

ANÁLISIS DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA A ESCALA
1:25.000 APLICANDO EL MÉTODO DE REDES NEURONALES: CASO DE ESTUDIO,
MUNICIPIO DE SAN ANDRÉS, SANTANDER.

Karen Lisbeth García López

July Nathalia Porras Suárez

Trabajo de Grado para Optar el Título de Geólogo

Director

Jorge Leonardo Camargo Daza

Ms.C Geofísica

Co-Director

Joaquín Andrés Valencia Ortiz

Ms.C Geología Ambiental

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

2017

DEDICATORIA

A Jehová Dios,

Por brindarme la salud, la sabiduría, la responsabilidad, la paciencia y por haber guiado cada uno de mis pasos en la culminación de este trabajo.

A mis padres, Amparo y Lorenzo,

Por corregirme y enseñarme los valores para llegar a ser la persona de bien que soy, gracias por ser mis ángeles guardianes, por amarme y apoyarme. Ustedes son el motor de mi vida les debo todo lo que soy.

A mis hermanos, Jhonatan y Diego,

Por ser mi ejemplo a seguir, por demostrarme que con mucho esfuerzo se logran cosas maravillosas, por animarme y por tener fe en mis capacidades.

A mi amiga y compañera de tesis Nathalia,

Por la paciencia y tolerancia en el desarrollo de este trabajo, por recorrer este difícil camino junto conmigo y aun así seguir siendo una amiga incondicional.

A mis amigos,

Camila, Sandra y Angelica, por compartir los momentos felices y tristes a lo largo de este trabajo. Ustedes son amigas excepcionales las quiero mucho y espero seguir compartiendo grandes experiencias junto a ustedes.

Genesis, Nicolás y Carolina, por apoyarme desde la distancia, gracias por creer en mí, ustedes más que amigos son como mis hermanos los quiero muchísimo.

Por último, pero no menos importante a mi amigo Héctor que estuvo a mi lado a lo largo de mi vida universitaria, quien me apoyo y saco una sonrisa en los momentos más difíciles.

Karen García

DEDICATORIA

Dedico esta tesis en primer lugar a mis padres a quienes amo con todo mi corazón. A mi Mamá Martha quién siempre creyó en mí dándome apoyo con su cariño, esfuerzo, paciencia y dedicación, a mi papá Tuto a quién extraño todos los días de mi vida y desde el cielo observa todos los logros que siempre quiso para su hija. ¡Espero estés orgulloso de mi Papá! A mis hermanos Sofía y Mateo quienes son mi motor cada día para poder brindarles lo mejor siempre. A mi abuela Soledad por brindarme todo su amor y ser el pilar de mi vida, gracias por enseñarme a ser la persona que soy hoy. A mi abuela Felisa por mostrarme que con esfuerzo siempre lograrás tus metas y sueños. A mi abuelo Horacio por brindarme siempre su cariño y consejos. A mis tíos y tías Suárez por enseñarme el verdadero amor familiar. A mis tíos y tías Porras por ser un ejemplo a seguir en mi vida profesional. A mi tío Carlos a quien considero mi mejor amigo, gracias por cada consejo y ayuda. A todos mis primos con quienes he compartido los mejores momentos de mi vida en especial a Lala, Mari y Andy por estar siempre para mí y llenar mi vida de alegría. A mi gran amiga Karen por hacer este trabajo conmigo, gracias por tu paciencia y dedicación sin ti no lo hubiese logrado. Y, por último, pero no menos importante a todas aquellas personas que fueron mi compañía en estos últimos años y con los que compartí momentos inolvidables ¡Mis Amigos!, en especial a Cami, Sandra, Mariangie, Héctor, Felipe, Yeimy, Barbie, Erik, Parris, Cristian, Andy Ariza, Dani C, Anderson, Dani B, Johan, Dennis, Liz, Angie, Wilson, Dani Mendoza, Luisa y Paula. Gracias por su apoyo incondicional. ¡Los Adoro!

Nathalia Porras

AGRADECIMIENTOS

Primeramente, queremos agradecer a Dios quién nos permitió culminar esta etapa guiándonos siempre con sabiduría y sensatez ante las situaciones adversas que se nos presentaron por el camino.

Agradecemos especialmente también a nuestros directores de tesis Joaquín Valencia y Jorge Daza por su paciencia, dedicación, motivación, conocimiento y aliento; ha sido un privilegio contar con su guía para el desarrollo de esta tesis.

De igual forma, agradecemos a la Universidad Industrial de Santander por abrirnos las puertas y brindarnos la oportunidad de adquirir conocimientos para nuestra vida profesional como personal. Por último, agradecemos a todos aquellos amigos, profesores y conocidos que aportaron miles de enseñanzas en esta importante etapa de nuestras vidas.

Karen y Nathalia

Tabla de Contenido

	Pag.
Introducción	17
1. Objetivos	19
1.1 Objetivo General.....	19
1.2 Objetivos Específicos	19
2. Planteamiento del Problema.....	19
2.1 Localización.....	21
3. Justificación.....	22
4. Marco Geológico.....	23
4.1 Estratigrafía	23
4.2 Geología Estructural.....	25
5. Marco Teórico	26
5.1 Redes Neuronales Artificiales	26
5.1.1 Elementos Básicos de una RNA	27
5.1.2 Arquitectura de las Redes Neuronales Artificiales	27
5.1.3 Aprendizaje de una RNA	28
5.2 Perceptrón Multicapa.....	29
5.2.1 Algoritmo de Retropropagación “Backpropagation”	30
5.3 Movimientos en Masa	30
5.3.1 Clasificación de Movimientos en Masa	31
6. Metodología	33
6.1 Fase I: Recopilación Bibliográfica	33
6.2 Fase II: Generación de Mapas	37
6.2.1 Atributos Geológicos	38

6.2.2 Atributo Geomorfológico:.....	39
6.2.3 Atributos de Unidades Geológicas Superficiales (UGS)	48
6.3 Fase III.....	48
6.3.1 Control de Campo:	48
6.4 Fase IV y V.....	49
7. Modelado y Resultados	49
7.1 Modelado de la Red Neuronal Artificial	49
7.2 Validación del Metodo	51
7.3 Resultados.....	52
7.3.1 Susceptibilidad muy baja:	54
7.3.2 Susceptibilidad baja	55
7.3.3 Susceptibilidad Moderada.....	56
7.3.4 Susceptibilidad Alta	56
7.3.5 Susceptibilidad Muy alta:.....	57
8. Conclusiones	61
9. Recomendaciones.....	63
Referencias Bibliográficas	64

Lista de Figuras

	Pag.
Figura 1. Localización del área de estudio en el municipio de San Andrés, Santander.	21
Figura 2. Grafica de la Temperatura Máxima y Mínima Anual para el Municipio de San Andrés.	22
Figura 3. Grafica de Precipitación Anual para el Municipio de San Andrés, en donde se evidencian los dos regímenes de lluvias.	22
Figura 4. Estilo de deformación en el área de San Andrés por fallas de cabalgamiento de mediano ángulo. Tomado de Caballero & Sierra, 1991.	25
Figura 5. Comparación entre una neurona biológica (Izquierda) y una artificial (Derecha).	27
Figura 6. Arquitectura de las redes monocapa (a) y redes multicapa (b). Modificado de Caicedo & López, (2009).	28
Figura 7. Caída de roca (a), Volcamiento (b), Deslizamiento Rotacional (c), Deslizamiento Traslacional (d), Deslizamiento de bloques (e), Flujo de Detritos (f), Avalancha de detritos (g), Deslizamientos de tierra (h), Extensión Lateral (i). Tomada y modificada de Varnes, 1978.	32
Figura 8. Diagrama de la metodología utilizada para este trabajo de investigación.	36
Figura 9. Línea del tiempo de los avances sobre el estudio y aplicación a la zonificación de la susceptibilidad a Movimientos en Masa, Redes Neuronales Artificiales y su aplicación.	35
Figura 10. Mapas Calificados de las variables Geológicas: Textura (a), Resistencia (b), Mapa Calificado de los Depósitos Cuaternarios (c) y Densidad de Fracturamiento (d).	39
Figura 11. Unidades denudacionales encontradas en campo. En el lado derecho un Cerro Remanente (Dcrem), al lado izquierdo un Escarpe de erosión menor (Deem) y un Escarpe de contrapendiente (Secp).	40
Figura 12. Unidades geomorfológicas estructurales vistas en campo. Entre las cuales están el Lomo de presión (Sslp) y los Espolones facetados bajos de longitud media (Sefcbm).	41
Figura 13. Unidades geomorfológicas fluviales, en las que se encuentran terrazas de acumulación (Fta), Sub-recientes (Ftas) y Antiguas (Ftan), además de, los escarpes de terraza, cuencas de decantación (Fcd), Cauce activo (Fca) y Divagación del Cauce Activo (Fdc).	42
Figura 14. Unidad geomorfología Kárstica, Dolina.	42

Figura 15. Mapa ponderado de las unidades morfogénicas.	43
Figura 16. Mapas de las variables Morfométricas: Altura (a), Curvatura (b), Distancia a Ríos (c), Distancia a Vías (d), Pendientes (e), Orientación (f), Rugosidad (g), SPI (h) y TWI (i).	45
Figura 17. Mapa de Morfodinámica, donde se muestran los diferentes tipos de Movimientos en Masa en los que se incluyen MM de tipo caída, Deslizamiento y flujo.	46
Figura 18. Flujo de lodos de la Formación Capacho, MM encontrado en la vía San Andrés- Hato de caballeros. Se observa la corona, cuerpo y pie del mismo.....	47
Figura 19. Movimientos en masa vistos en campo, dentro de los cuales se encuentran los deslizamientos de tipo Traslacional y Rotacional, y de Flujo de Detritos.....	47
Figura 20. Mapa Calificado de las Unidades Geológicas Superficiales.	48
Figura 21. Unidades Geomorfológicas y movimientos en masa encontrados en campo. En la parte izquierda encontramos una Terraza sobreelevada (Dts) y en la parte derecha encontramos Espolones Facetados bajos de longitud media (Sefcbm) con un deslizamiento de tipo traslacional (Ddtr).....	49
Figura 22. Estructura de la ANN_50, consta de 15 entradas, 1 capa oculta con 10 neuronas y una capa de salida.	53
Figura 23. Curva ROC para la validación del modelo de susceptibilidad a Movimientos en masa obtenido a partir de la RNA (ANN_50).....	54
Figura 24. Porcentaje de cada rango de clasificación para la susceptibilidad por MM.....	59
Figura 25. Mapa final de Susceptibilidad a movimientos en masa del Municipio de San Andrés a escala 1:25.000, aplicando el método de Redes Neuronales Artificiales.	60
Figura 26. Mapa Geológico a escala 1:25.000 de la zona de Estudio.	I
Figura 27. Mapa de las Unidades Geomorfológicas a escala 1:25.000 para el área de estudio: San Andrés, Santander.	II
Figura 28. Ingreso de los datos de entrada al programa MATLAB.....	VI
Figura 29. Creación de la RNA “ANN_1”, utilizando el Algoritmo de Aprendizaje Backpropagation, arquitectura LM y 1 neurona en la capa oculta.	VI
Figura 30. Entrenamiento de la RNA.	VII
Figura 31. Curva de MSE y R2 para la “ANN_01”.....	VII

Lista de Tablas

	Pag.
Tabla 1. Unidades geológicas del área de estudio.	23
Tabla 2. RNA con mejor error cuadrático medio (MSE) y R^2 , 4 por cada Arquitectura.	51
Tabla 3. Resultados de la curva ROC y porcentaje	52
Tabla 4. Información de las RNA en donde se describen su Estructura, N° de Entrenamientos, MSE y R^2	VIII

Lista de Apéndices

	Pag.
Apéndice A. Mapa Geológico del Área de Estudio.....	I
Apéndice B. Mapa Geomorfológico del Área de Estudio	II
Apéndice C. Modelado de la Red Neuronal Artificial en MATLAB R2015A	VI
Apéndice D. Información de las RNA creadas en el Programa MATLAB.....	VIII

Resumen

ANÁLISIS DE LA SUSCEPTIBILIDAD POR MOVIMIENTOS EN MASA A ESCALA 1:25.000 APLICANDO EL MÉTODO DE REDES NEURONALES: CASO DE ESTUDIO, MUNICIPIO DE SAN ANDRÉS, SANTANDER. ^{1*}

Karen García ^{2**}, Nathalia Porras ^{2**}

Palabras Claves: Movimientos en Masa, Susceptibilidad, Redes Neuronales Artificiales, Colombia, San Andrés, Santander.

Este trabajo de investigación se localiza en el Municipio de San Andrés, ubicado al oriente del departamento de Santander y presenta un área de 150 Km². Debido a las condiciones estructurales, geográficas, estratigráficas y antropogénicas, este municipio manifiesta un moderado grado de inestabilidad del terreno, además de zonas con procesos de erosión a lo largo de las riberas de los ríos y quebradas, lo cual la hace una región propensa a movimientos en masa. Este estudio tiene como objetivo generar un mapa de susceptibilidad por movimientos en masa de este municipio, el cual se podrá utilizar como un insumo notable en la delimitación de zonas de inestabilidad del terreno que presenten una condición de susceptibilidad alta a muy alta, para establecer obras preventivas como parte de los planes de ordenamiento territorial del municipio. Su creación parte de la utilización de un método estocástico como lo son las Redes Neuronales Artificiales (RNA). Donde se empleó el tipo de RNA “perceptrón multicapa” que utiliza el algoritmo de aprendizaje Backpropagation, en función de 15 variables (variables del área de estudio), para lo cual se simuló un total de 100 RNA, utilizando 4 arquitecturas diferentes Levenberg-Marquardt, Resilient Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient y Learning Rate Gradient Descent. El método se validó a partir de la curva ROC y el Porcentaje de Predicción, arrojando un valor de 0,907 para el ROC y un porcentaje de predicción de 95,731% lo cual demostró la fiabilidad del modelo. A partir del resultado de zonificación de susceptibilidad por movimientos en masa, se pudo determinar una susceptibilidad muy alta para el municipio de San Andrés, asociado principalmente a las modificaciones topográficas por los cortes de carretera y la erosión de las laderas a causa de los ríos, lo cual puede ocasionar varios problemas a futuro para la población de esta región.

1* Trabajo de Grado

2** Facultad de Ingenierías Físico-Químicas, Escuela de Geología UIS. Director: M.Sc. Jorge Leonardo Camargo Daza.

Abstract

ANALYSIS OF LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY AT SCALE 1: 25,000 APPLYING THE METHOD OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS: STUDY CASE, SAN ANDRÉS, SANTANDER. ^{1*}

Karen García ^{2**}, Nathalia Porras ^{2**}

Key Words: Landslide, Susceptibility, Artificial Neural Networks, Multi-layer Perceptron, Colombia, San Andrés, Santander.

This project is located in San Andrés town, at the east of the Santander department and covers an area of 150 km². Due to the structural, geographical, stratigraphic and anthropogenic conditions, this town shows a moderate degree to instability areas, furthermore the zones with erosion processes along the rivers, which makes the town a region susceptible to landslides. This study aims to evaluate a mathematical model, which can be used as an essential input in the delimitation of critical areas to establish preventive works as part of land planning policy, this region was employ the map of landslides Susceptibility that show a high to very high condition. Its creation starts from the use of a stochastic method such as Artificial Neural Networks (RNA). Where used the "multilayer perceptron" type of RNA that employing a "Backpropagation" learning algorithm. A total of 100 RNAs were simulated using four different architectures (Levenberg-Marquardt), RP (Backpropagation Resilient), SCG (Scaled Conjugated Gradient) and GDX (Gradient Rate Gradient Learning). In order to validate the method were used the ROC curve and the Prediction Percentage, the ROC showed an area under curve of 0.907 and the prediction percentage had shown a value of 95.731%, which demonstrates the reliability of the model. From the result of the zoning of the landslide susceptibility, a very high susceptibility could be determined for the San Andrés town, associated to fracture density, distance to roads and distance to rivers, which can cause several problems for the people of this region.

1* Degree Work

2** Faculty of Physic-Chemical Engineering. School of Geology. Director: M.Sc. Jorge Leonardo Camargo Daza.

Introducción

Los movimientos en masa son un fenómeno en donde materiales como suelos, detritos, rocas y en general depósitos no consolidados son desplazados a una altura inferior influenciados principalmente por efectos de la gravedad (Girty, 2009). Según el Instituto Distrital de Gestión de riesgos y cambio climático (IDIGER, 2017), el origen de los movimientos en masa está relacionado a las diferentes condiciones del terreno y procesos físicos y ambientales como: lluvias, sismos, sequías, erosión y socavación, además de, procesos de intervención antrópica como: vías, viviendas, excavaciones y actividades mineras. A través de los años los movimientos en masa se han ido intensificando por consecuencia del cambio climático y las actividades humanas, ocasionando pérdidas de vida y económicas.

El Servicio Geológico de los Estados Unidos expone que, en el siglo 20, varios eventos de movimientos en masa fueron registrados como catastróficos debido a la magnitud de daños y pérdida de humanas (USGS, 2017); tales movimientos en masa se dieron en diferentes partes del mundo y en su mayoría el detonante principal fue la cantidad de lluvia, un ejemplo de esto, es el ocurrido en la ciudad de Shizuoka, Japón donde se presentaron múltiples movimientos en masa (deslizamientos y flujos de lodo) que dejaron miles de personas muertas y desaparecidas. También, la actividad sísmica produce efectos de inestabilidad en las laderas, como el ocurrido en la ciudad de Ancash, Perú donde un sismo de magnitud 7.7 produjo una avalancha de detritos el cual dejó miles de víctimas mortales y la ciudad parcialmente destruida. Por último, las erupciones volcánicas y huracanes generan movimientos en masa, siendo estas, las de menor proporción a las anteriores. En Estados Unidos los movimientos en masa causan pérdidas de más de 1 billón de dólares y entre 25 a 50 muertes por año (Schuster, 1996).

Para Colombia las condiciones topográficas y climáticas generan un ambiente propicio para el desarrollo de movimientos en masa debido a aspectos como la geología, geomorfología y actividad tectónica, que determinan la generación de este tipo de fenómeno. Según un estudio realizado por la Corporación OSSO y la Universidad EAFIT, el 8% del territorio colombiano está expuesto a eventos de movimientos en masa, del cual el 18% se encuentra en una amenaza muy alta y alta, con el 31% de la población ubicada en una amenaza alta y media (Corporación OSSO & Universidad EAFIT , 2011), el estudio manifiesta un aumento de este tipo de amenaza, como

también un incremento en las zonas de alto riesgo de actividad económica. Aunque en Colombia los movimientos en masa no se han generado a una escala bastante amplia como los registrados en Japón, Estados Unidos, Brasil, Perú, si se han desarrollado de manera local dejando miles de víctimas fatales, superando el número de víctimas por sismos y dejando grandes pérdidas de dinero. Más de 353 municipios del país se encuentran en sitios de muy alta y alta amenaza por movimientos en masa en donde Santander es uno de los departamentos que registra una mayor cantidad de Movimientos en Masa (OBM & GFDRR, 2012).

Para la región de estudio ubicada en el municipio de San Andrés, Santander situado en la cordillera Oriental presenta características del terreno aptas para la generación de los movimientos en masa, los cuales ya se han registrado anteriormente en la zona (Alcaldía de San Andrés, 2013). En la base de datos del sistema de inventario de efectos de desastres (DesInventar), este tipo evento por movimientos en masa, presenta múltiples registros para este municipio de los cuales el de mayor magnitud fue el ocurrido en el año 1999 en donde cientos de personas se vieron afectadas y los daños causaron pérdidas por varios millones de pesos (DesInventar, 2017). De igual forma, el Sistema de información de Movimientos en masa (SIMMA) en su base de datos registra también varios eventos en donde el más significativo fue el ocurrido en el año 2010 en la vereda del municipio de San Andrés Hato de Caballeros (SIMMA, 2017). Estos eventos han sido una problemática en la población, actividades económicas e infraestructura, por consiguiente, este trabajo de investigación amplia el conocimiento en las regiones con posibles eventos a movimientos en masa, creando un mapa de susceptibilidad por movimientos en masa, a escala 1:25.000, utilizando el método matemático de Redes Neuronales Artificiales a partir de variables como la Geología, Geomorfología y Unidades Geológicas Superficiales (UGS), que son procesadas en un Sistema de Información Geográfica (SIG) bajo el área de trabajo del programa ArcGIS 10.1 desarrollado por Esri (Esri, 2012) y cuyos resultados se toman como base para la creación de la Red Neuronal Artificial procesada en programa MATLAB R2015a (MathWorks, 2015).

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Generar el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa del municipio de San Andrés, Santander, a partir del desarrollo de un modelo estocástico de Red Neuronal Artificial (RNA) a escala 1:25.000.

1.2 Objetivos Específicos

- Generar los mapas de cada variable geológica y geomorfológica con sus respectivos atributos con la ayuda de una herramienta SIG, a escala 1:25.000.
- Crear la base de datos con el inventario de Movimientos en Masa a partir de información del SIMMA, DesInventar, fotointerpretación y control de campo.
- Efectuar una actualización de los mapas anteriormente generados a escala 1:25.000 por medio de un control de campo.
- Adaptar un modelo de evaluación a cada una de las variables, que son los parámetros de entrada para generar el procesamiento del método matemático a utilizar en la Red Neuronal Artificial.
- Modelar la estructura de la Red Neuronal Artificial a partir de los parámetros de entrada, obteniendo el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa a escala 1:25.000 del municipio de San Andrés, Santander.
- Validar el método estocástico de Red Neuronal, para determinar la fiabilidad de la simulación en la elaboración de mapas de susceptibilidad a movimientos en masa.

2. Planteamiento del Problema

Debido a sus condiciones estructurales, geográficas y estratigráficas, el municipio de San Andrés, Santander, es una zona propensa a los movimientos en masa, estos fenómenos se han evidenciado desde varios años atrás generando pérdidas de viviendas y cultivos, además de, bloqueos en las vías que comunican las veredas aledañas con el municipio; los valores de estos

daños alcanzan varios millones de pesos, afectando a más de 300 personas (DesInventar, 2017). Sumado a esta condición el municipio presenta un fuerte control antropogénico el cual contribuye a agravar dichos procesos. La tala de árboles, quema de laderas, explotaciones con fines productivos, tales como: trapiches, ladrilleras, cocinas de leña, entre otros. También, a estas condiciones se les suma el uso inadecuado de herbicidas y la no diversificación de los cultivos, siendo problemas arraigados en la zona de estudio. Estas actividades han traído como consecuencia, inestabilidades en el terreno generando movimientos en masa y zonas con procesos de erosión a lo largo de las riberas de los ríos y quebradas, generando pérdidas de viviendas, cultivos y ganado, condición que ha generado una reubicación de la población en sitios que ofrezcan mejor seguridad para su integridad física (Alcaldía de San Andrés, 2013); además, en el municipio se han desarrollado pocos estudios en esta temática, siendo el mapa de Susceptibilidad a Movimientos en Masa del Servicio Geológico Colombiano a escala 1:100.000 el más detallado para el área de estudio hasta el momento.

