). Mapa geológico de la Plancha 136-Málaga, Escala 1:100.000. Instituto de Investigaciones e Información Geocientífica Minero-Ambiental y Nuclear, INGEOMINAS.

VESGA, C. (2009). Amenaza por movimientos en masa, en la microcuenca quebrada la virgen, municipio de San José de Miranda, departamento de Santander. Trabajo de grado de Pregrado. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 145 p.

WARD, D., GOLDSMITH, R., CRUZ., B. y RESTREPO, A. (1973). Geología de los cuadrángulos H-12 Bucaramanga y H-13 Pamplona, Departamento de Santander. En: Boletín Geológico, Publicaciones Especiales, 130 p.