En Colombia los mapas de susceptibilidad por movimientos en masa se han realizado aplicando métodos heurísticos. Según el documento metodológico para la zonificación de susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa a escala 1:100.000 (SGC, 2013), estos métodos se aplican en estudios a escala regional y son apropiados para aplicaciones en el campo de los sistemas expertos, sin embargo, debido al grado de subjetividad del análisis heurístico, se imposibilita el comparar documentos producidos por diferentes autores. Existen en la actualidad otros modelos para evaluar la susceptibilidad por movimientos en masa, un ejemplo de ello son los métodos determinísticos, los cuales pueden generar mapas cuantitativos más detallados (escala 1:10.000); por otro lado, los métodos estadísticos se refieren al cálculo de la densidad en los deslizamientos para cada unidad geomorfológicamente homogénea generando mapas a escala 1: 25.000, sin embargo, estos últimos no permiten estimar el comportamiento futuro (Suárez , 2009). Por último, también se encuentran los métodos estocásticos los cuales permiten estudiar diferentes variables que varían con el tiempo, siendo este el método a seguir en la elaboración de este trabajo de investigación, el cual toma como base las Redes Neuronales Artificiales (RNA).

2.1 Localización

Según el esquema de Ordenamiento territorial del Municipio de San Andrés Santander (Alcaldía de San Andrés, 2013), el municipio de San Andrés se encuentra ubicado en la parte Oriental del departamento de Santander, en la provincia de García Rovira (Fig. 1). La cabecera municipal se encuentra ubicada a 1610 m.s.n.m, al oriente del Río Guaca. Tiene una extensión territorial de 278 Km² con alturas desde los 850 hasta los 4,200 m.s.n.m. Presenta una temperatura media de 18° C y una precipitación anual de 1,444 mm (IDEAM, 2017). El municipio presenta un régimen de lluvias bimodal, entra los meses de abril a junio y septiembre a noviembre (Fig. 2). Las vías de acceso al municipio son pocas, donde la vía principal es la que comunica San Andrés con la ciudad de Bucaramanga (104 Km Aprox.). En la Fig. 1 se muestra la zona de estudio ubicado en el flanco oriental de Macizo de Santander y corresponde a un área total de 150 Km². Esta zona pertenece a las planchas 121-IIIC y 121-IIID a escala 1:25000 del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) (IGAC, 2016) y está definida por las coordenadas planas Datum Magna-Sirgas con origen Central: X1:1'240.000 X2:1'250.000 y Y1:1'127.500 Y2:1'142.500.

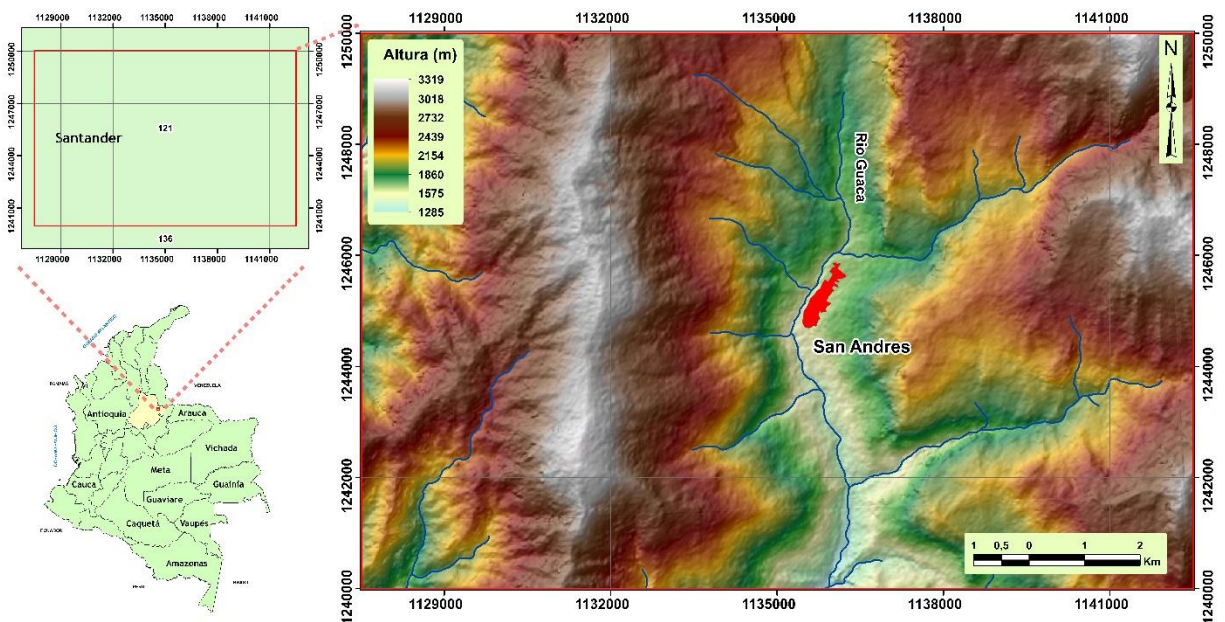


Figura 1. Localización del área de estudio en el municipio de San Andrés, Santander.

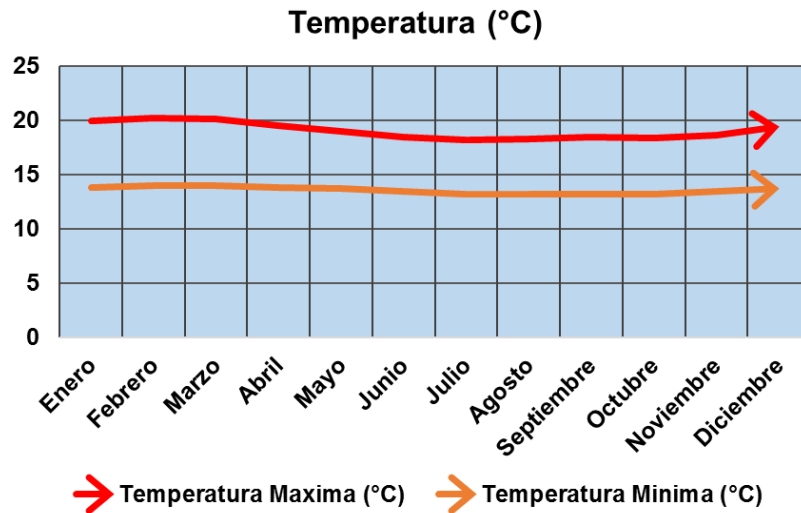


Figura 2. Grafica de la Temperatura Máxima y Mínima Anual para el Municipio de San Andrés.

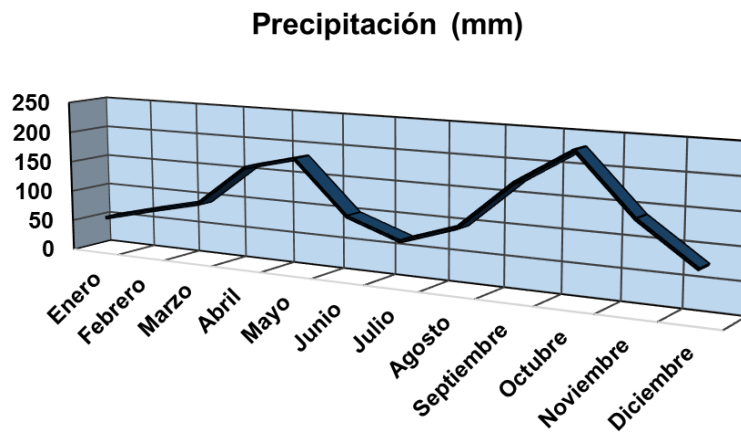


Figura 3. Grafica de Precipitación Anual para el Municipio de San Andrés, en donde se evidencian los dos regímenes de lluvias.

3. Justificación

De acuerdo con las características geológicas del municipio de San Andrés, en cuanto a geomorfología, estratigrafía y geología estructural, lo hace objeto de estudio a posibles eventos de movimientos en masa. Estos movimientos traen consecuencias tanto a nivel económico como social en la población de este municipio; por lo cual, es necesario realizar una investigación concreta de la susceptibilidad por movimientos en masa a partir de una metodología que incorpora

el modelo de RNA, que ayude en un futuro como información para determinar las medidas de prevención necesarias a tomar en cada zona susceptible.

Según Matich (2001) las RNA se basan en métodos estocásticos, un ejemplo de ello es la capacidad de aprendizaje adaptativo de la red neuronal, que consiste en aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial. El método se fundamenta en variables como la geomorfología, la geología, el comportamiento estructural, estratigrafía y Unidades Geológicas Superficiales (UGS). Su funcionamiento consiste en utilizar una herramienta SIG mediante la cual se crean mapas para cada una de las variables, posteriormente se sintetizan en un mapa modelado a escala 1:25.000 por medio de la RNA.

4. Marco Geológico

4.1 Estratigrafía

El área de estudio se caracteriza principalmente por rocas sedimentarias del Cretácico, Paleógeno y Neógeno (Tabla 1). Rocas sedimentarias e ígneas del Triásico-Jurásico y rocas metamórficas del Devónico inferior (Ward *et al.*, 1973). La secuencia estratigráfica más inferior conocida empieza en el Pre-Devónico con la Formación Silgará (PDs) y continúa con la Formación Floresta (Df). En el Triásico se deposita la Formación Bocas (TRb) y para el Triásico-Jurásico la secuencia sigue con las unidades ígneas de Cuarzo Monzonita de La Corcova (JRcl) y Cuarzo Monzonita de Santa Barbara (JRcs). Posterior a esto se deposita la Formación Girón (Jg) seguido de las unidades cretácicas, Formación Los Santos (Kita), Formación Rosa Blanca (Kir), Formación Paja (Kip), Formación Aguardiente (Kia), Formación Tablazo (Kit), Formación Capacho (Kic) y Formación La Luna (Ksl). Por último, se depositan las unidades del Cuaternario como depósitos aluviales (Qal) (Terrazas y cono de deyección) y coluviales (Qd) (Coluviones y derrumbes) (Caballero & Sierra, 1991).

Tabla 1. Unidades geológicas del área de estudio.

PERIODO	UNIDAD	DESCRIPCION
CUATERNARIO	Aluvión (Qal)	Se incluyen bajo esta definición a los materiales depositados en los valles actuales de los ríos y quebradas mayores. Algunos de ellos son amplios y constituyen la llanura aluvial del río. Localmente conos de deyección disectados por el drenaje actual. Sedimentos clásticos heterogéneos, depositados por los ríos o glaciares en los cambios de pendiente.

PERIODO	UNIDAD	DESCRIPCION
	Coluvión, talud, derrumbes (Qd)	Material fragmentario transportado y acumulado por acción de la gravedad, corresponden a depósitos de ladera provenientes de antiguos movimientos en masa, generalmente se ubican en los taludes de los cerros.
	Terrazas y cono de deyección (Qtf)	Depósitos de material detrítico que se acumula en la parte baja del curso de escurrimiento de un río o de un torrente, se encuentra compuesta por depósitos no consolidados aluviales en abanicos y terrazas.
CRETACICO	Formación La Luna (Ksl)	Está constituida por calizas gris oscuras, arcillosas, lutitas grises a negras, calcáreas, en capas delgadas, lutitas gris oscuras con delgadas intercalaciones de calizas arcillosas, concreciones de calizas con fósiles, y capas delgadas de chert negro y también capas fosfáticas hacia la parte superior.
	Formación Capacho (Kic)	Está compuesta en la parte inferior por lodolitas negras, localmente calcáreas, con escasas intercalaciones de areniscas de cuarzo, grises, de grano fino y calizas grises, arenosas, fosilíferas, en capas delgadas; la parte media se compone de areniscas de cuarzo, grises, de grano fino, micáceas, calizas gris oscuras, localmente micrítica, localmente fosilíferas; la parte superior está constituida principalmente de lodolitas grises con delgadas intercalaciones de calizas grises, arenosas y areniscas grises y amarillentas, de grano fino, en capas medianas.
	Formación Tablazo (Kit)	Compuesta por calizas gris a negras, fosilíferas, localmente glauconíticas y arcillosas de color negro, con niveles intercalados de arcillolitas grises a gris azulado, calcáreas, fosilíferas, en capas medianas a gruesas, con intercalaciones de areniscas grises, grano fino a medio, arcillosas, levemente calcáreas, en capas delgadas.
	Formación Aguardiente (Kia)	Compuesta de areniscas de cuarzo, grises a gris claras, de grano fino, medio y grueso, glauconíticas, con estratificación cruzada e intercalaciones delgadas de lodolitas grises a negras, carbonosas y micáceas.
	Formación Paja (Kip)	Compuesta por lutitas y shales gris oscuros a azulosos, fosilíferos, con intercalaciones de areniscas gris amarillentas, de grano fino, con algunas intercalaciones de shales grises, localmente arenosos, calcáreos, fosilíferos, localmente limosos a arenosos, con intercalaciones de areniscas gris amarillentas, de grano fino, también pequeñas intercalaciones de calizas grises, localmente arenosas, fosilíferas.
	Formación Rosa Blanca (Kir)	Está compuesta en su parte inferior por capas de caliza y yeso, con oolitos, ostrácodos y dolomías; hacia la parte superior consta de areniscas y lodolitas calcáreas.
	Formación Los Santos (Kita)	Está constituida por areniscas conglomeráticas, lodolitas rojo grisáceas y cuarzoareniscas gris amarillentas, con estratificación cruzada, en capas tabulares de espesores variables.
JURASICO	Formación Girón (Jg)	Está compuesta por areniscas de grano medio, grueso a ligeramente conglomerático, de color rojo violáceo, rojo grisáceo y gris verdoso, estratificación cruzada, en capas gruesas, con interstratificaciones de limolitas y lodolitas, de color rojo violeta, grisáceo y algunos niveles delgados de conglomerados con guijos de cuarzo.
TRIASICO-JURASICO	Cuarzo Monzonita de Santa Bárbara (JRcs)	Cuarzo Monzonita de color rosado, rosado naranja a gris violáceo, de grano medio a grueso, inequigranular, compuesta por feldespatos potásico, plagioclasa, cuarzo y biotita.
	Cuarzo Monzonita de La Corcova (JRcl)	Cuarzo-monzonita biotítica, gris, de grano fino.
TRIASICO	Formación Bocas (TRb)	Está constituida por una alternancia de limolitas, areniscas y arcillolitas calcáreas, gris verdosas y gris oscuras, limolitas gris verdosas, con nódulos calcáreos, conglomerados gris verdosos y arcillolitas gris oscuras, fosilíferas, limolitas gris verdosas a rojo grisáceas, levemente calcáreas. Hacia la parte superior se encuentran capas delgadas de rocas volcánicas.

PERIODO	UNIDAD	DESCRIPCION
DEVONICO	Formación Floresta (Df)	Está compuesta de base a techo por arcillolitas negras y areniscas multicolores, con intercalaciones de arcillolitas ocre, violetas, gris amarillentas y amarillo rojizas, con niveles fosilíferos y areniscas gris oscuras.
PRE-DEVONICO	Formación Silgará (PDs)	Rocas clásticas metamorizadas de estratificación delgada, compuestas por filitas, cuarcitas, esquistos, metareniscas y menores cantidades de pizarra y filita calcárea.

4.2 Geología Estructural

El área de estudio presenta un “marco tectónico donde influye un control estructural comprensivo en sentido Este-Oeste que dan origen a fallas inversas y plegamientos en la zona” (Cetina *et al.*, 2012). Este estilo estructural es notorio en la secuencia Cretácica de la región, en donde los estratos buzanan al Este y donde las fallas y pliegues presentan una dirección Norte-Sur (Fig. 3). Regionalmente se encuentra la Falla de Servita, La falla de Baraya, La Falla de Perchiquez, La Falla de San Andrés y La Falla de Pangua. Caballero y Sierra (1991) mencionan que entre las fallas que atraviesan la zona se encuentran la falla de San Andrés la cual “es una falla inversa de mediano a alto ángulo con buzamiento al E, dirección N-NW” y la falla de Pangua, la cual “es una falla inversa de alto ángulo o vertical con buzamiento al E, dirección N-S”.

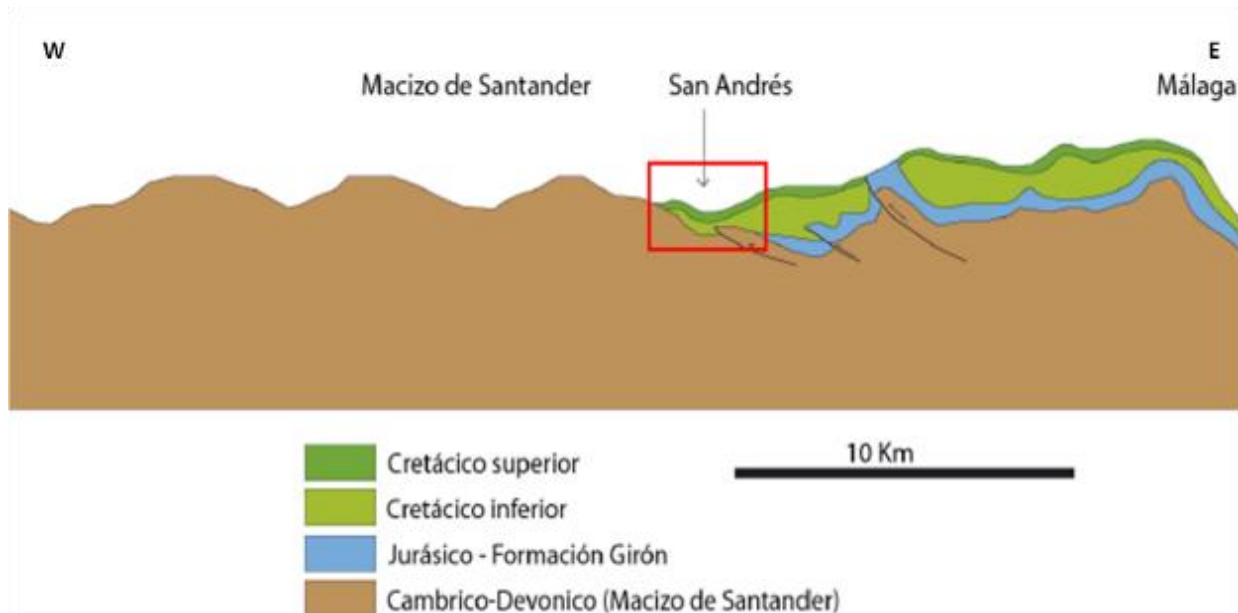


Figura 4. Estilo de deformación en el área de San Andrés por fallas de cabalgamiento de mediano ángulo. Tomado de Caballero & Sierra, 1991.

5. Marco Teórico

Con el fin de obtener el mapa de susceptibilidad a movimientos en masa, se aplicó un método estocástico el cual permite conseguir un mejor resultado a partir de la simulación de los datos ingresados a la RNA, esta simulación parte de conceptos como la definición de las RNA, la utilización del tipo de RNA (Perceptrón multicapa) y su relación a los Movimientos en Masa (MM).

5.1 Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) se definen como “redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real de manera similar a lo que hace el sistema nervioso” (Haykin, 1999). A través de los años se ha intentado mejorar el rendimiento de las RNA para que estas emulen el proceso de las neuronas del cerebro humano, en su desarrollo se destacan los trabajos realizados por ingenieros y físicos, que aportaron a la formación de los diferentes tipos de RNA con el fin de solucionar problemas cada vez más complejos y mejorando a su vez el rendimiento de la misma (Caicedo & López, 2009).

En una neurona biológica el estímulo que se recibe proveniente de otras neuronas o del mismo sistema sensorial, se recibe por las dendritas, donde estas son modificadas por algo denominado sinapsis, las entradas se amplifican o se atenúan propagándose en la neurona ocasionando una entrada neta que puede activar o no a la misma, para posteriormente generar una salida (Axón). Algo muy similar se utiliza en la estructura de la RNA donde también hay una dendrita denominada entrada, un peso sináptico del cual se obtiene una entrada neta que necesita una función de activación para que se genere una salida (Caicedo & López, 2009). Para la construcción de este sistema se toman en cuenta los elementos básicos de la RNA, las arquitecturas de la RNA y el modo de aprendizaje de la RNA. En la Fig. 4 se muestra la comparación entre una neurona biológica y una neurona artificial.

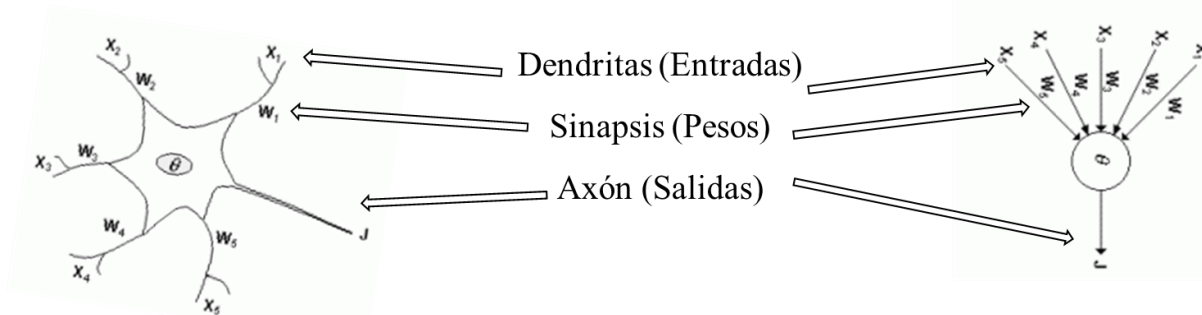


Figura 5. Comparación entre una neurona biológica (Izquierda) y una artificial (Derecha).

5.1.1 Elementos Básicos de una RNA: Una RNA está constituida por un número determinado de neuronas, las cuales se denominan como “capas” estas reciben el mismo tipo de información y al mismo tiempo. En la estructura básica de las RNA hay tres tipos de capas o elementos que la conforman.

El primer elemento, es la **Entrada**, la cual contiene la información numérica proveniente del exterior de la RNA. Estos valores ingresan como si fuesen uno solo y la función de entrada se encarga de solucionar el problema de cómo combinarlos, mientras que las entradas, a su vez, se multiplican por los pesos que se ingresen en la neurona dándole a cada entrada un diferente grado de importancia ya sea grande o pequeña (Matich, 2001). El segundo elemento es la **Capa oculta** la cual contiene las neuronas que son internas en la red y que comparten un mismo tipo de información cuyos niveles pueden estar entre cero y un número elevado. Por último, el elemento **Salida**, es el conjunto de neuronas que transfieren la información que la red ha procesado hacia el exterior (Caicedo & López, 2009).

5.1.2 Arquitectura de las Redes Neuronales Artificiales: En la Capa oculta las neuronas se encuentran interconectadas de varias formas, la arquitectura de las RNA es la forma en cómo se organizan las neuronas y tiene una relación directa con el tipo de algoritmo de aprendizaje que se utilice para la RNA. Se encuentran diferentes tipos de arquitecturas para las RNA, dependiendo de la cantidad de capas que estas presenten pueden ser Redes Monocapa y Redes Multicapa y dependiendo del sentido de la información estas pueden ser Redes Feedforward y Redes Recurrentes (Larrañaga, Inza, & Moujahid, 1998).

Redes Monocapa: En esta arquitectura el primer nivel utiliza la misma dirección del vector de entrada y la información entra al mismo nivel, después los datos son transferidos al siguiente nivel ya modificados por los pesos sinápticos. Este nivel o capa corresponde a la misma capa de salida

de la red, es decir que solo hay una capa de procesamiento por lo cual se denomina monocapa. El nivel de entrada y la capa de salida están totalmente conectadas, las neuronas de entrada están conectadas con las de salida (Fig. 5a).

Redes Multicapa: Esta arquitectura a diferencia de la anterior presenta una capa extra o varias capas extras la cual se le denomina capa oculta y al igual que la anterior arquitectura las redes multicapa presenta un número de entradas n como de salidas m , donde la información también fluye en una única dirección desde la capa oculta a la capa de salida (Fig. 5b).

Redes Feedforward: Son un tipo de arquitectura donde la información va en un único sentido desde la capa de entrada hacia la capa o capas ocultas y finalmente hacia las capas de salida, también existe la posibilidad de hacer estas conexiones hacia atrás, es decir, conectar las salidas de capas posteriores con entradas de capas anteriores, a esta última arquitectura se le denomina Feedback (Matich, 2001).

Redes Recurrentes: Al contrario de la arquitectura del Feedforward las redes recurrentes no tienen un único sentido de dirección de la información, ya que esta se realimenta de capas anteriores e incluye ya sea una red multicapa o una red monocapa.

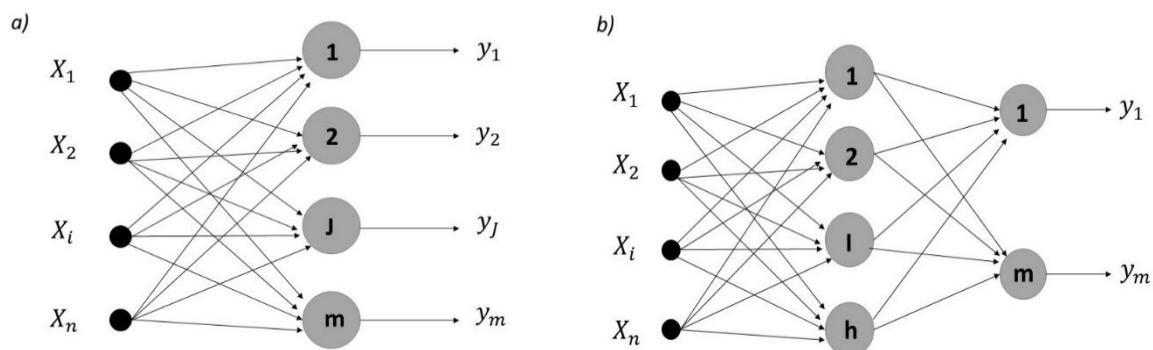


Figura 6. Arquitectura de las redes monocapa (a) y redes multicapa (b). Modificado de Caicedo & López, (2009).

5.1.3 Aprendizaje de una RNA: El aprendizaje en una RNA es la adaptación que tiene la misma para aprender del entorno con el fin de mejorar su desempeño, además, el tipo de aprendizaje dependerá de cómo se cambien o ajusten cada uno de los pesos (Haykin, 1999). Hay dos tipos de aprendizajes para las RNA, el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado.

Aprendizaje Supervisado: Como su nombre lo indica este aprendizaje es controlado por un agente externo o supervisor, el cual lleva a cabo el entrenamiento de la RNA de tal manera que

con las entradas se obtenga una salida deseada. Las entradas son puestas en la red y el supervisor se encarga de proponer una salida deseada con el fin de poder compararlo con la salida de la RNA.

Aprendizaje No Supervisado: En este tipo de aprendizaje no hay un supervisor que guíe el aprendizaje de la red por lo cual son los pesos de la red los que realicen la caracterización del resultado que se espera.

5.2 Perceptrón Multicapa

El perceptrón multicapa es un tipo de RNA multicapa la cual es una generalización del perceptrón simple y surgió para solucionar el problema de dicha arquitectura con la clasificación de problemas no lineales. Es uno de los modelos más utilizados actualmente por su aplicación amplia a la solución de múltiples problemas (Caicedo & López, 2009).

La arquitectura del perceptrón multicapa está compuesta por tres capas: la capa de entrada, una o varias capas ocultas y por último la capa de salida. La capa de entrada se encarga de recibir la información y propagarlas a las siguientes capas, la capa de salida muestra respuesta de estas entradas y la capa oculta, se diferencia de las otras dos capas al no llevar una única dirección por lo que su procesamiento no es lineal. El perceptrón multicapa muestra la relación entre los parámetros de la capa de entrada con los parámetros de la capa de salida y no muestra una restricción sobre la función de activación (Bertona, 2005).

El Perceptrón Multicapa utiliza dos funciones de activación (sigmoidal y tangente hiperbólica). En la función sigmoidal el nivel de saturación usa un máximo de salida de 1 y un mínimo de salida de 0, mientras que la función tangente hiperbólica utiliza un máximo de salida de 1 y un mínimo de salida de -1. La función de activación dependerá de la elección del diseñador que decida cual se acoplaría mejor al problema propuesto. Una vez elegida la función de activación se procede a escoger las capas ocultas, su cantidad y el número de neuronas en cada capa, no hay un número exacto de capas ocultas o neuronas que determinen un óptimo proceso de solución del problema, sin embargo, el Perceptrón Multicapa da al diseñador un sinnúmero de arquitecturas que pueden ser utilizadas de manera adecuada para cada problema (Pérez, 2012).

En cuanto a el aprendizaje de la red, el Perceptrón Multicapa utiliza un aprendizaje supervisado llamado Algoritmo de Retropropagación (Backpropagation), este algoritmo fue clave para lograr minimizar el error de la no linealidad que presentaba el Perceptrón anterior, de manera que

modificó adecuadamente los pesos de cada entrada, dando diversas conexiones entre dichos parámetros (Mejía, 2004).

5.2.1 Algoritmo de Retropropagación “Backpropagation”: El Perceptrón Multicapa utiliza un aprendizaje supervisado, controlando que el resultado de la capa de salida sea lo más próximo al resultado esperado, para esto lo que se busca es tener un mínimo de la función error “Mean Squarter Error” (MSE). El Perceptrón utiliza el algoritmo de Backpropagation para el entrenamiento de las neuronas en cada capa oculta para cada neurona. Rumelhart *et al*, 1986 propone que el error de la capa de salida es el único que se puede calcular, por ello el algoritmo Backpropagation busca propagar este error hacia atrás para poder calcular el error en las capas ocultas y modificar los pesos de las neuronas. Además de este algoritmo se presentan otros algoritmos de entrenamiento avanzados, entre estos se encuentra el algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM), el algoritmo del Gradiente Conjugado (SCG) y por último el algoritmo de la Regularización Bayesiana (RB).

El Perceptrón Multicapa con su algoritmo de Backpropagation es un tipo de RNA que se utiliza actualmente en la solución de muchos problemas entre los cuales se encuentran los geológicos, un ejemplo de estos son los aplicados a Yacimientos Minerales, Hidrogeología, Sedimentología y Movimientos en Masa (Araque, 2016).

5.3 Movimientos en Masa

Portilla, 2014 menciona que los movimientos en masa son procesos geológicos que modelan el paisaje, su ocurrencia indica la susceptibilidad a la inestabilidad del terreno y cuando se producen afectan las actividades humanas.

Aunque varios autores presentan una definición única sobre los procesos de movimientos en masa, estos conceptos son ligeramente diferentes entre sí. Highland, 2006 sugiere que las diferencias entre los conceptos muestran diversidad entre las muchas disciplinas asociadas a este estudio y define a los procesos de movimientos en masa como movimientos hacia abajo del suelo, roca y materiales orgánicos bajo los efectos de la gravedad y la forma del relieve que resulta de tal movimiento. Los movimientos en masa pueden ser causados por varios factores, ya sean geológicos, morfológicos, físicos o humanos. En el estudio presentado por Portilla en el 2014, plantea que las lluvias son el agente externo que generalmente produce la desestabilización del

terreno, donde la ocurrencia de futuros movimientos en masa dependerá de las características de las lluvias y el terreno, así como también la interacción entre estos. Por otra parte, Alcántara y Murillo en el 2007, en su trabajo de procesos de movimientos en masa en México, comentan que los procesos de movimientos en masa crean un problema importante ya que cuando se combina con las poblaciones más vulnerables determinan un gran riesgo.

5.3.1 Clasificación de Movimientos en Masa: Los movimientos en masa se clasifican teniendo en cuenta dos aspectos, según el tipo de material (roca, suelo, tierra, lodo y detritos) y según el tipo de movimiento (caídas, cabeceo, deslizamientos, flujos y propagación lateral). A continuación, se da una breve explicación de cada tipo de movimientos en masa (Varnes, 1978).

Caídas: Son desprendimientos abruptos de rocas en pendientes inclinadas o acantilados. La separación ocurre a lo largo de discontinuidades tales como fracturas, grietas y planos de estratificación, y el movimiento ocurre por caída libre, rebote y balanceo (Fig. 6a).

Inclinación o volcamiento: Se caracteriza por la rotación hacia adelante de una unidad o unidades alrededor de un punto de giro por debajo de la unidad, debido a las fuerzas ejercidas por las unidades adyacentes o la acción de los fluidos en las grietas (Fig. 6b). Generalmente, los volcamientos ocurren en unidades rocosas, sin embargo, algunos se presentan en suelos cohesivos secos y en suelos residuales.

Deslizamientos: Se refiere sólo a movimientos en masa, donde hay una zona de debilidad que separa el material deslizante de un material subyacente más estable (Fig. 6c, d y e).

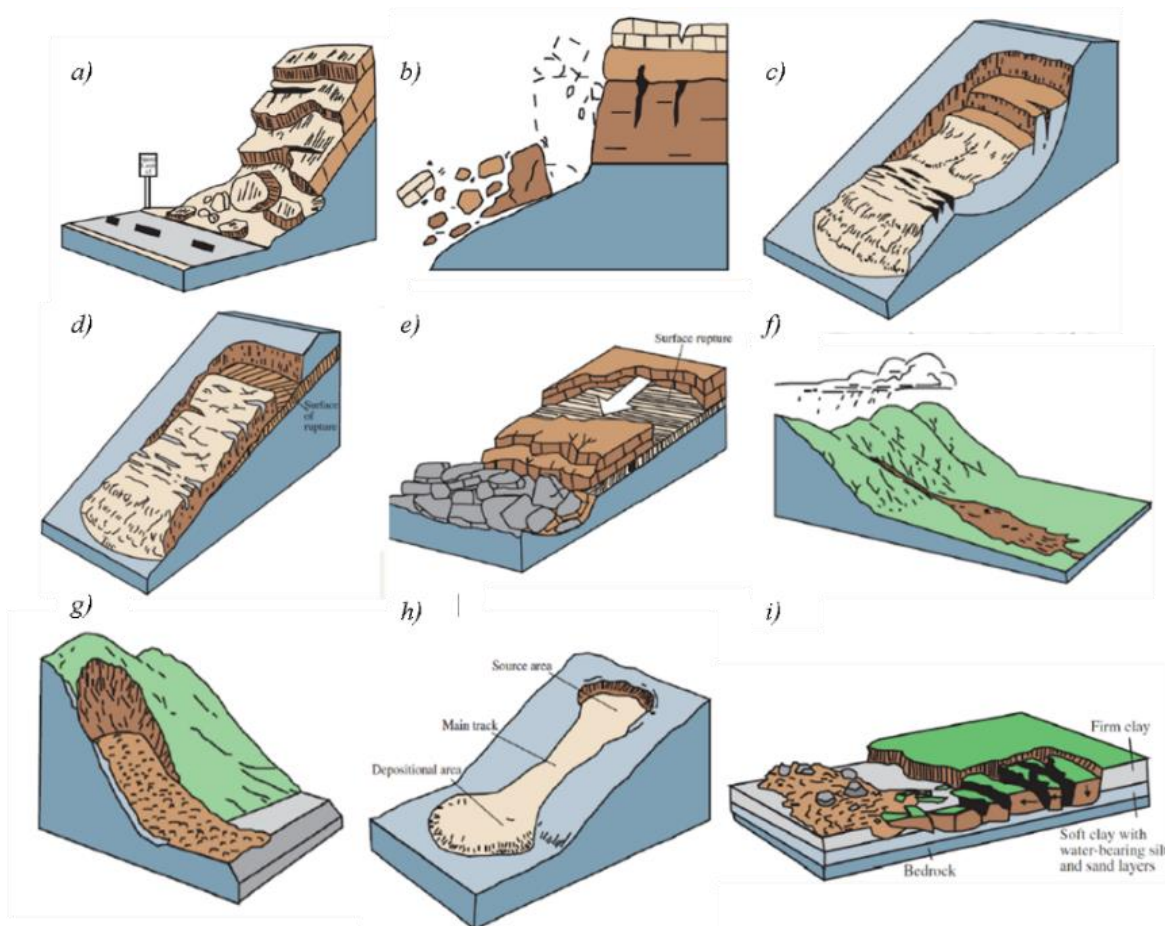


Figura 7. Caída de roca (a), Volcamiento (b), Deslizamiento Rotacional (c), Deslizamiento Traslacional (d), Deslizamiento de bloques (e), Flujo de Detritos (f), Avalancha de detritos (g), Deslizamientos de tierra (h), Extensión Lateral (i). Modificada de Varnes, 1978.

Flujos: En este ocurren movimientos de las partículas o bloques pequeños, dentro de una masa que se desliza sobre una superficie. Hay cinco categorías básicas de flujos en los que se incluyen flujos de detritos, avalancha de detritos, flujos de tierra, flujos de lodo y flujos de arrastres (Fig. 6f y g).

Extensión Lateral: Generalmente ocurren en pendientes muy suaves o terreno plano. El modo dominante de movimiento es la extensión lateral acompañada de fracturas por cizalla o tracción (Fig. 6i).

6. Metodología

La metodología para el presente trabajo de investigación consta de cinco fases, las cuales se observan en la Fig.7 y se describen a continuación:

6.1 Fase I: Recopilación Bibliográfica

Esta fase consistió en realizar una consulta y análisis de la información bibliográfica, donde se tomaron en cuenta aspectos propios para el territorio colombiano y que involucran situaciones donde se ha descrito eventos de movimientos en masa (Fig. 8). Según el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), los mapas de susceptibilidad a movimientos en masa requieren de una información base como la geomorfología, la geología, los suelos y la cobertura del suelo (IDEAM, 2012). A partir de esta información se realiza una parametrización de las variables las cuales son clasificadas generalmente por un método heurístico apoyado en una herramienta SIG, estudios de campo e información existente confiable, donde se obtiene como resultado el mapa de susceptibilidad.

Aguilar, Mendoza y Velasquez (2003) presentan un modelo de susceptibilidad a movimientos de masa en el eje cafetero colombiano, donde utiliza una metodología heurística con la técnica de combinación cualitativa de mapas. El mapa fue generado a una escala 1:100.000 utilizando variables como pendientes, humedad del terreno y geología, además de esto se utilizó un modelo digital del terreno que presentaba un inventario de huellas de movimientos en masa con el fin de compararlo con el modelo propuesto, como resultado se muestra que el modelo da información coherente con respecto a las zonas donde hay mayor probabilidad de ocurrencia.

El Servicio Geológico Colombiano (SGC), en la memoria explicativa de la zonificación de la susceptibilidad y la amenaza relativa por movimientos en masa a escala 1:100.000 de la plancha 121-Cerrito, muestra la metodología utilizada para la evaluación de la susceptibilidad y sus respectivos resultados (SGC, 2015). El SGC utiliza un método heurístico con variables cualitativas como la geología, geomorfología, suelos y cobertura de la tierra. Las variables cuantitativas fueron generadas por la interpretación de un modelo de elevación digital con el cual se obtuvo el mapa de susceptibilidad a dichas variables. Posterior a esto se suman los desencadenantes de movimientos en masa (sismo y lluvia) con el fin de obtener el mapa de amenaza relativa a movimientos en masa.

Son pocos los estudios donde se utilizan otros métodos aparte del heurístico para crear este tipo de mapas, caben mencionar que entre estos se encuentra el método estocástico que incluye el modelo de RNA. Las RNA pueden presentar numerosas formas de definirse, Matich (2001) las define como una nueva forma de computación, inspirada en los modelos biológicos.

Salas (2009) propone un método para resolver problemas utilizando RNA, de forma individual o combinada con otros métodos y se basan en la analogía entre el comportamiento y funcionamiento del ser humano. Si bien las diferentes configuraciones y algoritmos que se diseñan en una red neuronal artificial están inspirados en el sistema del cerebro humano, estas no llegan a emular del todo al cerebro como se esperaría. El objetivo principal de una red neuronal biológica es desarrollar operaciones de síntesis y procesamiento de información, relacionadas con los sistemas biológicos.

Matich (2001) habla de los elementos básicos que componen una RNA los cuales están organizados por neuronas interconectadas y arregladas en tres capas las cuales pueden variar, teniendo entonces una capa de entrada, una o unas capas ocultas y por último una capa de salida. Las RNA proporcionan también ciertas ventajas entre las que se encuentran, el aprendizaje adaptativo, auto-organización, tolerancia a fallos, operación en tiempo real y una fácil inserción dentro de la tecnología existente.

En geología hay diferentes áreas que trabajan aplicando redes neuronales, una de estas son los movimientos en masa, es el caso del estudio realizado por Amin *et al.* (2001) donde utilizan un algoritmo genético basado en redes neuronales para zonas de peligros por deslizamientos. El objetivo fue evaluar la fiabilidad al utilizar una red neuronal artificial con el fin de crear un mapa de zonas de peligro por deslizamientos en el valle de Bhagirathi. Para crear la red neuronal artificial se utilizaron siete capas de datos correspondientes a los diferentes factores causales de estos deslizamientos, además de, un algoritmo genético. Como conclusión, muestran que los resultados producidos son buenos ya que discrimina factores relevantes y maneja la interdependencia entre estos mismos.

La investigación acerca de RNA aplicadas a la evaluación de susceptibilidad a los deslizamientos de tierras realizado por Ermini, Catani, & Casagli (2004) busca como objetivo definir un método con la capacidad de pronosticar la susceptibilidad de los movimientos en masa, para esto utilizan RNA, el sitio elegido como prueba fue la cuenca de Riomaggiore ubicada en los

Apeninos del Norte en Italia, se establecieron y aplicaron dos RNA diferentes, la primera RNA utilizando Perceptrón Multicapa y la segunda una RNA Probabilísticas, con los factores que se tuvieron en cuenta fueron clasificados en escalas nominales como números binarios representando las entradas y la ausencia de deslizamientos fue utilizada como la variable de salida. La comparación entre el inventario de deslizamientos en la cuenca como lo predijo las RNA mostro resultados satisfactorios.

Pascale *et al.* (2013) realiza un mapa de susceptibilidad a movimientos en masa con el uso de una red neuronal artificial en el área urbana de Senise y San Constantino Albánese, ubicados en la región de Basilicata al Sur de Italia. El estudio se realiza como una herramienta para apoyar el ordenamiento del uso del suelo en esta región, para esto definen capas temáticas apropiadas que parametrizan el área de estudio, evalúan la susceptibilidad de los movimientos en masa dividiéndolos en dos grupos, cada uno representando el 50% de la superficie total sujeta a inestabilidad, como conclusión se muestra que la mayor parte del área investigada presenta una alta susceptibilidad de deslizamiento.



Figura 8. Línea del tiempo de los avances sobre el estudio y aplicación a la zonificación de la susceptibilidad a Movimientos en Masa, Redes Neuronales Artificiales y su aplicación.

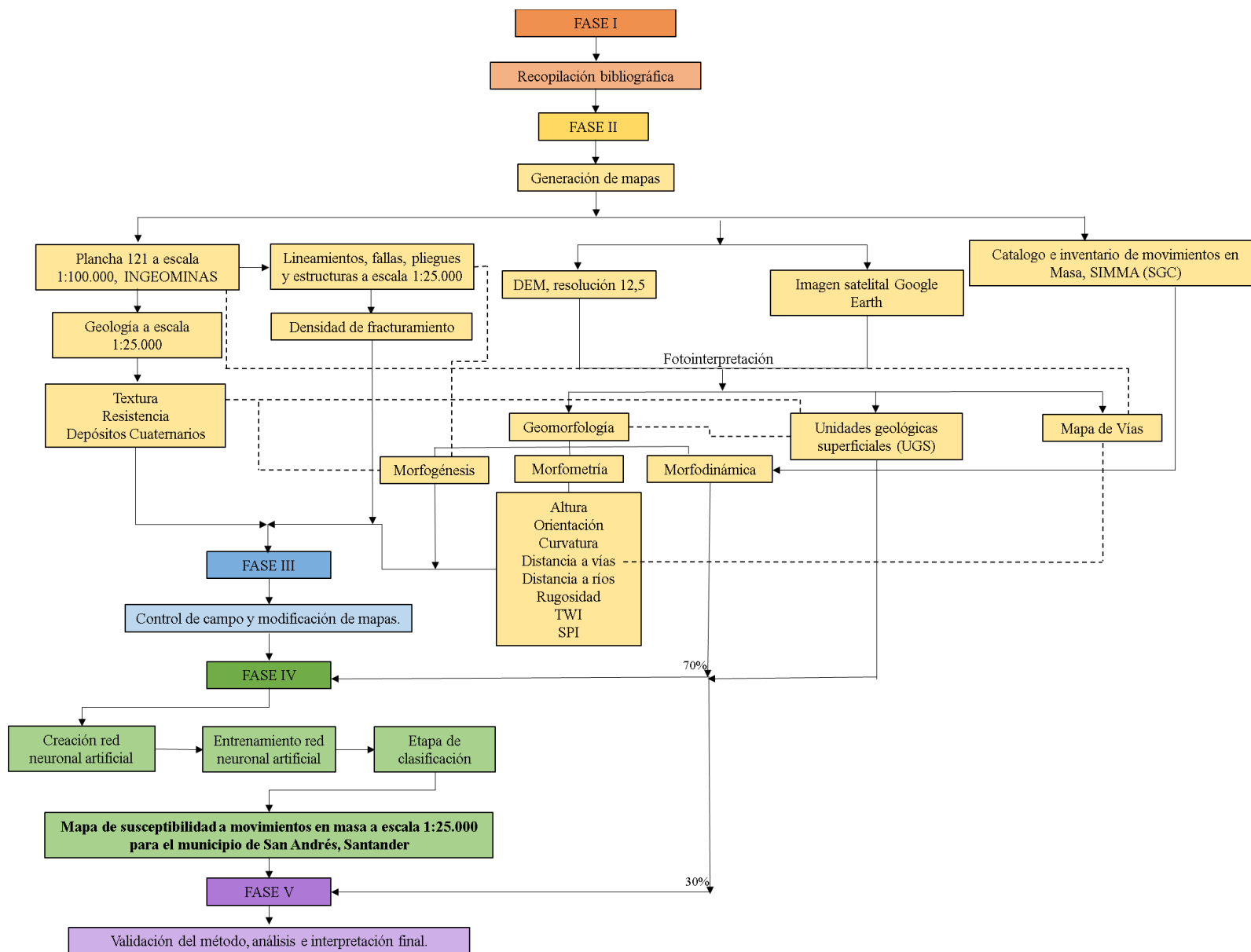


Figura 9. Diagrama de la metodología utilizada para este trabajo de investigación.

Se elabora un trabajo en Xánthi, Grecia para la estimación de la susceptibilidad por movimientos en masa a partir de un algoritmo de RNA, donde modelan una relación no lineal entre el deslizamiento y los parámetros geológicos y geomorfológicos. Para esto dividen el trabajo en dos fases, una de entrenamiento en donde enriquecen la base de datos y la segunda en donde desarrollan el modelo de la RNA, como conclusión el modelo fue capaz de identificar áreas susceptibles a deslizamientos mostrando resultados satisfactorios (Tsangaratos & Benardos, 2014).

En Colombia también se muestran algunos estudios en donde utilizan las RNA como una herramienta que contribuye a encontrar una información concreta sobre este tipo de fenómenos, como ejemplo se muestra un estudio realizado en Tunja, Boyacá acerca de la evaluación de susceptibilidad de fenómenos de movimientos en masa y uso de sistemas de información geográfica en donde se realiza una zonificación, en este estudio se aplica una propuesta metodológica y la simulación de redes neuronales artificiales con el fin de encontrar los niveles de susceptibilidad para cada área e incorporando sistemas de información geográfica (SIG) para la obtención de los mapas, después de la recopilación de información (geología, geomorfología, usos del suelo, topografía, pendiente, erosión, etc.) se crea una base de datos para la modelación de la RNA en donde el área total se dividió en una malla cuadrada en la cual cada celda tenía 50 m de lado. Se generó la matriz y posterior a esto se da la creación, entrenamiento y validación de la red neuronal artificial. Como conclusión se dan resultados confiables y en comparación de los dos métodos propuestos la RNA arroja resultados más precisos que se ajustan a las condiciones de la zona (Soto & Rojas, 2015).

6.2 Fase II: Generación de Mapas

Esta fase consiste en generar cada uno de los mapas a escala 1:25.000 a partir de un Modelo Digital de Elevación (MDE) con resolución de 12,5 metros por pixel, el cual fue adquirido por la Agencia Espacial Japonesa (JAXA), a partir del sensor radar ALOS-1 PALSAR y fue tomado de la página Alaska Satellite Facility (ASF, 2017). La generación de estos mapas se realiza con el fin de obtener cada uno de los parámetros a ingresar en el modelado de la Red Neuronal Artificial. Los insumos utilizados para el procesamiento de los distintos mapas de esta etapa son: plancha geológica 121-Cerrito escala 1:100.000 (INGEOMINAS , 2010), el mapa de pendientes, el mapa

de sombras y las imágenes satelitales de Google Earth (Google, 2015). La interpretación se realizó sobre el MDE y la aplicación del programa ArcGIS 10.1. La ponderación de las variables a ingresar en la RNA se realizó con base a la propuesta para el estudio de susceptibilidad a movimientos en masa, del Documento Metodológico de la Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa a escala 1:100.000 propuesto por Servicio Geológico Colombiano donde se aplica un enfoque heurístico (SGC, 2013).

6.2.1 Atributos Geológicos: Para esta temática se utilizó como base la plancha geológica 121-Cerrito a escala 1:100.000 del Instituto Colombiano de Geología y Minería (INGEOMINAS , 2010), donde se obtiene el mapa geológico de la zona de estudio (ApéndiceA), con el fin de evaluar la calidad de las rocas. Las unidades geológicas se clasifican teniendo en cuenta tres propiedades principales **textura, resistencia y depósitos cuaternarios**.

La **Textura** describe la relación espacial intergranular, tamaño y forma de los componentes de una roca y esta varía según el tipo de roca (Folk, 1974). Para la Calificación de esta variable se utilizó el Documento Metodológico propuesto por el SGC (2013) (Fig. 9a).

La **Resistencia** es una propiedad mecánica de las rocas y se refiere al esfuerzo máximo que puede tolerar una roca a las deformaciones. Esta dependerá de su composición, ambiente y ubicación (Hoek & Brown, 1997). Su clasificación y ponderación se establece a partir de parámetros contenidos en el Documento Metodológico de la calificación de esta variable se basa en la tabla de referenciada en el Documento Metodológico propuesto por el SGC (2013) (Fig. 9b).

Por otro lado, los **depósitos cuaternarios**, son clasificados debido a su composición y propiedades físicas. Estos presentan una menor resistencia debido al momento de formación de estos depósitos. Su clasificación y ponderación se establece a partir de parámetros contenidos en el Documento metodológico (SGC, 2013) (Fig. 9c).

La **densidad de Fracturamiento** se refiere a las zonas de mayor deformación tectónica, como lo son las fallas Geológicas y los plegamientos. Para el cálculo de la densidad de Fracturamiento se toman en cuenta los lineamientos, fallas y pliegues de la zona de estudio, además de lineamientos interpretados a partir de fotointerpretación (SGC, 2013) (Fig. 9d).

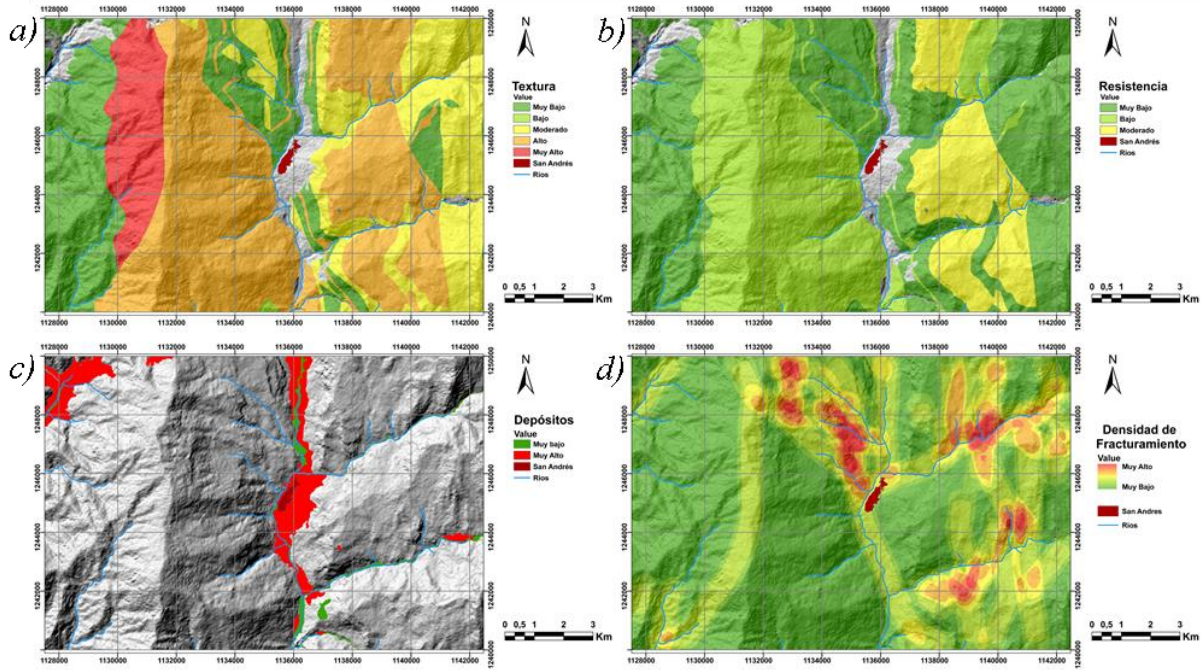


Figura 10. Mapas Calificados de las variables Geológicas: Textura (a), Resistencia (b), Mapa Calificado de los Depósitos Cuaternarios (c) y Densidad de Fracturamiento (d).

6.2.2 Atributo Geomorfológico: La geomorfología es la ciencia que estudia las formas del relieve terrestre teniendo en cuenta su origen, naturaleza de las rocas, el clima de la región y las diferentes fuerzas endógenas (geodinámica de la tierra) y exógenas (agua, viento, hielo, entre otras), que actúan sobre la superficie terrestre en diferentes proporciones e intensidades, durante intervalos de tiempos geológicos, modelando el terreno (Dávila, 2011). La generación de la cartografía para geomorfología se realiza a partir de la fointerpretación de imágenes satelitales (Google Earth), Mapa geológico, Topografía y MDE (ApéndiceB). Para este trabajo de investigación se clasifica teniendo en cuenta tres propiedades principales la morfogénesis, la morfometría y la morfodinámica.

6.2.2.1 Morfogénesis: La morfogénesis se define como el origen de las formas del terreno, comprende las causas y procesos que dieron la forma al paisaje. La información morfogenética comprende cada una de las unidades geomorfológicas, las cuales fueron clasificadas y ponderadas según el Documento Metodológico de la Zonificación de Susceptibilidad y Amenaza por Movimientos en Masa escala 1:100.000 del 2013 (SGC, 2013), además de, aspectos contenidos en el libro de Geopedología de Zink (Zinck, 2012) y el libro de Facies Model de Walker (Walker & James, 1992).

Del área total en estudio y de acuerdo con el mapa Geomorfológico se identificaron como ambientes predominantes el estructural con un 47% y denudacional con un 46%. En menor porcentaje se encuentran los ambientes fluvial, antropogénico y kárstico, los cuales se describen a continuación.

Ambiente Denudacional: En este ambiente el modelado del paisaje se ha originado por la acción combinada de procesos moderados a intensos de meteorización, erosión y transporte de origen gravitacional y pluvial que degradan las unidades preexistentes y a su vez crean nuevas por la acción de agradación de las partículas (Zinck, 2012). Las geoformas de este ambiente presentes en el área son: Cerro remanente o relicto (Dcrem), Cerro residual (Dcrs), Cima (Dc), Colina residual (Dcr), Cono de deslizamiento indiferenciado (Ddi), Cono de flujo de detritos (Dfe), Cono o lóbulo coluvial y de solifluxión (Dco), Cono o lóbulo de deslizamiento rotacional (Ddrt), Cono o lóbulo de deslizamiento traslacional (Ddtr), Cono o lóbulo de flujo de lodo (Dlfl), Escarpe de erosión mayor (Deem), Escarpe de erosión menor (Deeme), Ladera erosiva (Dle), Ladera erosiva abrupta (Dlea), Ladera erosiva muy abrupta (Dlema), Ladera ondulada (Dlo), Ladera ondulada abrupta (Dloa), Lomo denudado bajo de longitud corta (Dldebc), Lomo denudado bajo de longitud larga (Dldebl), Lomo denudado bajo de longitud media (Dldebm), Superficie de erosión o aplanamiento (Dsa) y Terrazas sobreelevadas o colgadas (Dts). La unidad denudacional más predominante en el área es la Dlema teniendo un porcentaje del 10.7% sobre el área total. (Fig. 10).



Figura 11. Unidades denudacionales encontradas en campo. En el lado derecho un Cerro Remanente (**Dcrem**), al lado izquierdo un Escarpe de erosión menor (**Deem**) y un Escarpe de contrapendiente (**Secp**).

Ambiente Estructural: En este ambiente el modelado del paisaje se origina por procesos relacionados con la dinámica interna de la tierra, procesos como plegamientos y fallamientos de

las rocas que modifican la forma de las rocas (SGC, 2013). Las geoformas presentes en el área son: Cornisa estructural (Scor), Escarpe de contrapendiente (Secp), Escarpe de línea de falla (Slfe), Escarpe de meseta (Sme), Escarpe estructural (See), Espolón facetado bajo de longitud media (Sefcbm), faceta triangular (Sft), Ladera contrapendiente (Slcp), Gancho de flexión (Sgf), Ladera contrapendiente de cuesta (Sclc), Ladera estructural (Sle), Ladera estructural de sierra sinclinal (Sssle), Lomo estructural (Sloes), Sierra (Ss), Sierra y lomos de presión (Sslp). La unidad Estructural más representativa en el área es la Sle con un porcentaje del 10.9% sobre el área total (Fig. 11).

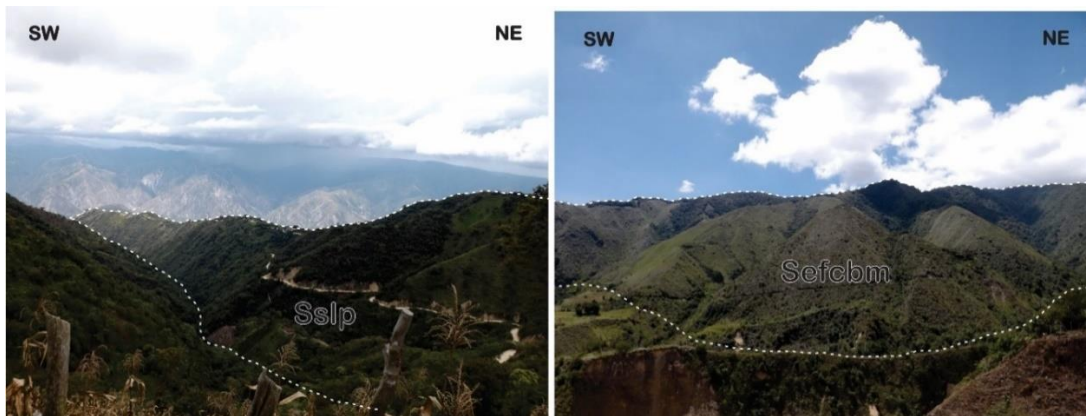


Figura 12. Unidades geomorfológicas estructurales vistas en campo. Entre las cuales están el Lomo de presión (Sslp) y los Espolones facetados bajos de longitud media (Sefcbm).

Ambiente Fluvial: Las geoformas de este ambiente se originan por procesos de erosión de las corrientes de los ríos y por la acumulación o sedimentación de materiales en las áreas aledañas a dichas corrientes (Walker & James, 1992). Las geoformas presentes en el área son: Cauce aluvial activo (Fca), Cuenca de decantación (Fcd), Divagación de cauce activo (Fdc), Escarpe de terraza de acumulación (Ftae), Escarpe de terraza de erosión (Ftee), Plano o llanura de inundación (Fpi), Terraza de acumulación (Fta), Terraza de acumulación antigua (Ftan), Terraza de acumulación subreciente (Ftas) y Terraza de erosión (Fte). La Fta fue la unidad fluvial más predominante en el área de estudio teniendo un porcentaje de 1,1% sobre el área total. (Fig. 12).

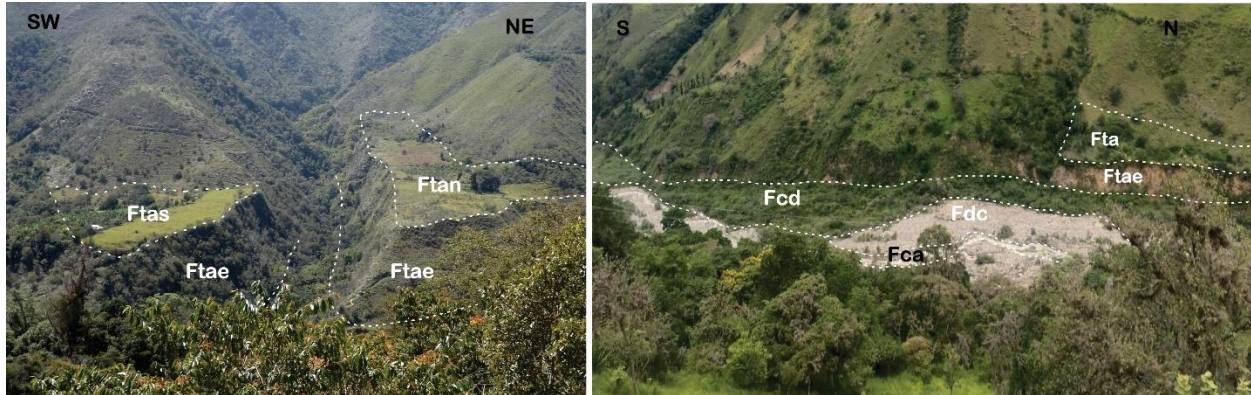


Figura 13. Unidades geomorfológicas fluviales, en las que se encuentran terrazas de acumulación (**Fta**), Sub-recientes (**Ftas**) y Antiguas (**Ftan**), además de, los escarpes de terraza, cuencas de decantación (**Fcd**), Cauce activo (**Fca**) y Divagación del Cauce Activo (**Fdc**).

Ambiente Kárstico: El modelado de este paisaje es resultado de la meteorización química de rocas compuestas por minerales solubles en agua (caliza, dolomía, yeso) (Zinck, 2012). La geoforma presente en el área es: Dolina (Kd). De este ambiente solo se identificó la geoforma Kd que tuvo un porcentaje de 0.7% del área total de estudio. (Fig. 13).



Figura 14. Unidad geomorfología Kárstica, Dolina.

Ambiente Antropogénico: El modelado de este paisaje se origina como resultado de la intervención del hombre sobre el terreno (SGC, 2013). La geoforma presente en el área es: Centro poblado (Acp), siendo la única unidad presente en el área de estudio que corresponde al área urbana del Municipio de San Andrés con un 0.2% del área de estudio total.

Con el insumo creado se realiza su respectiva ponderación a partir de los parámetros establecidos en el Documento Metodológico del Servicio Geológico (SGC, 2013) (Fig. 14),

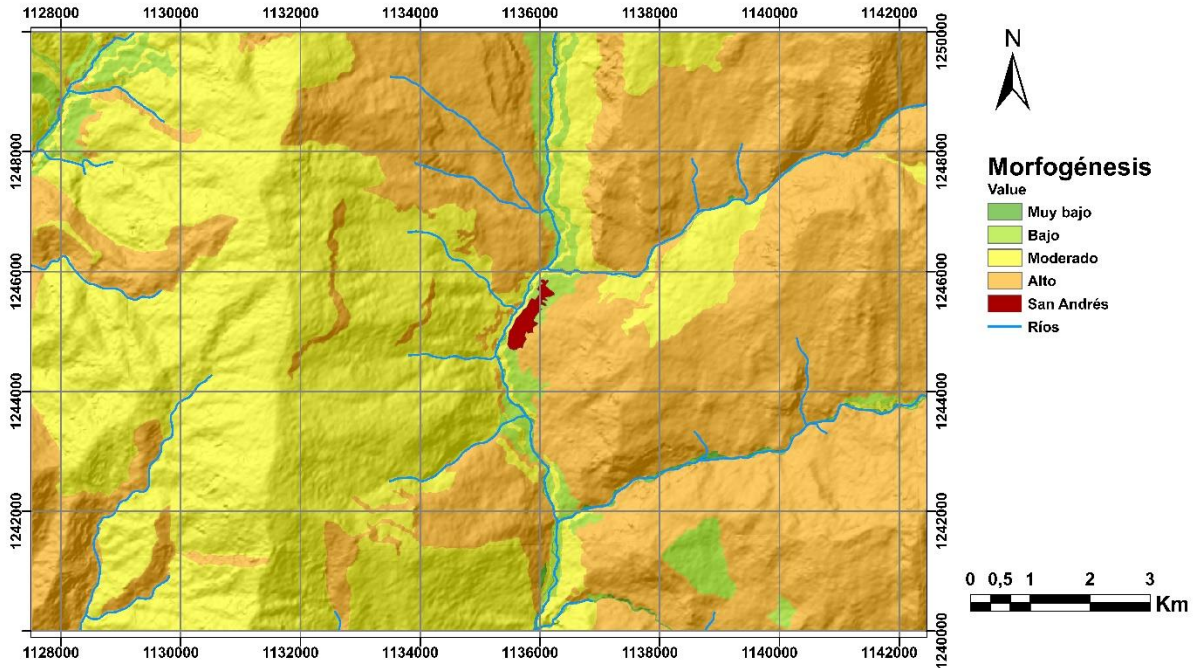


Figura 15. Mapa ponderado de las unidades morfogénicas.

6.2.2.2 Morfometría: La Morfometría se ocupa de la medición de las formas de los relieves actuales, su origen y su evolución, se trata por tanto de la geomorfología cuantitativa (Dávila, 2011). Para el desarrollo del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa a escala 1:25.000 se tomaron en cuenta las siguientes variables morfométricas: Altura, Curvatura, Distancia a Ríos, Distancia a Vías, Pendiente, Orientación, Rugosidad, índice de fuerza de erosión del caudal “Stream Power Index” (SPI) e índice de escorrentía “Topographic Wetness Index” (TWI). Estas variables se obtuvieron del procesamiento del MDE en un SIG que para este estudio se realizó en ArcMap 10.1 (Fig. 15).

La **altura** es un factor condicionante de los deslizamientos, generalmente se relaciona con diferentes procesos geológicos y geomorfológicos, como erosión, infiltración a lo largo de diaclasas, acumulaciones de lodo o detritos y deformaciones de la pendiente (Ahmed *et al.*, 2015). El mapa de altura se realizó usando el MDE con resolución de 12.5 m, en el área de estudio las alturas donde se evidencian mayor cantidad de MM varían desde 1800 hasta 2000 m.s.n.m (Fig. 15a).

La **curvatura** es la tasa de cambio del gradiente de la pendiente o la orientación, usualmente en una dirección particular. La curvatura de la pendiente se puede definir como la convergencia o

divergencia del agua durante la descendencia del flujo (Ahmed *et al.*, 2015). El análisis de esta variable permitió dividir el área de estudio en superficies cóncavas, rectas y convexas, siendo las zonas rectas y cóncavas las más propensas a movimientos en masa (Fig. 15b).

La **distancia a ríos** es uno de los importantes factores que causan los movimientos en masa, ya que el aumento del nivel de agua puede causar inestabilidad en las pendientes de las laderas como resultado de la socavación de las unidades, esta distancia se representa por la proximidad de los ríos a la zona (Gokceoglu & Aksoy, 1996). En el estudio actual, se registraron múltiples deslizamientos a lo largo de los ríos, siendo la distancia de 100 m donde se registran la mayor cantidad de movimientos en masa (Fig. 15c).

La **distancia a vías** representa la proximidad a la carretera, muchos deslizamientos se presentan a lo largo de las carreteras a causa de los cortes en las rocas, esto se debe principalmente al hecho de que la condición natural de la pendiente se daña durante el proceso de construcción de carreteras, sumado a ello, el corte expone las grietas y fracturas que hacen que la pendiente sea inestable (Deep *et al.*, 2014). Generalmente los cortes de caminos suelen ser sitios de inestabilidad antropogénica. Además, un determinado segmento de carretera puede actuar como un corredor para el flujo de agua y dependiendo de su ubicación en la zona, usualmente sirve como una fuente de deslizamientos de tierra (Ayalew & Yamagishi, 2005). Este mapa se generó a partir del mapa de vías, donde se presentaron movimientos en masa en a una distancia promedio de 100 m de las carreteras (Fig. 15d).

La **pendiente** es una de las causas más importantes de los movimientos en masa, estos últimos son el resultado de la interacción entre el ángulo de inclinación y las propiedades del material (ángulo de fricción, permeabilidad y cohesión) (Ahmed *et al.*, 2015). Para el área de estudio la mayor cantidad de MM se están presentando en pendientes que varían de 11° a 44° (Fig. 15e).

La **orientación de laderas** se define como la dirección de la pendiente máxima de la superficie del terreno, se relaciona a factores, como la lluvia, la cantidad de sol y la estructura morfológica de la zona, lo que afecta la estabilidad de la pendiente (Deep *et al.*, 2014). Para la región de estudio la mayor cantidad de MM se están presentando en las superficies con orientación al Este, Sureste, y Sur (Fig. 15f).

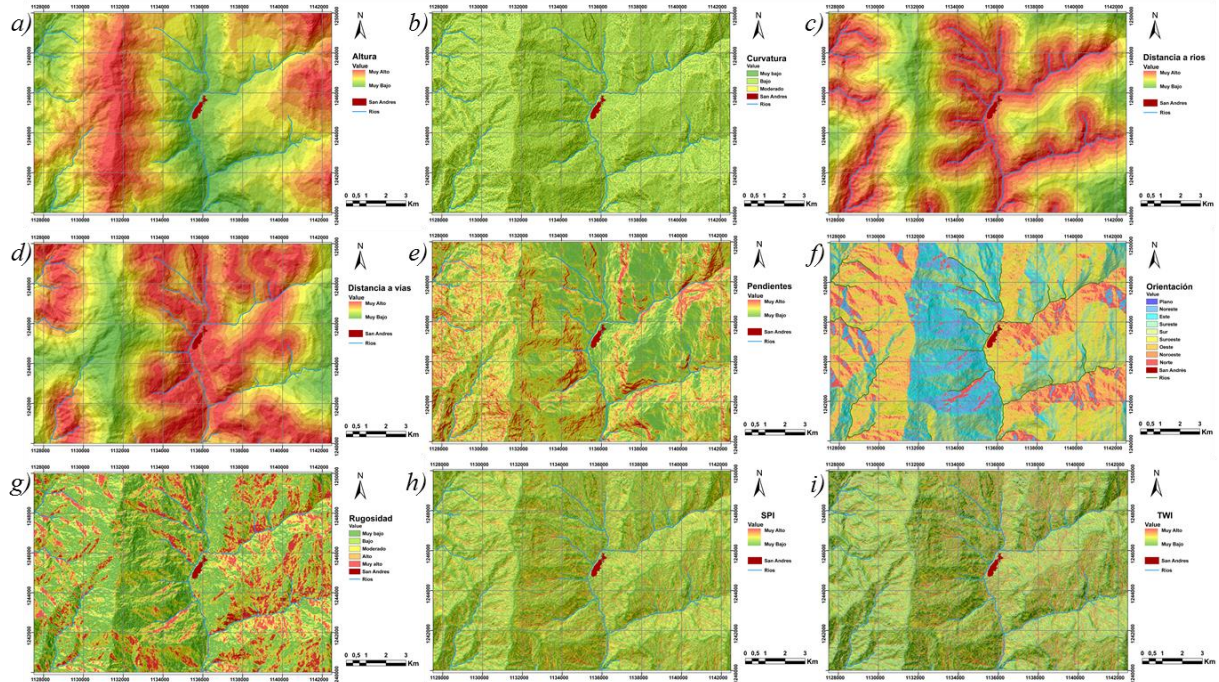


Figura 16. Mapas de las variables Morfométricas: Altura (a), Curvatura (b), Distancia a Ríos (c), Distancia a Vías (d), Pendientes (e), Orientación (f), Rugosidad (g), SPI (h) y TWI (i).

La **rugosidad** es la variación de la pendiente en un área, se relaciona con los movimientos en masa de manera que las laderas de rugosidad alta son más propensas a presentar movimientos en masa debido a que los cambios sucesivos de pendientes favorecen una mayor infiltración del agua en el terreno y, en consecuencia, aumenta la inestabilidad del mismo (Felicísimo, 1994). El factor de rugosidad con relación a los MM en el área de estudio se evidencia sobre las zonas con moderados a altos índices (Fig. 15g).

El **SPI** es función de la pendiente y la acumulación del flujo, este mide el poder de erosión de la corriente y se considera una de las variables para la evaluación de la susceptibilidad a MM (Deep *et al.*, 2014). Esta condición manifiesta altos a moderados índices de erosión sobre los caudales específicamente los que están aportando caudal al río principal (Río Guaca) (Fig. 15h).

El **TWI** se utiliza para medir el control topográfico en los procesos hidrológicos (Sorensen, Zinko, & Seibert, 2006), es una función de la acumulación del flujo y la pendiente, reflejando la tendencia del agua a acumularse en cualquier punto y la tendencia de las fuerzas gravitatorias a mover esa agua pendiente abajo (Ahmed *et al.*, 2015) (Fig. 15i).

6.2.2.3 Morfodinámica: La morfodinámica comprende la distribución espacial de los movimientos en masa y el comportamiento del relieve asociado a las características del material (SGC, 2013). Para la generación del mapa morfodinámico se inventariaron 32 MM a partir de fotointerpretación (Fig. 16), 4MM registrados en campo y 16 MM tomados de la base nacional del Sistema de Información de Movimientos en masa (SIMMA) (Fig. 17 y Fig. 18).

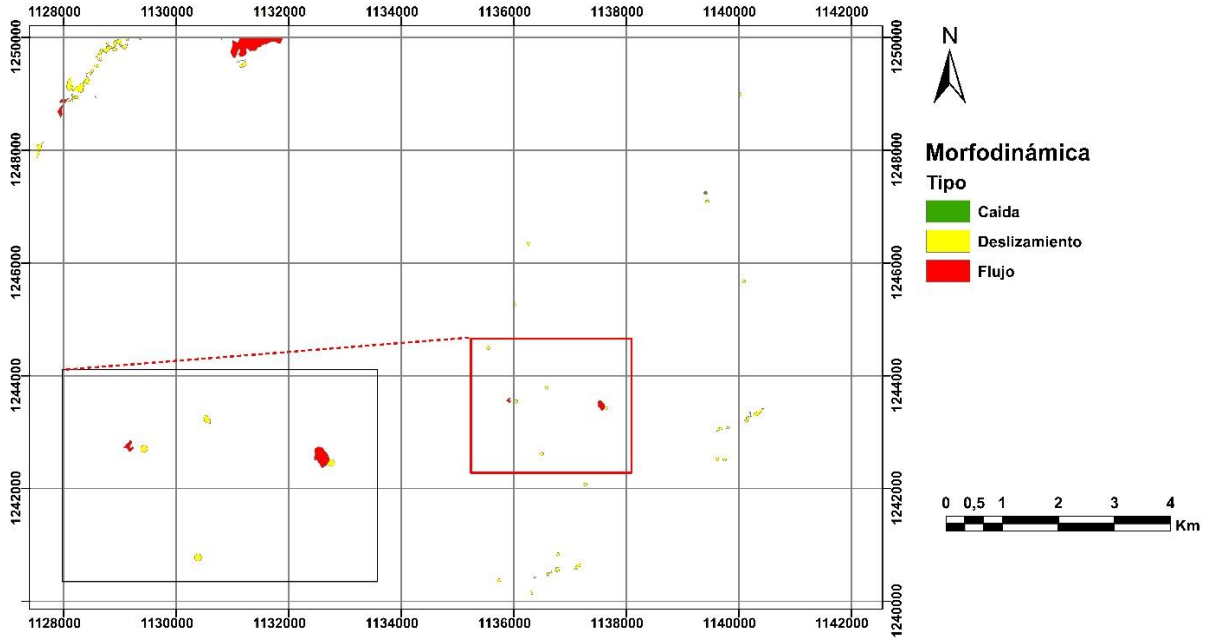


Figura 17. Mapa de Morfodinámica, donde se muestran los diferentes tipos de Movimientos en Masa en los que se incluyen MM de tipo caída, Deslizamiento y flujo.

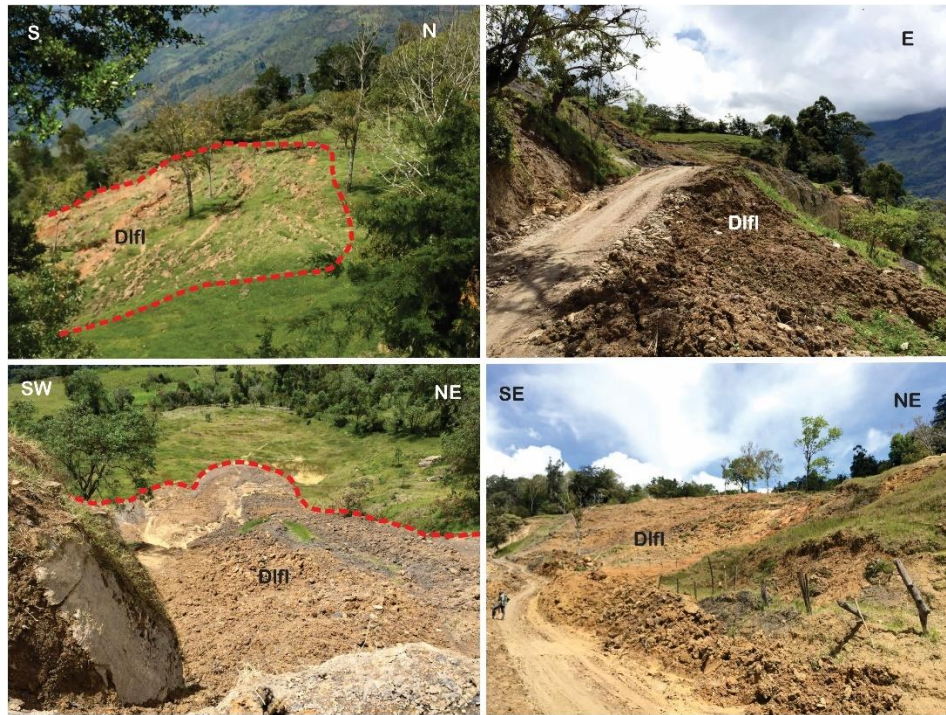


Figura 18. Flujo de lodos de la Formación Capacho, MM encontrado en la vía San Andrés- Hato de caballeros. Se observa la corona, cuerpo y pie del mismo.



Figura 19. Movimientos en masa vistos en campo, dentro de los cuales se encuentran los deslizamientos de tipo Traslacional y Rotacional, y de Flujo de Detritos.

6.2.3 Atributos de Unidades Geológicas Superficiales (UGS): Se define unidades geológicas superficiales, al conjunto de materiales que comprenden suelos y rocas cuyas propiedades se conservan por debajo de la superficie hasta algunas decenas de metros, comprenden rocas con diferentes grados de meteorización, así como suelos y depósitos no consolidados (Hermelin, 1987). Las UGS se utilizan como herramienta para evaluar el comportamiento mecánico de los terrenos ante diferentes usos, como desarrollo de obras de infraestructura, desarrollos mineros y demás usos definidos en los planes de ordenamiento territorial. Las UGS fueron clasificadas y ponderadas según Hermelin (1987) a partir de esta ponderación se generó el mapa da la calificación de las UGS, para el cual fueron necesarios como insumos el mapa geológico, el mapa geomorfológico y las imágenes satelitales Google Earth; (Fig. 19).

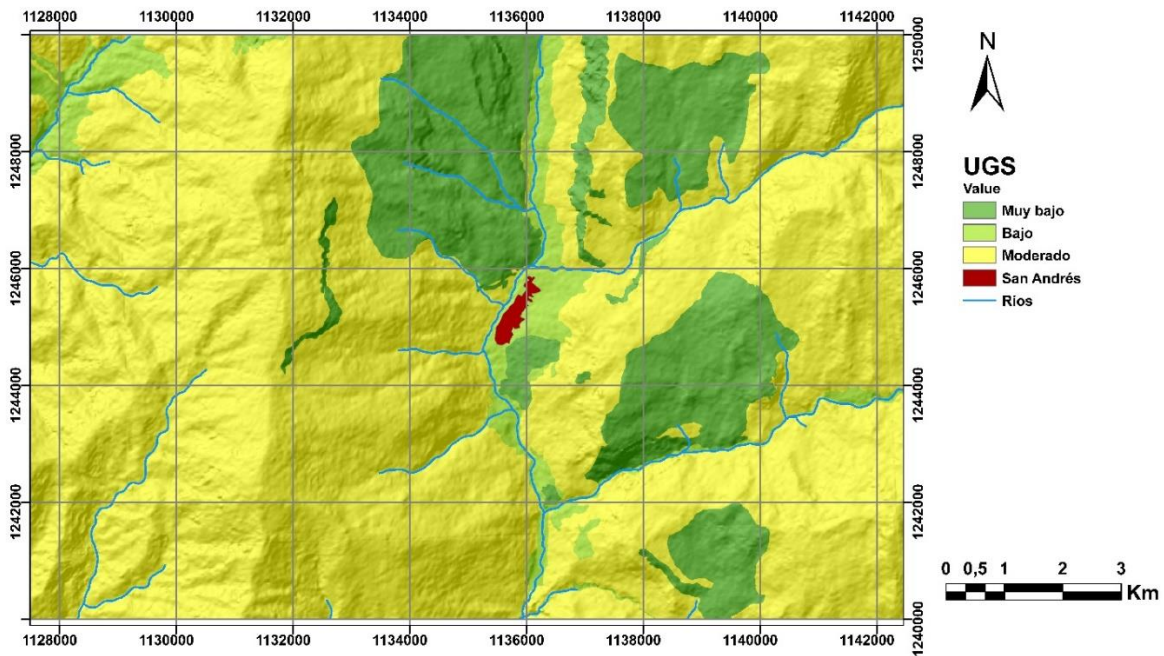


Figura 20. Mapa Calificado de las Unidades Geológicas Superficiales.

6.3 Fase III

6.3.1 Control de Campo: La fase de campo se realizó en los primeros días del mes de septiembre, donde se realizó un control de las unidades geológicas, geomorfológicas, movimientos en masa y unidades geológicas superficiales. Para esta campaña se realizaron 19 estaciones de control. Dentro de las actividades realizadas en campo se hizo un control de los contactos entre los depósitos Cuaternarios y las unidades de roca presentes en la zona. Además, se hizo la

caracterización de las unidades geomorfológicas y se identificaron nuevos MM no registrados en el SIMMA (Fig. 20).



Figura 21. Unidades Geomorfológicas y movimientos en masa encontrados en campo. En la parte izquierda encontramos una Terraza sobreelevada (**Dts**) y en la parte derecha encontramos Espolones Facetados bajos de longitud media (**Sefcbm**) con un deslizamiento de tipo traslacional (**Ddtr**).

6.4 Fase IV y V

Una vez obtenidas y corregidas cada una de las variables, se procede hacer el modelado de la RNA para la obtención del mapa de susceptibilidad a movimientos en masa a una escala 1:25.000, así como también la validación del método. El modelado y resultados se muestran a continuación en el siguiente capítulo.

7. Modelado y Resultados

7.1 Modelado de la Red Neuronal Artificial

La red neuronal artificial utiliza un método estocástico, es decir al menos una variable de esta es tomada como dato al azar y las relaciones entre variables se toman por medio de funciones probabilísticas (Barrera, 2016).

Para el modelado de la red neuronal artificial se utilizaron las siguientes variables con el fin de evaluar la susceptibilidad del área de estudio, estas variables son: Altura, Resistencia, Textura, Depósitos, UGS, Morfogénesis, Curvatura, Densidad de Fracturamiento, Distancia a ríos, Distancia a vías, Orientación, Pendientes, Rugosidad, SPI, TWI (15 entradas) y Morfodinámica.

Obtenidos los mapas de las variables se procede a generar los datos en formato ASCII para la formación de la matriz a utilizar, estos datos se trabajaron sobre una plantilla en el programa Excel. Posterior a esto, se realiza la normalización de cada dato con el fin de que el rango numérico se encuentre entre $\{0,1\}$ para evitar problemas en la interpretación final de los mismos (Ayalew & Yamagishi, 2005), la normalización se da a partir de la siguiente ecuación (eq. 1)

$$Y_i = \frac{y_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \quad (1)$$

En la cual Y_i son los valores normalizados de y_i y donde y_{min} y y_{max} representan los valores mínimos y máximos de y_i respectivamente (Ahmed et al., 2015). Una vez realizada la normalización, se escogen los datos con movimientos en masa y de manera aleatoria se escoge la misma cantidad de datos sin movimientos en masa, esto con el fin de no generar un aprendizaje no lineal dentro del procesamiento de la RNA, estas serían las entradas (Input) a ingresar en la RNA. Los datos reales o de comparación (Target) son el 70% de los movimientos en masa de la zona de estudio, el 30% restante de los MM pasan a utilizarse dentro de la validación de la RNA. Además, para la comprobación se crea una matriz (Sample) que toma 30% del 70% de los datos de entrada y para su simulación se toman toda la totalidad de los datos (Datos simulación). Como resultado se genera una matriz para el Input de 15×3698 , para el Target 1×3698 , para el Sample de 15×1109 y para los Datos de simulación 15×960000 (siendo esta el total de pixeles para el área de estudio). Para la simulación de las RNA se empleó el Programa MATLAB R2015A. (ApéndiceC).

En el programa MATLAB se simularon un total de 100 RNA, las cuales utilizaron el algoritmo Backpropagation como módulo de aprendizaje, además, se emplearon 4 arquitecturas como adaptación de dicho algoritmo: LM (Levenberg-Marquardt), RP (Resilient Backpropagation), SCG (Scaled Conjugate Gradient) y GDX (Learning Rate Gradient Descent). Para cada una de estas arquitecturas se generaron 20 RNA, donde se varió en su capa oculta el número de neuronas, su estructura se muestra en el ApéndiceD. También se empleó un módulo especial para la generación de las 20 últimas RNA. Este módulo utiliza el algoritmo Backpropagation usando una función de transferencia diferente al módulo anterior y una arquitectura SCG (Valencia , 2017).

Para cada una de las RNA simuladas se observó el R^2 , que es la correlación entre los resultados y los objetivos propuestos para la RNA, un valor R^2 que se acerque a 1 muestra una relación

estrecha al objeto de estudio, y un R^2 que se acerque a 0 muestra una relación aleatoria. Adicionalmente, se observa el error cuadrático medio “Mean Squared Error” (MSE) que es la diferencia cuadrática media entre las salidas y los objetivos de la RNA, entre más se acerque a cero significa que el error es menor. Estos dos parámetros se analizaron con el fin de escoger las 4 mejores RNA de cada arquitectura para su simulación final en el programa ArcMap. A continuación, en la Tabla 2 se observan las 20 mejores simulaciones de RNA para cada arquitectura.

Tabla 2. RNA con mejor error cuadrático medio (MSE) y R^2 , 4 por cada Arquitectura.

RED	Estructura	Configuración	N° de Entrenamientos	Iteraciones	MSE	R2
ANN_20	15-100-1	GDX	1	942	0.0047145	0.99698
ANN_18	15-40-1	GDX	1	346	0.010115	0.99268
ANN_11	15-12-1	GDX	1	554	0.0086741	0.99254
ANN_8	15-8-1	GDX	1	429	0.0080026	0.99188
ANN_38	15-40-1	LM	1	36	0.0030063	0.99646
ANN_39	15-50-1	LM	1	33	0.0020514	0.99618
ANN_36	15-25-1	LM	1	21	0.0041575	0.99616
ANN_30	15-10-1	LM	1	41	0.0029754	0.99613
ANN_56	15-25-1	RP	1	319	0.0035804	0.99715
ANN_59	15-50-1	RP	1	192	0.0011416	0.99678
ANN_58	15-40-1	RP	1	157	0.0042994	0.99462
ANN_50	15-10-1	RP	1	195	0.0089165	0.9941
ANN_80	15-100-1	SCG	1	153	0.0047921	0.99662
ANN_79	15-50-1	SCG	1	136	0.0022924	0.9939
ANN_66	15-6-1	SCG	1	123	0.007207	0.98749
ANN_76	15-25-1	SCG	1	110	0.0077643	0.98559
ANN_99	15-50-1	SCG	1	320	0.010191	0.9877
ANN_98	15-40-1	SCG	1	198	0.01044	0.98349
ANN_93	15-16-1	SCG	1	202	0.011371	0.98026
ANN_97	15-30-1	SCG	1	205	0.013069	0.97967

7.2 Validación del Metodo

La validación del método se realizó a partir de la curva ROC y el Porcentaje de Predicción. La curva Característica Operativa del Receptor “Receiver Operating Characteristic” (ROC), es una representación gráfica que se basa en la noción de una variable o decisión frente a la especificidad para un sistema clasificador binario. Otra explicación, sería la frecuencia de los resultados

positivos contra los negativos y estos a su vez dependerán de un criterio específico (Hajian-Tilaki, 2017). Para cada RNA se obtuvo la curva ROC y se analizó el resultado siendo escogida la RNA más cercana a un valor ROC aproximado a 1 (Choi *et al.*, 2010). Seguido a esto se evaluó la calidad de los modelos de las RNA mediante el porcentaje de predicción, este porcentaje se calculó utilizando el 30% de los MM no ingresados a la simulación de las RNA (Kawabata & Bandibas, 2009). A continuación, en la Tabla 3 se muestran los resultados de la curva ROC y el porcentaje de predicción para las 20 RNA seleccionadas. Finalmente, a partir de estos parámetros se escoge la RNA ANN_50 como el modelo de susceptibilidad por Movimientos en Masa.

Tabla 3. Resultados de la curva ROC y porcentaje de predicción para las mejores 20 redes.

Red	ROC	% predicción
ANN_8	0.888	96,071
ANN_11	0.888	98,224
ANN_18	0.889	96,373
ANN_20	0.880	96,864
ANN_30	0.848	96,940
ANN_36	0.861	96,222
ANN_38	0.851	93,502
ANN_39	0.871	96,789
ANN_50	0.907	95,731
ANN_56	0.869	97,053
ANN_58	0.882	97,393
ANN_59	0.887	97,922
ANN_66	0.874	93,238
ANN_76	0.901	96,562
ANN_79	0.883	97,280
ANN_80	0.881	96,675
ANN_93	0.858	92,066
ANN_97	0.855	91,424
ANN_98	0.870	95,693
ANN_99	0.854	85,644

7.3 Resultados

El mapa de Susceptibilidad a Movimientos en Masa se calculó utilizando el modelo de Red Neuronal Artificial en función de 15 variables (Textura, Resistencia, Depósitos, Densidad de Fracturamiento, Morfogénesis, Altura, Curvatura, Pendientes, Distancia a Ríos, Distancia a vías,

Orientación, Rugosidad, SPI, TWI y UGS), siendo la ANN_50 el mejor resultado del proceso de aprendizaje para el modelo de red neuronal previamente elaborado (Tabla 3). Esta simulación utilizó un máximo de 195 iteraciones y mostro un MSE de 0.00891 y un R^2 de 0.994 lo que refleja una estrecha relación entre los movimientos en masa y las variables previamente utilizadas. La ANN_50 consta de tres capas, una capa de entrada (15), una capa oculta (10 neuronas) y una capa de salida (15-10-1) (Fig. 21).

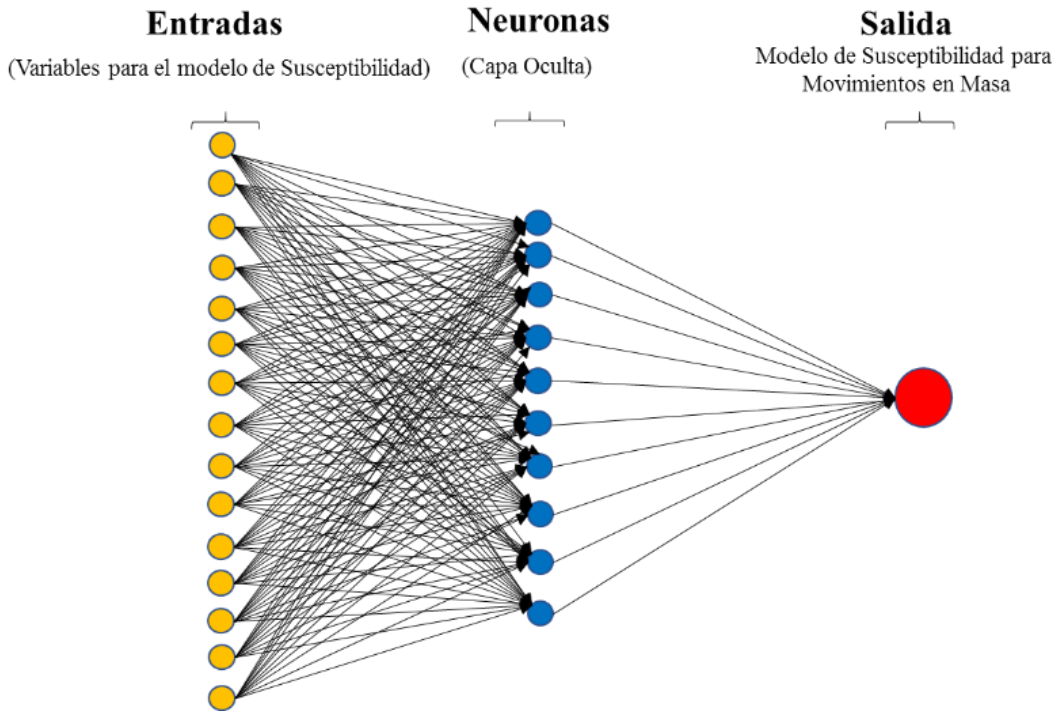


Figura 22. Estructura de la ANN_50, consta de 15 entradas, 1 capa oculta con 10 neuronas y una capa de salida.

El modelo de susceptibilidad a Movimientos en masa se validó con el fin de comprobar si este determinó y predijo correctamente las ocurrencias de los deslizamientos, esta validación se realizó por medio de la curva ROC, arrojando un resultado de 0.907 lo cual indica una excelente fiabilidad del modelo (Fig. 22). Sumado a ello, el mapa obtuvo un porcentaje de predicción del 95,731%, por lo tanto, se puede afirmar que el modelo de red neuronal artificial produce estimaciones precisas de las áreas probables de futuros deslizamientos en el área de investigación.

Los valores de susceptibilidad para la ANN_50 se transformaron a un archivo tipo Raster para ser visualizados en ArcMap, de esta manera se produjo el mapa final de Susceptibilidad por Movimientos en Masa. Este mapa se reclasifico en cinco rangos de susceptibilidad: Muy baja, baja, moderada, alta y muy alta (Fig. 23 y Fig. 24).

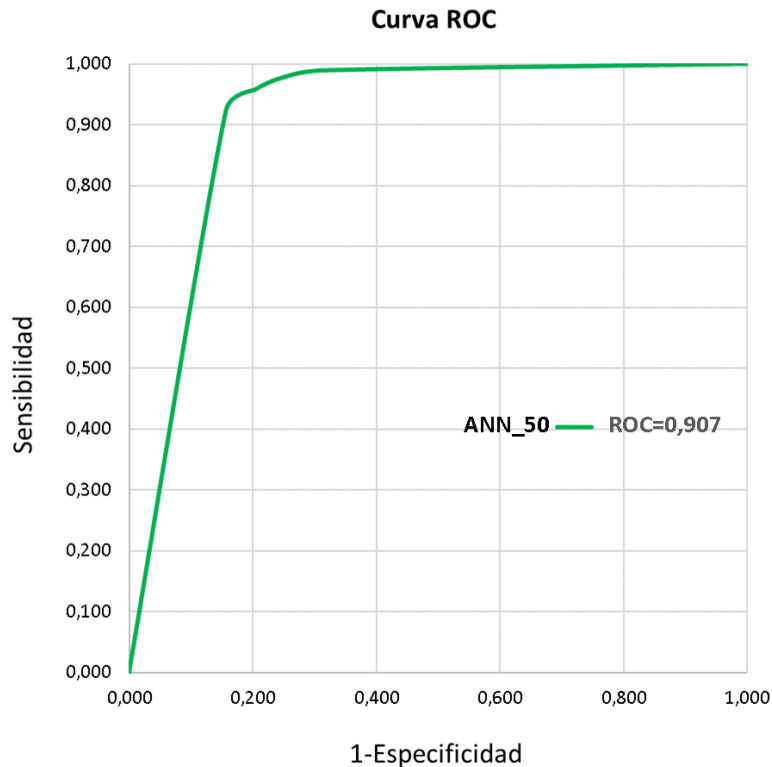


Figura 23. Curva ROC para la validación del modelo de susceptibilidad a Movimientos en masa obtenido a partir de la RNA (ANN_50).

7.3.1 Susceptibilidad muy baja: Este rango de susceptibilidad representa el 68.86% del área de estudio, se ubica hacia el Oeste principalmente en la vereda Carabalí y en las veredas pertenecientes al municipio de Cepitá (vereda San Francisco y vereda Viravira), y en toda la región Este del área de estudio correspondiente a la región de Los Pajaritos y a las veredas Hato de Caballeros, Cupaga, Volcán, Queraga, Tanqueva y Playita. El área comprende unidades ígneas como las Cuarzo Monzonita de Santa Bárbara y Cuarzo Monzonita de la Corcova, la unidad metamórfica Formación Silgará y unidades sedimentarias correspondientes a las Formaciones Floresta, La Luna, Rosa Blanca, Los Santos, Paja, Capacho, Girón, Tablazo, Bocas y Aguardiente. La unidad más representativa en esta susceptibilidad es la Formación Floresta con un 25.22%. En cuanto a la textura presenta valores de muy bajos a muy altos incluyendo texturas cristalinas masivas, cristalinas bandeadas, cristalinas foliadas, clásticas consolidadas, cristalinas cementadas, cristalinas consolidadas y clásticas cementadas. Para la resistencia este rango toma valores de muy bajos a moderados (moderadamente dura, dura y muy dura). Por último, toma valores de muy bajos a moderados en la densidad de fracturamiento, es decir, se presenta en zonas que no han sido gravemente afectadas por procesos tectónicos.

Además, incluye las unidades geomorfológicas pertenecientes a los ambientes Denudacional, Estructural y kárstico, siendo la geoforma Ladera Erosiva muy abrupta (Dlema) la más representativa. Se caracteriza por presentar relieves entre muy bajos a muy altos, con pendientes que oscilan entre bajas a escarpadas, con rugosidades que van desde muy bajas a muy altas. Las vías presentes en la región cortan la pendiente natural del terreno, sin embargo, la distancia a estas no está afectando de manera significativa, entre estas vías se encuentran la vía San Andrés- vereda Carabalí, Carabalí- San Francisco y San Andrés- Vereda Playitas. Al igual que lo anterior, algunos drenajes están disectando el terreno, a pesar de esto, las bajas densidades de estos afluentes minimizan el porcentaje de erosión y de escorrentía, en consecuencia, no influyen en la susceptibilidad.

A partir de las condiciones anteriormente mencionadas, las comunidades presentes en este rango de muy baja susceptibilidad no están siendo afectadas de manera crítica dentro de sus actividades (fuente agrícola y medios de transporte). También se observa que los procesos de erosión y meteorización se minimizan por la presencia de bosques densos ubicados en las zonas altas de este rango.

7.3.2 Susceptibilidad baja: El rango de susceptibilidad baja hace referencia al 6.37% del área de estudio, se ubica hacia el Noroeste en la vereda El Retiro y vereda Tabacal, al Suroeste en la vereda El Conde, al Noreste en la región de Los Pajaritos, veredas Hato de Caballeros, Cairasco, Tanqueva y Playitas, y hacia el Sureste en las veredas Cupaga y Volcán. En cuanto a la geología se encuentra principalmente en la unidad ígnea Cuarzo Monzonita de Santa Bárbara y en las unidades sedimentarias como la Formación Aguardiente y Girón. En menor proporción en la unidad metamórfica Formación Silgará y en las unidades sedimentarias como las Formaciones Tablazo, Paja, Rosablanca, Bocas y Floresta. Las texturas presentes en esta zona varían principalmente de muy baja a alta, abarcando texturas cristalinas masivas, cristalinas foliadas, clásticas cementadas y clásticas consolidadas. Se contemplan resistencias desde duras hasta muy duras. La densidad de fracturamiento presenta principalmente valores bajos a moderados, lo cual indica que no está siendo afectada de manera crítica por fallas.

De acuerdo con la geomorfología encontrada se evidencian los ambientes denudacional y estructural principalmente, y en menor proporción ambiente fluvial y kárstico, siendo la geoforma

más representativa Cerro Residual (Dcrs). Se presenta en relieves de muy bajos a muy altos, con pendientes que varían de bajas a escarpadas y rugosidad de muy baja a muy alta. La distancia a vías y a ríos no se encuentra afectando de manera significativa la susceptibilidad.

Este rango de susceptibilidad se encuentra localizado de manera dispersa sobre toda el área de estudio, siendo los procesos de erosión (erosión laminar) y las actividades antrópicas (cultivos) las que generan el desgaste sobre las laderas, debido a ello no se evidencian procesos de inestabilidad significativos que afecten la población.

7.3.3 Susceptibilidad Moderada: Este rango de susceptibilidad representa el 4.24% del área de estudio, al Noroeste de la zona se ubica en las veredas Tabacal, El Retiro y Antala, al Suroeste se encuentran las veredas El Conde y Miraflores, al Noreste se encuentra en la región Los Pajaritos y al Sureste las veredas Cupaga y Volcán. Comprende principalmente la unidad ígnea Cuarzo Monzonita de Santa Barbara y la Formación Rosablanca, en menor proporción la unidad metamórfica Formación Silgará y las unidades sedimentarias como las formaciones Tablazo, Aguardiente, Capacho, Los Santos y Girón. Se encuentran texturas de muy bajas a muy altas, correspondientes a cristalina masiva, cristalina foliada, clástica cementada y clástica consolidada. Se presentan rangos entre moderadamente dura a dura, para la resistencia. Abarca rangos de muy bajos a altos para la densidad de fracturamiento.

En cuanto a la geomorfología se evidencian los ambientes denudacional y estructural principalmente, fluvial y kárstico en menor proporción, siendo la Ladera estructural de sierra sinclinal (Sssle) la geoforma más representativa. Se presenta en relieves bajos a moderados principalmente, con pendientes de bajas a escarpadas, al igual que los rangos anteriores la rugosidad toma valores bajos a muy altos. La vía Guaca- Tabacal corta una zona perteneciente a este rango, lo que indica que está afectando la ladera, influyendo en la susceptibilidad.

Por último, la población que se ve más afectada por este rango de susceptibilidad es la que se encuentra en la vereda Tabacal, sin embargo, al ser moderada los procesos erosivos de la zona no estaría afectando drásticamente a estas comunidades.

7.3.4 Susceptibilidad Alta: En el área de estudio este rango de susceptibilidad corresponde al 4.64%, ubicándose al Noreste en la región Los Pajaritos, al Sureste en las veredas Cupaga y Volcán, al Noroeste en las veredas Tabacal, El Retiro y Antala y al Suroeste en las veredas El

Conde y Miraflores. Comprende en mayor proporción la unidad ígnea Cuarzo Monzonita de Santa Barbara, en menor proporción en la unidad metamórfica Formación Silgará y en las unidades sedimentarias como la Formación Floresta, Aguardiente, Girón y Capacho. Se presentan texturas cristalina masiva, cristalina foliada, clástica cementada y clástica consolidada. Al igual que los rangos de susceptibilidad anteriores abarca todos los rangos de resistencia. La densidad de fracturamiento, presenta valores de moderados a altos, lo cual indica que estas áreas presentan un mayor grado de afectación de los procesos tectónicos con respecto a los rangos de susceptibilidad anteriores.

Los ambientes geomorfológicos evidenciados en esta área son estructural y denudacional, siendo la geoforma Ladera de contrapendiente (Slcp) la más representativa. Se presenta en relieves muy bajos a moderados, con pendientes que oscilan de moderadas a escarpadas, con rugosidad que varía de muy baja a moderada. La vía que comunica el municipio de San Andrés con la vereda Cupaga está atravesando la ladera lo que produce una alta influencia en la susceptibilidad. Respecto a la distancia a ríos, algunos afluentes disectan en estas zonas generando una alta tasa de erosión y escorrentía provocando una mayor susceptibilidad respecto a los rangos anteriores.

Esta susceptibilidad está afectando la comunicación vial de la población de la vereda Cupaga con el municipio de San Andrés, perjudicando sus actividades.

7.3.5 Susceptibilidad Muy alta: El rango de esta susceptibilidad corresponde al porcentaje restante equivalente al 15.87% del área de estudio, abarca todo el casco urbano del municipio de San Andrés, al Noreste las veredas Hato de Caballeros, Cairasco y región los Pajaritos, al Sureste se encuentran las veredas Cupaga, Queraga, Tanqueva, Playitas, Volcán y Chochal, al Noroeste las veredas Antala, Tabacal, La Tormenta y El Retiro, y por último al Suroeste la vereda Miraflores.

Respecto a la geología se encontraron los depósitos cuaternarios Aluvión, Coluvión, Terrazas y Cono de Deyección además de, la unidad ígnea Cuarzo Monzonita de Santa Bárbara, la unidad metamórfica Formación Silgará y las unidades sedimentarias como la Formación Floresta, Girón, Aguardiente, Bocas, Tablazo, Capacho, Rosablanca y Los Santos. Con relación a las texturas abarca valores desde muy bajos a muy altos, que incluyen las texturas cristalinas masivas, cristalinas foliadas, clásticas consolidadas y clásticas cementadas. Al igual que las anteriores se presentan todos los rangos de resistencia, desde moderadamente dura a muy dura. Algunas de estas

áreas están siendo altamente afectadas por procesos tectónicos, afectando directamente la susceptibilidad.

El ambiente geomorfológico que prevalece en este rango es el fluvial, seguido por el denudacional, el estructural y menor proporción el antropogénico y el kárstico, siendo las terrazas de acumulación (Fta) su unidad más representativa, cabe mencionar que todos los deslizamientos se encuentran en este rango. Se caracteriza principalmente por relieves muy bajos a moderados, con pendientes que varían de muy bajas a escarpadas, siendo esta última la más influyente. Presenta rugosidades muy altas principalmente. La vía principal que comunica Bucaramanga-Málaga está afectando de manera directa las zonas cercanas a esta, generando debilitamiento del talud, el cual es compensado por fuertes procesos erosivos que para este rango de susceptibilidad se da en carácter muy alto, se presenta de igual forma para los sectores cercanos a las vías San Andrés- Hato de Caballeros, Guaca- La Tormenta, Hato de Caballeros- Cairasco. Los ríos se encuentran afectando significativamente la susceptibilidad, entre estos se encuentran el río Guaca que es el afluente principal del área de estudio, la quebrada Perchiquez y la quebrada Lisgaura, ya que en temporadas de lluvia el aumento del cauce y el nivel del agua produce inestabilidad en las pendientes de las laderas como resultado de la erosión y saturación de las unidades, aportando un aumento en la susceptibilidad, evidencia de esto son los deslizamientos y las socavaciones a lo largo de estos ríos.

El municipio de San Andrés se encuentra en este rango, por consiguiente, existe una alta probabilidad de que futuros movimientos en masa afecten todo tipo de actividad económica y social, ocasionando pérdidas en infraestructura, comercio y en el peor de los casos vidas humanas. Las vías también serían seriamente afectadas, evidencia de ello es el movimiento en masa de grandes dimensiones que se encuentra activo sobre la vía que conduce el municipio de San Andrés con la vereda el Hato Caballeros, desde hace varios años este ha sido un problema para la comunidad que habita en esta zona, ya que en varias ocasiones ha comunicado dicha vereda con el municipio y sumado a ello, varias familias han tenido que desalojar sus casas por la influencia de este. Las actividades de mitigación sobre este MM no han sido realizadas por ningún ente gubernamental. Este problema también puede perjudicar la vía principal, dejando incomunicados a los municipios aledaños de la provincia García Rovira con Bucaramanga.

La vereda La Tormenta, ya está siendo gravemente afectada por los MM, la ocurrencia de estos están ligada principalmente a la acción erosiva de la quebrada Perchiquez, generando un problema en la comunidad ya que estos MM se encuentran activos e interrumpen la actividad agrícola de la zona, otro caso similar está ocurriendo en la quebrada Lisgaura donde el aumento del nivel de esta por la fuertes lluvias, está generando una inestabilidad en las laderas dañando la vía principal hacia el municipio de Málaga.

Susceptibilidad por Movimientos en Masa

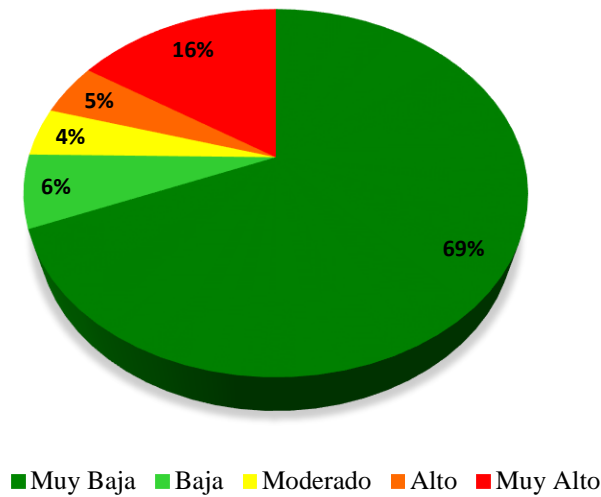


Figura 24. Porcentaje de cada rango de clasificación para la susceptibilidad por MM.

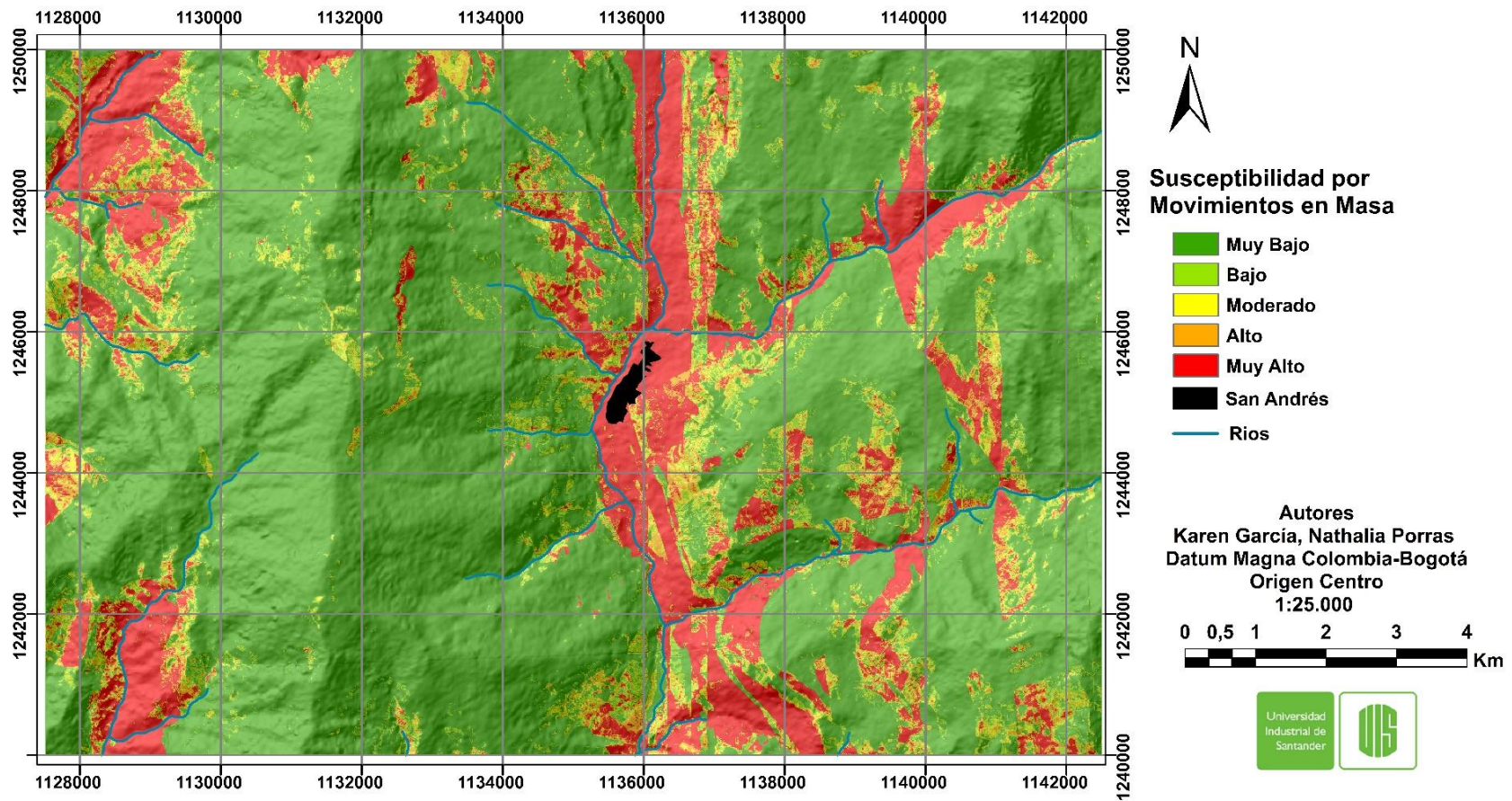


Figura 25. Mapa final de Susceptibilidad a movimientos en masa del Municipio de San Andrés a escala 1:25.000, aplicando el método de Redes Neuronales Artificiales.

8. Conclusiones

- Se generó el mapa de susceptibilidad por movimientos en masa a escala 1:25.000 del municipio de San Andrés, Santander. Clasificado en 5 categorías de Susceptibilidad: Muy Baja, Baja, Moderada, Alta y Muy Alta. Siendo la susceptibilidad Muy Baja la que prevalece en la zona de estudio, la cual se caracteriza por tener unidades litológicas con resistencias muy bajas a moderadas (Fm. Floresta y Silgará) donde predomina el ambiente denudacional, sin embargo, este factor no influye directamente a la susceptibilidad debido a que estas rocas no han sido afectadas por procesos de tipo estructural y la erosión se presenta de manera superficial. La Susceptibilidad Muy Alta es la segunda con más presencia en la zona y está influenciada por depósitos Cuaternarios (aluviales y coluviales), que tienen una alta disección de los drenajes, densidad de fracturamiento, pendientes y cortes de carretera.
- Se elaboraron los mapas de atributos de Geología (Textura, Resistencia, Depósitos y Densidad de Fracturamiento), Geomorfología (Morfogénesis y Morfometría) y el mapa de inventario de los movimientos en masa (Morfodinámica) que son la base para procesamiento de la RNA. El atributo geológico muestra que la Fm. Capacho tiene muy baja resistencia y la Fm. Silgará presenta una textura cristalina foliada, siendo estas formaciones las más susceptibles a MM. A partir de la cartografía geomorfológica se interpretaron diversas subunidades que corresponden con los siguientes ambientes: Denudacionales, Estructurales, Fluviales, Kárstico y Antropogénico.
- A partir del control de campo se verifico y mejoro la cartografía previamente obtenida a escala 1:25.000 por fotointerpretación (Geología y Geomorfología). El mapa de morfodinámica, con los movimientos del SIMMA y fotointerpretados, se complementó con el registro de movimientos en masa levantado en campo, obteniendo un total de 52 MM, de los cuales el 70 % se utilizó para el entrenamiento de la RNA. Por consiguiente, se realizaron las modificaciones pertinentes en los mapas de atributos y el mapa de inventario de movimientos en masa.
- Con base al documento metodológico del Servicio Geológico Colombiano se realizó la ponderación de los mapas de atributos obteniendo las variables a ingresar. Siendo Textura, Resistencia, Depósitos y Densidad de Fracturamiento las variables resultantes

de la ponderación de la geología. A partir de la clasificación de la geomorfología se obtuvieron las siguientes variables: Morfometría (Altura, Curvatura, Distancia a Ríos, Distancia a Vías, Orientación, Pendientes, Rugosidad, SPI y TWI), Morfogénesis y con el inventario de movimientos en masa (Morfodinámica).

- Se obtuvo el mapa de susceptibilidad por movimientos en masa aplicando el modelo de Red Neuronal Artificial de tipo perceptrón multicapa para evaluar la susceptibilidad a este fenómeno, el cual empleo un algoritmo de aprendizaje Backpropagation, en función de 15 variables (datos de entrada). Se escogieron la mejores 20 RNA con base al resultado para el R^2 y MSE, evidenciando así la relación estrecha de los datos con el objetivo propuesto.
- Se validó el método utilizando la curva ROC y el porcentaje de predicción, mostrando resultados favorables para la red neuronal ANN_50. Donde la curva ROC obtuvo un valor de 0,907 para esta red y un porcentaje de predicción de 95,731%. Lo cual demuestra la fiabilidad del método de redes neuronales artificiales para la probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa.
- El mapa de susceptibilidad por movimientos en masa a escala 1:25.000 refleja que el municipio de San Andrés se encuentra ubicado en una zona de muy alta susceptibilidad, lo que puede ocasionar varios problemas (económicos y sociales) a futuro para la población de esta región. Siendo este estudio un punto de partida en la evaluación de los planes de ordenamiento territorial para el municipio.

9. Recomendaciones

Contar con información geotécnica suficiente para el estudio y análisis de suelos, con el fin de obtener una mejor clasificación de las unidades geológicas superficiales para este tipo de escalas.

Realizar para futuros trabajos una cartografía más detallada del uso del suelo e hidrogeología, para incluirlos como variables a ingresar en la RNA, con objeto de mejorar los resultados de los mapas de susceptibilidad por MM.

Realizar estudios de Amenaza, Vulnerabilidad y Riesgo, con el fin de completar la información del municipio con respecto a los movimientos en masa, e incluirlos como base para la realización de trabajos de infraestructura, mitigación y esquemas de ordenamientos territorial.

Utilizar otros métodos estocásticos para la generación de mapas de susceptibilidad por movimientos en masa a escala 1:25000, con el fin de realiza una comparación entre los modelos resultantes de cada método.

Referencias Bibliográficas

- Aguilar, V., Mendoza, D., & Velásquez, A. (2003). Modelo de susceptibilidad a movimientos en masa en el eje cafetero. Medellín: Universidad del Valle. Recuperado el 12 de Febrero de 2017, de <http://www.osso.org.co/docu/congresos/2003/PosterSuceptibilidad.pdf>; <http://www.osso.org.co/docu/tesis/2002/aproximacion/modelo.pdf>
- Ahmed, Y., Biswajeet, P., Mustafa, N., & Hassan, E.-H. (2015). Landslide susceptibility mapping using ensemble bivariate and multivariate statistical models in Fayfa area, Saudi Arabia. *Environ Earth Sci*, 3745-3761. Recuperado el 20 de Septiembre de 2017, de <https://link.springer.com/article/10.1007/s12665-014-3661-3>
- Alcaldía de San Andrés. (2013). DOCUMENTO RESUMEN DEL E.O.T. San Andrés, Santander: Alcaldía de San Andrés. Recuperado el 12 de Febrero de 2016, de [http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/resumen_san_calixto_\(175_pag_1166_kb\).pdf](http://cdim.esap.edu.co/BancoMedios/Documentos%20PDF/resumen_san_calixto_(175_pag_1166_kb).pdf)
- Alcántara, I., & Murillo, F. (2007). Procesos de remoción en masa en México: Hacia una propuesta de elaboración de un inventario nacional. Ciudad de México: UNAM.
- Amin, S., Gupta, R., Saha, A. K., & Arora. (2001). Genetic algorithm based neural network for landslide hazard zonation: Some preliminary results. University of Roorke. Recuperado el 11 de Febrero de 2017, de <http://www-users.cs.umn.edu/~rohit/documents/papers/GLANN.pdf>
- Araque, Y. (2016). Uso de Métodos Multivariado a Pruebas Hechas en Mantos de Carbón de la Formación Guaduas- Cundinamarca. Bogotá D.C: Fundación Universitaria Los Libertadores.
- ASF. (2017). Alaska Satellite Facility. Recuperado el 15 de Noviembre de 2016, de <https://vertex.daac.asf.alaska.edu/#>
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda- Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology* 65, 15-31. Recuperado el 25 de Septiembre de 2017, de

http://www.interpraevent.at/palm-cms/upload_files/Publikationen/Tagungsbeitraege/2010__428.pdf

Barrera, D. (2016). Modelos Determinísticos y Probabilísticos. Caracas: Universidad José María Vargas. Recuperado el 24 de Septiembre de 2017, de <http://proyectoeypii.blogspot.com.co/>

Bertona, F. (2005). Entrenamiento de Redes Neuronales Basado en Algoritmos Evolutivos. Buenos Aires: Universidad de Buenos Aires. Recuperado el 23 de Septiembre de 2017, de <http://laboratorios.fi.uba.ar/lsi/bertona-tesisingenieriainformatica.pdf>

Caballero, V., & Sierra, H. (1991). Estratigrafía del Cretácico en el área de San Andrés Santander. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.

Caicedo, E., & López, J. (2009). Una aproximación práctica a las Redes Neuronales Artificiales . Cali: Universidad del Valle .

Cetina, L. M., Cetina, M. A., & Patiño, H. A. (2012). Cartografía geológica del área de San Andrés, Santander. Bogotá: Edición X Semana Técnica de Geología e Ingeniería Geológica. Recuperado el 12 de Febrero de 2017, de <http://www.bdigital.unal.edu.co/33982/1/33964-128919-2-PB.pdf>

Choi , J., Won, J. S., & Lee, S. (2010). Validation of an artificial neural network model for landslide susceptibility mapping. *Environmental Earth Sciences*, 60(3), 473-483.

Corporación OSSO & Universidad EAFIT . (25 de 09 de 2011). Base de datos de pérdidas históricas en Colombia (período 1970-2011). Obtenido de <https://online.desinventar.org/>

Dávila, J. (2011). Diccionario geológico. Callao, Perú: Arth Grouting. Recuperado el 15 de septiembre de 2017, de <http://www.geoss.com.pe/docs/DICCIONARIO%20GEOLOGICO.pdf>

Deep, A., Chandra, K., Yoshida, K., Pradhan, B., Reza, H., Kumamoto, T., & Akgun, A. (2014). Application of frequency ratio, statistical index, and weights-of-evidence models and their comparison in landslide susceptibility mapping in Central Nepal Himalaya. *Arab J Geosci*, 725-742. Recuperado el 20 de Septiembre de 2017, de <https://link.springer.com/article/10.1007/s12517-012-0807-z>

DesInventar. (22 de 09 de 2017). Sistema de inventario de efectos de desastres. Obtenido de https://online.desinventar.org/desinventar/#COL-1250694506-colombia_inventario_historico_de_desastres

Ermini, L., Catani, F., & Casagli, N. (2004). Artificial Neural Networks applied to landslide susceptibility assessment. Firenze: University of Firenze. Recuperado el 10 de Febrero de 2017, de ftp://140.115.123.47/share/%B0%EA%A9m%AAF%B6%D5%B8%EA%AE%C6/08_References/Artificial%20Neural%20Networks%20Applied%20to%20Landslide%20Susceptibility%20Assessment.pdf

Esri. (2012). Environmental Systems Research Institute . Obtenido de ArcGIS (Version 10.1)[Software]: <http://www.esri.com/products>

Felicisimo, A. (1994). Modelos Digitales del Terreno. Oviedo: Pentalfa.

Folk, R. (1974). Petrology of Sedimentary Rocks. Austin, Texas: Hemphill Publishing Company.

Girty, G. H. (2009). Chapter 8, Landslides. En Understanding Processes Behind Natural Disasters (págs. 1-17). San Diego State University: Department of Geological Sciences.

Gokceoglu. (s.f.).

Gokceoglu, C., & Aksoy, H. (1996). Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. Engineering Geology, 137-161. Recuperado el 16 de Septiembre de 2017, de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013795297812604>

Google. (2015). Google Earth. Obtenido de Google Earth Pro [Software]: <https://www.google.com/intl/es/earth/>

Hajian-Tilaki, K. (11 de 10 de 2017). PMC. Obtenido de US National Library of Medicine National Institutes of Health : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3755824/>

Haykin, S. (1999). Neural networks a Comprehensive Foundation. Prentice Hall. Recuperado el 22 de Septiembre de 2017, de [https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Neural%](https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Neural%20Networks%20a%20Comprehensive%20Foundation.pdf)

20Networks%20-%20A%20Comprehensive%20Foundation%20-%20Simon%20Haykin.pdf

Hermelin, M. (1987). Bases de Geología Ambiental. Medellín: Universidad Nacional.

Highland, L. (2006). The Landslide Handbook- A Guide to Understanding Landslides. Denver: United States Geological Survey. Recuperado el 14 de Febrero de 2017, de <https://pubs.usgs.gov/circ/1325/pdf/Sections/Section1.pdf>

Hoek, E., & Brown, E. (1997). Practical estimates of rock mass strength. Rock Mechanics and Mining Sciences, 1165-1186.

IDEAM. (2012). Metodología para la zonificación de susceptibilidad general del terreno a los movimientos en masa. Bogotá: IDEAM.

IDEAM. (10 de 10 de 2017). Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. Obtenido de CLIMA-IDEAM: <http://www.ideam.gov.co/web/tiempo-y-clima/clima>

IDIGER. (21 de 09 de 2017). Instituto Distrital de Gestión de riesgos y cambio climático. Obtenido de <http://www.idiger.gov.co/rmovmasa>

IGAC. (12 de Septiembre de 2016). Instituto Geográfico Agustín Codazzi. Obtenido de <http://www.igac.gov.co/igac>

INGEOMINAS . (2010). Geología de la Plancha 121 Cerrito. Bogotá: Instituto Colombiano de Geología y Minería.

Kawabata, D., & Bandibas, J. (2009). Landslide susceptibility mapping using geological data, a DEM from ASTER images and an Artificial Neural Network (ANN). Geomorphology, 10-1016.

Larrañaga, P., Inza, I., & Moujahid, A. (1998). Tema 8. Redes Neuronales. Euskadi: Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad del País Vasco. Recuperado el 23 de Septiembre de 2017, de https://www.researchgate.net/profile/Pedro_Larranaga2/publication/268291232_Tema_8_Red_Neuronales/links/55b7b5c408ae9289a08c0c68/Tema-8-Redes-Neuronales.pdf

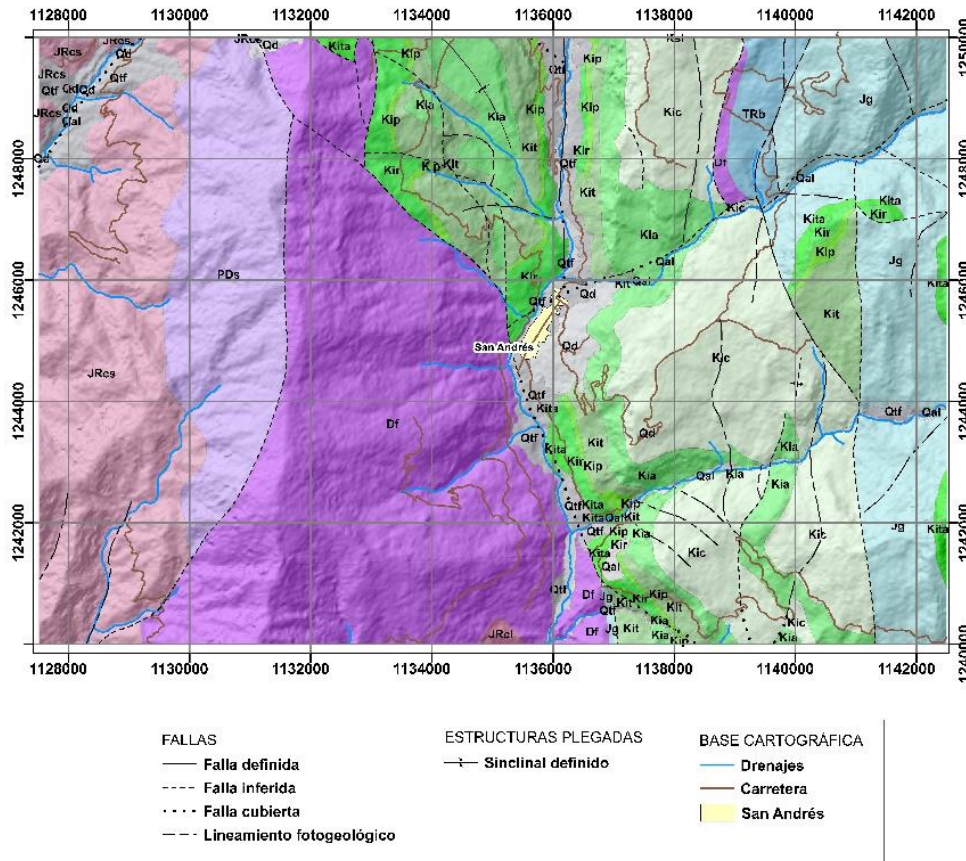
- MathWorks. (2015). MathWorks. Obtenido de Matlab (versión R2015a) [Software]: https://es.mathworks.com/products.html?s_tid=gn_ps
- Matich, J. D. (2001). Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones. Rosario: Universidad Tecnológica Nacional- Facultad Regional Rosario. Recuperado el 12 de Febrero de 2017, de https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monograias/matich-redesneuronales.pdf.
- Mejía, J. (2004). Sistema de detección de intrusos en redes de comunicaciones utilizando redes neuronales. Puebla: Universidad de las Américas Puebla.
- OBM & GFDRR. (2012). Análisis de la gestión del riesgo de desastres en Colombia: un aporte para la construcción de políticas públicas. Bogotá: Banco Mundial. Recuperado el 12 de Febrero de 2017, de <http://gestiondelriesgo.gov.co/sigpad/archivos/GESTIONDELRIESGOWEB.pdf>
- Pascale, S., Parisi, S., Mancini, A., Schiattarella, M., Conforti, M., Sole, A., . . . Sdao, F. (2013). Landslide Susceptibility Mapping Using Artificial Neural Network in the Urban Area of Senise and San Costantino Albanese (Basilicata, Southern Italy). San Costantino: University of Basilicata.
- Pérez, J. (2012). Herramienta Matlab para la selección de entradas y predicción neuronal de valores de bolsa. Sevilla: Ingeniería Superior de Telecomunicación. Recuperado el 23 de Septiembre de 2017, de <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/12166/fichero/Archivo+%C3%ADndice.pdf>
- Portilla, G. M. (2014). Memoria explicativa de zonificación de la susceptibilidad y la amenaza relativa por movimientos en masa, escala 1:100.000, plancha 465 - Churuyaco. Bogotá Dc: Servicio Geológico Colombiano .
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature Vol 323. Recuperado el 22 de Septiembre de 2017, de https://www.iro.umontreal.ca/~vincentp/ift3395/lectures/backprop_old.pdf

- Salas. (2009). Redes neuronales artificiales. Universidad de Valparaíso. Recuperado el 11 de Febrero de 2017, de https://www.inf.utfsm.cl/~rsalas/Pagina_Investigacion/docs/Apuntes/Redes%20Neuronales%20Artificiales.pdf
- Schuster, R. L. (1996). The 25 most catastrophic landslides of the 20th century, in Chacon, Irigaray and Fernandez (eds.). Balkema: Landslides, Proc. Of the 8th International Conf. & Field Trip on Landslides, Granada, Spain, 27-28 Sept. .
- SGC. (2013). Documento Metodológico de la zonificación de Susceptibilidad y amenaza por movimientos en masa a escala 1:100.000. Bogotá DC: SGC.
- SGC. (2013). GLOSARIO DE UNIDADES, SUBUNIDADES Y ELEMENTOS GEOMORFOLÓGICOS Escalas 1:100.000 y 1:25.000. Bogotá: Servicio Geológico Colombiano. Recuperado el 12 de Septiembre de 2017, de http://www.ideam.gov.co/documents/11769/152722/Guia_Enero_201401+%281%29.pdf/501aa421-a0e4-4a1d-a5c8-d6cb1b0de520
- SGC. (2015). Memoria explicativa de la zonificación de la susceptibilidad y la amenaza relativa por movimientos en masa escala 1:100.000, plancha 121-Cerrito. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- SIMMA. (22 de 09 de 2017). Sistema de información de Movimientos en Masa. Obtenido de <http://simma.sgc.gov.co/#/>
- Sorensen, R., Zinko, U., & Seibert, J. (2006). On the calculation of the topographic wetness index: evaluation of different methods based on field observations. *Hidrology and Earth System Sciences*, 101-112.
- Soto, J., & Rojas, N. (2015). Evaluación de susceptibilidad de fenómenos de remoción en masa y uso de sistemas de información geográfica. *Ingenio Magno*, 22-38.
- Suárez, J. (2009). Capitulo 1: Nomenclatura y Clasificación de los movimientos. En J. Suárez, *Deslizamientos: Análisis Geotécnico* (págs. 1-129). Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- Tsangaratos, P., & Benardos, A. (2014). Estimating landslide susceptibility through an artificial neural network classifier. *Zografou: Nat Hazards*.

- USGS. (21 de 09 de 2017). United States Geological Survey. Obtenido de <https://landslides.usgs.gov/>
- Valencia , J. (2017). Aplicación de Redes Neuronales y SIG en el análisis de riesgos de inundación y movimientos de ladera en el Municipio de Capitanejo (Santander-Colombia). Salamanca: Universidad de Salamanca.
- Varnes. (1978). Varnes Landslide Classification. Prague: Charles University. Recuperado el 21 de Febrero de 2017, de http://www.geology.cz/projekt681900/vyukove-materialy/2_Varnes_landslide_classification.pdf
- Viales, A. (s.f.). Geología y Geotecnia Capitulo IV Tomo I Tramo Honda-Ibague.
- Walker, R., & James, N. (1992). Cap 7. Alluvian Fans. En R. G. Walker, Facies Models (págs. 119-142). Ontario: Geological Association of Canada.
- Ward, D. E., Goldsmith, R., Jimeno, A., Cruz , J., Restrepo, H., & Gómez, E. (1973). Geología de los cuadrangulos H-12 Bucaramanga y H-13 Pamplona Departamento de Santander. Bogotá: Ministerio de Minas y Energía.
- Zinck, J. (2012). Elementos geomorfología para estudios del suelo y de riesgos naturales. Enschede: ITC.

Apéndices

Apéndice A. Mapa Geológico del Área de Estudio.



Legenda Geológica

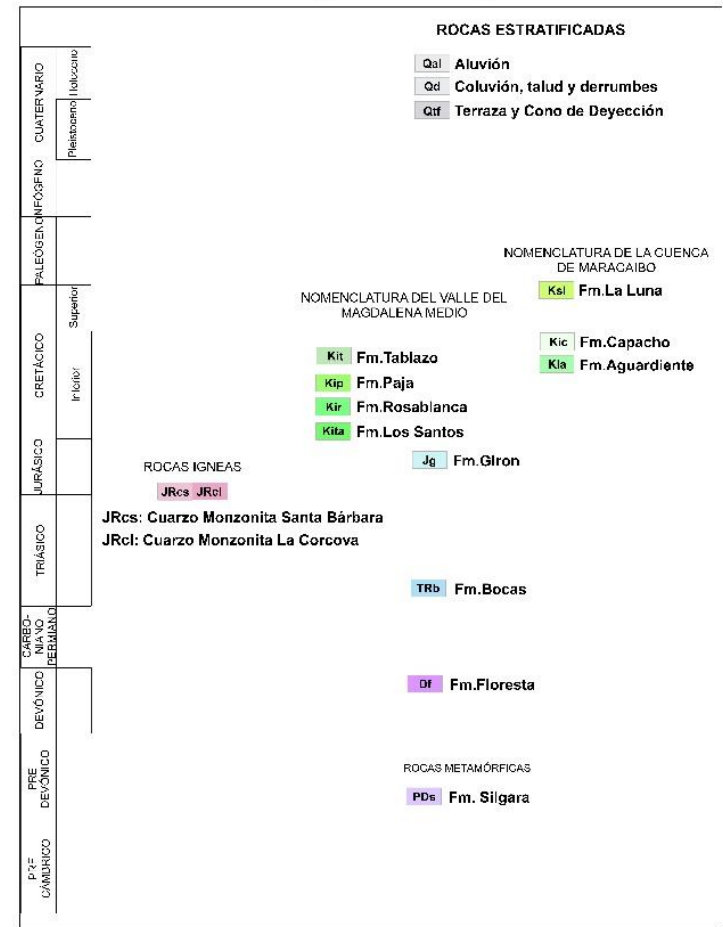


Figura 26. Mapa Geol3gico a escala 1:25.000 de la zona de Estudio.

Apéndice B. Mapa Geomorfológico del Área de Estudio

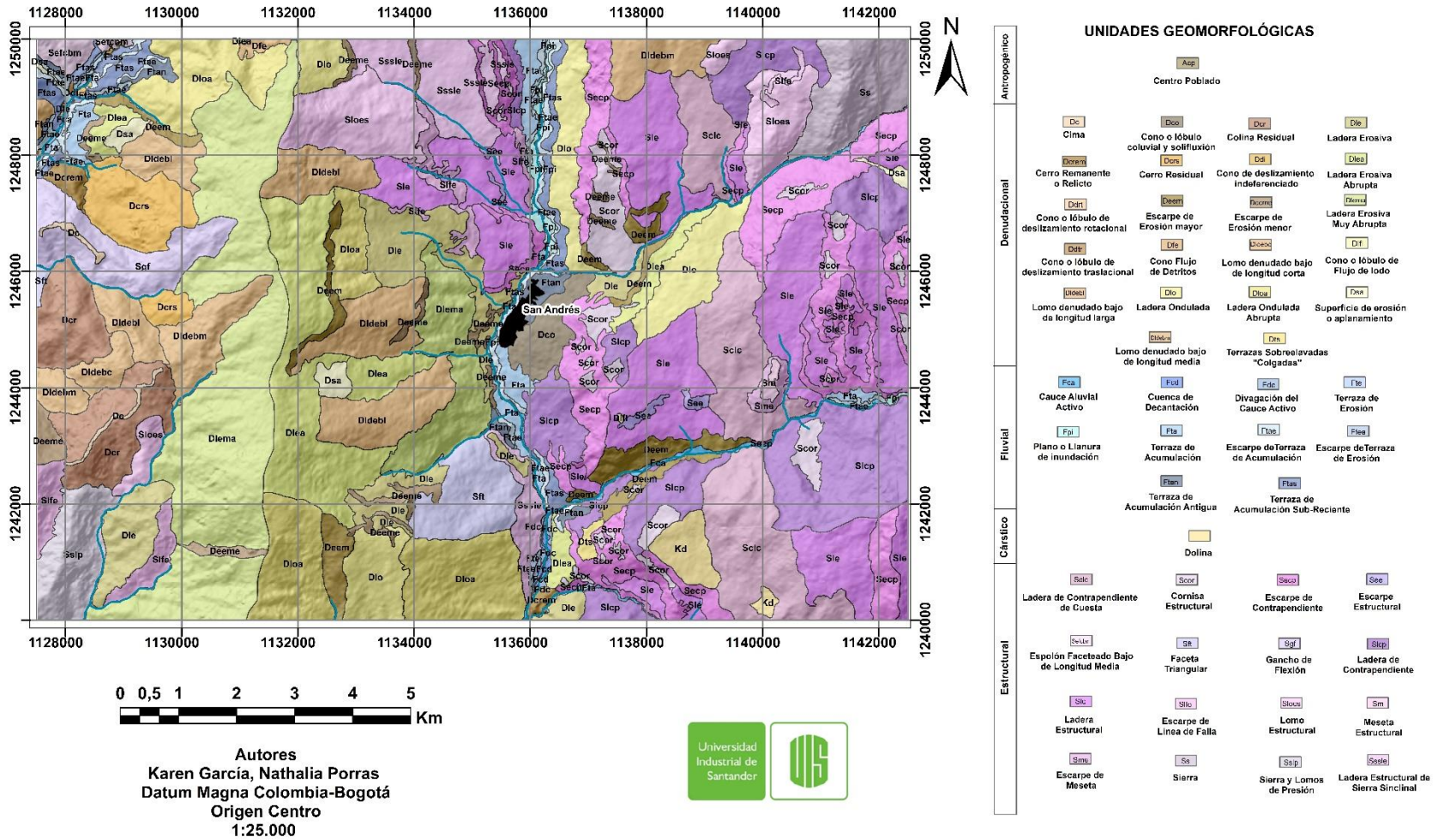


Figura 27. Mapa de las Unidades Geomorfológicas a escala 1:25.000 para el área de estudio: San Andrés, Santander.

Apéndice C. Modelado de la Red Neuronal Artificial en MATLAB R2015A

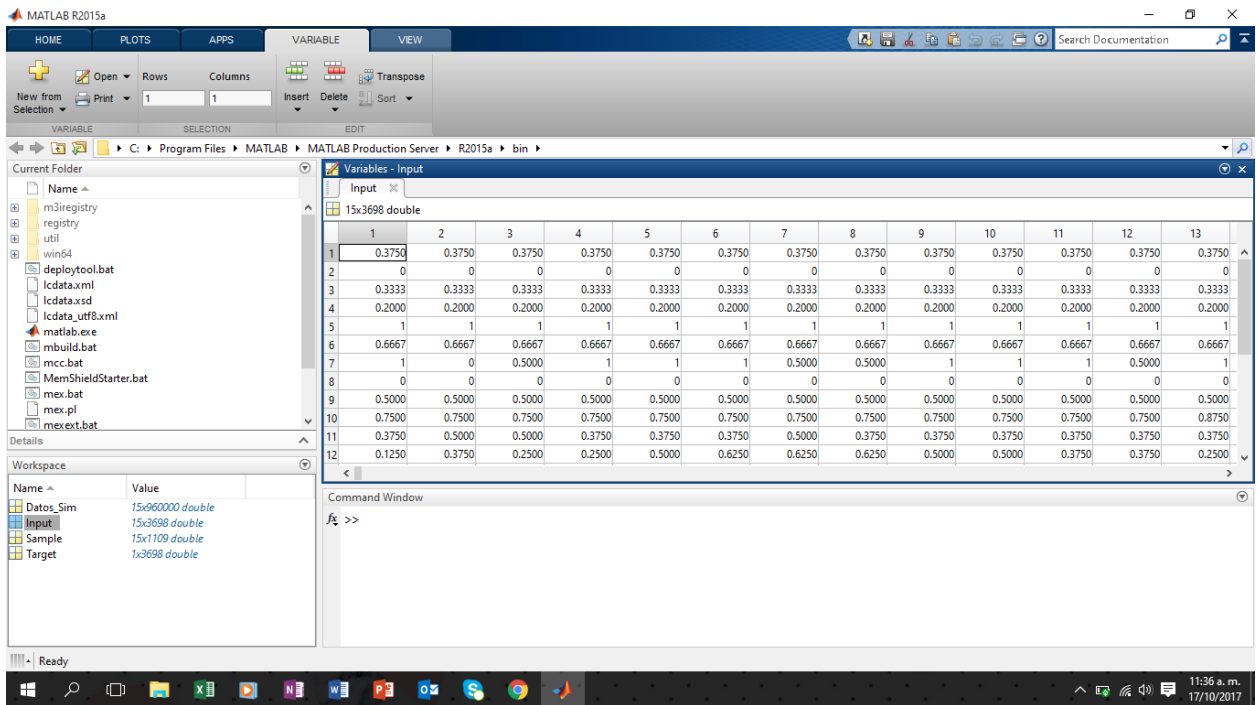


Figura 28. Ingreso de los datos de entrada al programa MATLAB.

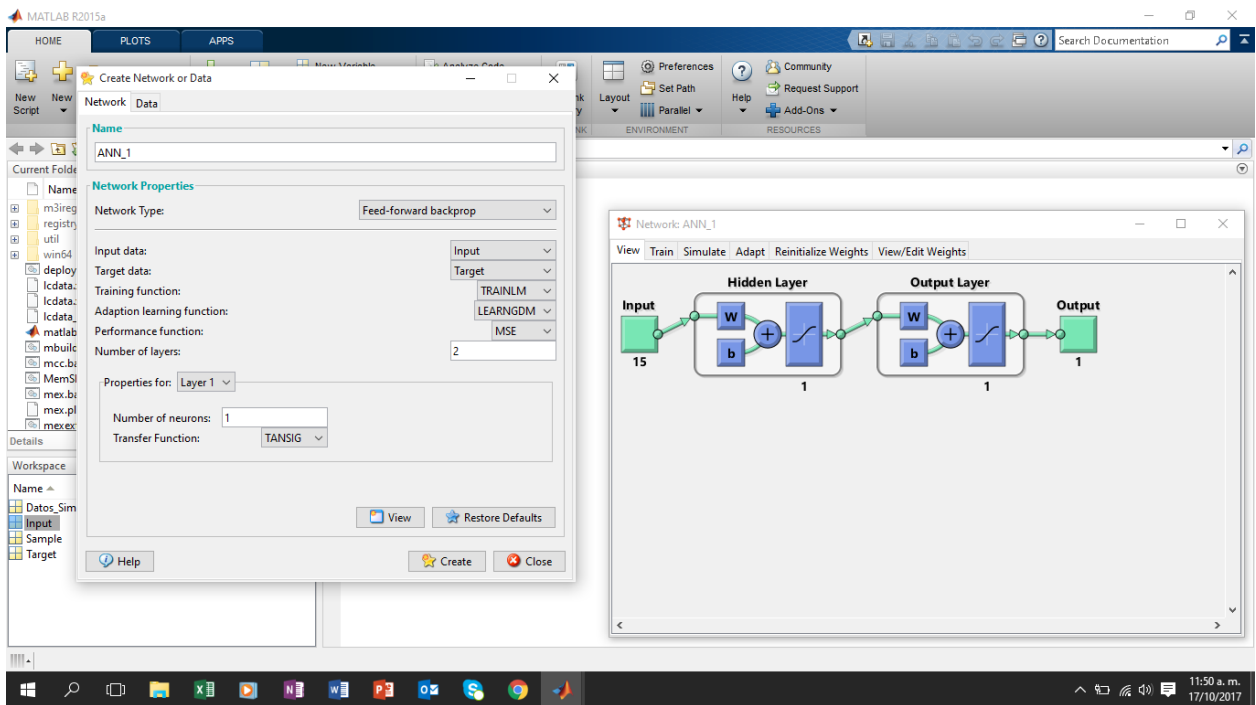


Figura 29. Creación de la RNA “ANN_1”, utilizando el Algoritmo de Aprendizaje Backpropagation, arquitectura LM y 1 neurona en la capa oculta.

ANALISIS DE SUSCEPTIBILIDAD

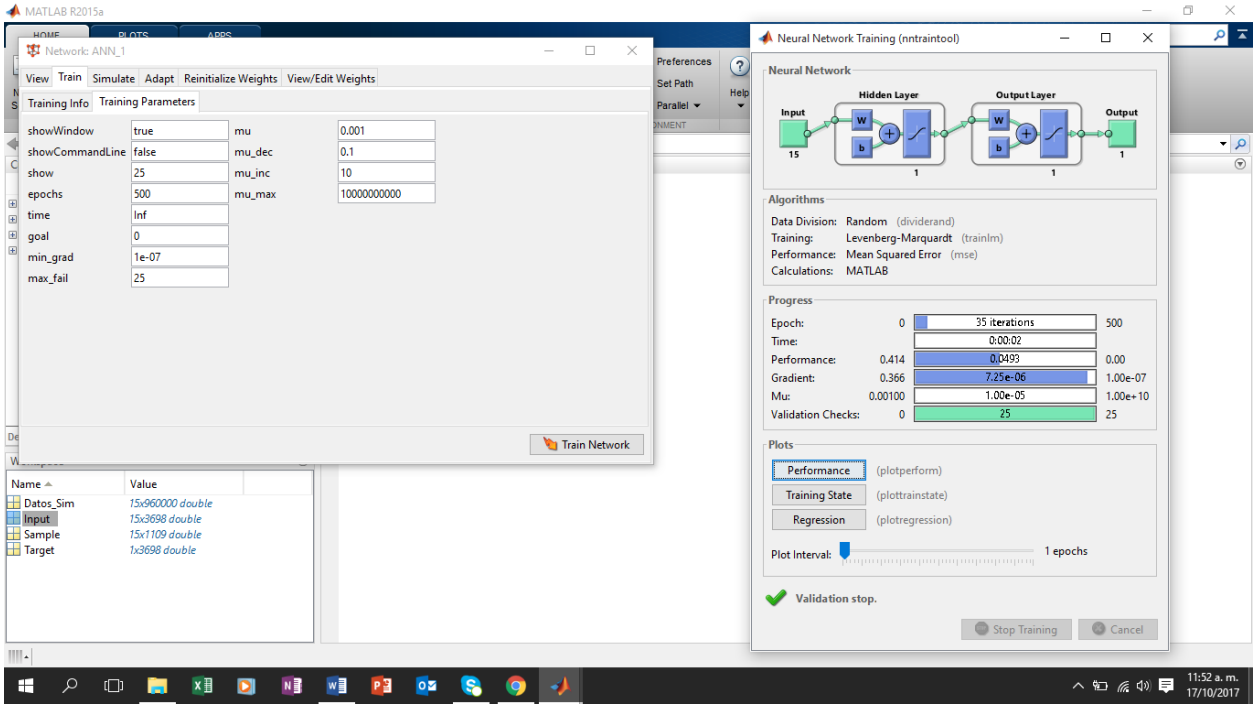


Figura 30. Entrenamiento de la RNA.

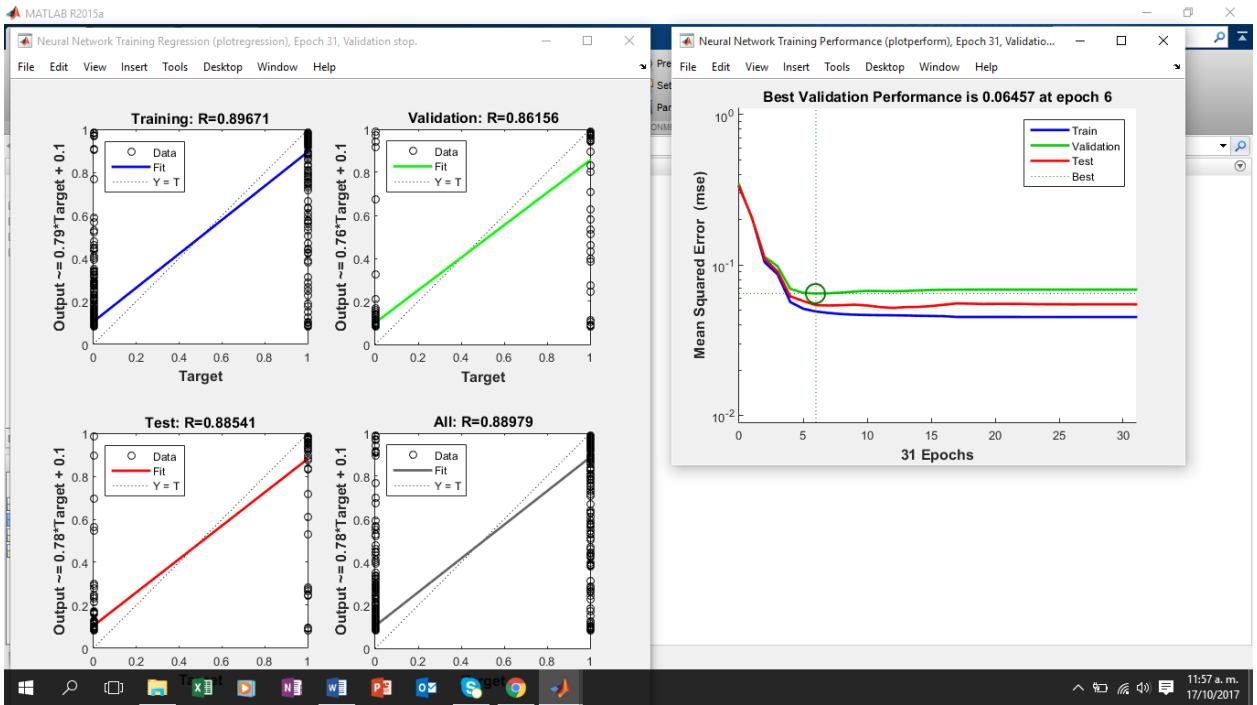


Figura 31. Curva de MSE y R^2 para la "ANN_01".

Apéndice D. Información de las RNA creadas en el Programa MATLAB**Tabla 4.** Información de las RNA en donde se describen su Estructura, N° de Entrenamientos, MSE y R².

RED	Estructura	Configuración	N° de		MSE	R2
			Entrenamientos	Iteraciones		
ANN_1	15-1-1	GDX	2	64	0.058034	0.8878
ANN_2	15-2-1	GDX	2	25	0.054338	0.89759
ANN_3	15-3-1	GDX	1	256	0.035099	0.91541
ANN_4	15-4-1	GDX	1	267	0.065807	0.90863
ANN_5	15-5-1	GDX	1	448	0.011177	0.97945
ANN_6	15-6-1	GDX	1	244	0.013431	0.9692
ANN_7	15-7-1	GDX	1	558	0.010908	0.99116
ANN_8	15-8-1	GDX	1	429	0.0080026	0.99188
ANN_9	15-9-1	GDX	1	447	0.028661	0.95843
ANN_10	15-10-1	GDX	1	297	0.012849	0.98147
ANN_11	15-12-1	GDX	1	554	0.0086741	0.99254
ANN_12	15-14-1	GDX	1	219	0.020826	0.9536
ANN_13	15-16-1	GDX	1	451	0.017902	0.96712
ANN_14	15-18-1	GDX	1	256	0.030822	0.92037
ANN_15	15-20-1	GDX	1	312	0.0096646	0.9832
ANN_16	15-25-1	GDX	1	269	0.023308	0.96289
ANN_17	15-30-1	GDX	1	481	0.017049	0.95869
ANN_18	15-40-1	GDX	1	346	0.010115	0.99268
ANN_19	15-50-1	GDX	1	427	0.0042098	0.99082
ANN_20	15-100-1	GDX	1	942	0.0047145	0.99698
ANN_21	15-1-1	LM	2	25	0.058515	0.89534
ANN_22	15-2-1	LM	1	54	0.049586	0.90971
ANN_23	15-3-1	LM	1	48	0.015423	0.9854
ANN_24	15-4-1	LM	1	27	0.019987	0.97805
ANN_25	15-5-1	LM	1	39	0.0088148	0.99172
ANN_26	15-6-1	LM	1	63	0.014879	0.98097
ANN_27	15-7-1	LM	1	33	0.014795	0.98742
ANN_28	15-8-1	LM	1	41	0.0055687	0.99579
ANN_29	15-9-1	LM	1	20	0.010024	0.99251
ANN_30	15-10-1	LM	1	41	0.0029754	0.99613
ANN_31	15-12-1	LM	1	20	0.0092592	0.98991
ANN_32	15-14-1	LM	1	28	0.011261	0.99346
ANN_33	15-16-1	LM	1	21	0.0066571	0.993
ANN_34	15-18-1	LM	1	37	0.0076246	0.99314
ANN_35	15-20-1	LM	1	23	0.0038529	0.99559
ANN_36	15-25-1	LM	1	21	0.0041575	0.99616
ANN_37	15-30-1	LM	1	29	0.0049926	0.99547
ANN_38	15-40-1	LM	1	36	0.0030063	0.99646
ANN_39	15-50-1	LM	1	33	0.0020514	0.99618
ANN_40	15-100-1	LM	1	21	0.0074581	0.99489

ANALISIS DE SUSCEPTIBILIDAD

RED	Estructura	Configuración	N° de		MSE	R2
			Entrenamientos	Iteraciones		
ANN_41	15-1-1	RP	2	30	0.061005	0.88266
ANN_42	15-2-1	RP	1	319	0.039583	0.91602
ANN_43	15-3-1	RP	1	141	0.045217	0.91801
ANN_44	15-4-1	RP	1	159	0.019433	0.96314
ANN_45	15-5-1	RP	1	247	0.027172	0.9614
ANN_46	15-6-1	RP	1	136	0.025605	0.94502
ANN_47	15-7-1	RP	1	190	0.01033	0.98448
ANN_48	15-8-1	RP	1	386	0.015149	0.98254
ANN_49	15-9-1	RP	1	252	0.005968	0.99316
ANN_50	15-10-1	RP	1	195	0.0089165	0.9941
ANN_51	15-12-1	RP	1	104	0.042706	0.92749
ANN_52	15-14-1	RP	1	132	0.0058799	0.99166
ANN_53	15-16-1	RP	1	162	0.0086397	0.98401
ANN_54	15-18-1	RP	1	126	0.0042869	0.99195
ANN_55	15-20-1	RP	1	166	0.0079426	0.99026
ANN_56	15-25-1	RP	1	319	0.0035804	0.99715
ANN_57	15-30-1	RP	1	172	0.0048553	0.9929
ANN_58	15-40-1	RP	1	157	0.0042994	0.99462
ANN_59	15-50-1	RP	1	192	0.0011416	0.99678
ANN_60	15-100-1	RP	1	238	0.0014297	0.99374
ANN_61	15-1-1	SCG	2	26	0.05703	0.89064
ANN_62	15-2-1	SCG	1	161	0.043649	0.91592
ANN_63	15-3-1	SCG	1	63	0.046741	0.91631
ANN_64	15-4-1	SCG	1	140	0.01501	0.98047
ANN_65	15-5-1	SCG	1	191	0.011657	0.9832
ANN_66	15-6-1	SCG	1	123	0.007207	0.98749
ANN_67	15-7-1	SCG	1	119	0.023473	0.95894
ANN_68	15-8-1	SCG	1	157	0.014595	0.9837
ANN_69	15-9-1	SCG	1	120	0.017169	0.95664
ANN_70	15-10-1	SCG	1	205	0.052709	0.92136
ANN_71	15-12-1	SCG	1	132	0.038528	0.93356
ANN_72	15-14-1	SCG	1	255	0.015275	0.96848
ANN_73	15-16-1	SCG	1	91	0.037554	0.91875
ANN_74	15-18-1	SCG	1	112	0.020745	0.96544
ANN_75	15-20-1	SCG	1	103	0.014263	0.98524
ANN_76	15-25-1	SCG	1	110	0.0077643	0.98559
ANN_77	15-30-1	SCG	2	32	0.057684	0.87712
ANN_78	15-40-1	SCG	1	113	0.016269	0.95907
ANN_79	15-50-1	SCG	1	136	0.0022924	0.9939
ANN_80	15-100-1	SCG	1	153	0.0047921	0.99662
ANN_81	15-1-1	SCG	2	72	0.054665	0.88727
ANN_82	15-2-1	SCG	1	77	0.044442	0.90704
ANN_83	15-3-1	SCG	1	79	0.027546	0.94211

ANALISIS DE SUSCEPTIBILIDAD

RED	Estructura	Configuración	N° de		MSE	R2
			Entrenamientos	Iteraciones		
ANN_84	15-4-1	SCG	1	95	0.024218	0.94807
ANN_85	15-5-1	SCG	1	96	0.026853	0.94797
ANN_86	15-6-1	SCG	1	157	0.016645	0.97396
ANN_87	15-7-1	SCG	1	52	0.034249	0.93741
ANN_88	15-8-1	SCG	1	162	0.016959	0.97145
ANN_89	15-9-1	SCG	1	47	0.047278	0.9166
ANN_90	15-10-1	SCG	1	85	0.03265	0.95021
ANN_91	15-12-1	SCG	1	170	0.0075172	0.97855
ANN_92	15-14-1	SCG	1	85	0.021062	0.9558
ANN_93	15-16-1	SCG	1	202	0.011371	0.98026
ANN_94	15-18-1	SCG	1	163	0.012105	0.97915
ANN_95	15-20-1	SCG	1	111	0.024823	0.96639
ANN_96	15-25-1	SCG	1	154	0.012789	0.97831
ANN_97	15-30-1	SCG	1	205	0.013069	0.97967
ANN_98	15-40-1	SCG	1	198	0.01044	0.98349
ANN_99	15-50-1	SCG	1	320	0.010191	0.9877
ANN_100	15-100-1	SCG	1	118	0.015292	0.97041