

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ingeniería en Ciencias de la Tierra

Elaboración de un modelo de susceptibilidad frente a deslizamientos en el área
urbana de Guayaquil

INGE-2437

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniería en Geología

Presentado por:

Génesis Elizabeth Rivera Díaz

Guayaquil - Ecuador

Año: 2024

Dedicatoria

El presente proyecto lo dedico a Dios, a mis hijas, mi esposo, mi mamá y mi familia, quienes han sido una pieza fundamental en cada paso dado. Cada logro en mi vida es parte del reflejo de sus sacrificios, amor incondicional, apoyo y fe que han depositado en mí.

Agradecimientos

Quiero expresar mi gratitud a Dios, a mi mamá, quien es mi apoyo inquebrantable, guiándome siempre con sabiduría, paciencia y amor para cumplir mis aspiraciones.

A mis hijas, quienes son mi fortaleza diaria, mi inspiración. Aunque esta etapa fue desafiante, su motivación y sus abrazos llenos de amor, han sido esencial en este proceso.

A mi esposo, pese a sus largas jornadas laborales, sacrificios y múltiples actividades, no ha dudado en ser mi soporte, brindándome seguridad y confianza, para mantenerme firme.

A mi hermano, abuela, papá, tíos y familia quienes me han brindado el refuerzo necesario y aliento constante. Mis amigos, Leti, Luis, Inés, Erick, Ariana y compañeros de carrera por darme palabras de aliento y por su aporte en esta etapa.

A mi tutor, quien ha depositado en mí su confianza y me ha guiado a mejorar en cada fase implementada. A la PhD. Renata Pacheco y a los docentes a lo largo de la carrera por su orientación y profesionalismo para el desarrollo y mi formación académica.

Declaración Expresa

Yo Génesis Elizabeth Rivera Díaz acuerdo y reconozco que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por mí durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que me corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de mi innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique al autor que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 22 de mayo del 2024.



Génesis Elizabeth Rivera Díaz

Evaluadores



Firmado electrónicamente por:
JOSELYNE BARBARA
SOLORZANO CHAUCA

Joselyne Bárbara Solórzano Chauca

Profesor de Materia



Firmado electrónicamente por:
ANGEL ALBERTO
VALDIVIEZO AJILA

Ángel Alberto Valdiviezo Ajila

Tutor de proyecto

Resumen

Los deslizamientos de tierra se consideran uno de los eventos más peligrosos globalmente. Por lo que, en la ciudad de Guayaquil es indispensable elaborar un modelo de susceptibilidad a deslizamientos para la evaluación y prevención de riesgos de desastres, a través del algoritmo Random Forest (RF), una metodología avanzada de machine learning (ML). Para esto, se utilizaron 14 factores condicionantes (pendiente, altitud, litología, curvatura de planta, curvatura de perfil, SPI, STI, NDVI, TWI, uso y cobertura de suelos, densidad de fallas, distancia a las fallas, densidad de drenaje, distancia a los drenajes) seleccionados en base al Plan de adaptación al cambio climático del Ecuador y estudios previos en modelización con ML. A través del inventario de deslizamientos y generación aleatoria de áreas no deslizamientos, se logró recolectar 180 muestras para el conjunto de datos de entrenamiento (70%) y validación (30%). El algoritmo RF, demostró su alta capacidad predictiva, logrando un rendimiento del 88.5% en la modelización. Además, permitió la evaluación detallada de las variables e identificación de zonas susceptibles. Los resultados obtenidos indican que el modelo RF es una herramienta óptima para la evaluación de susceptibilidad, así como para la planificación de medidas de mitigación y gestión de riesgos.

Palabras Clave: Machine learning, modelización, sistemas de información geográfica, mitigación, Random Forest.

Abstract

Landslides are considered one of most dangerous events globally. In Guayaquil city, it's essential to develop a landslide susceptibility model for disaster risk assessment, through the Random Forest (RF) algorithm, an advanced machine learning (ML) methodology. For this, 14 conditioning factors were used (slope, altitude, lithology, plan curvature, profile curvature, SPI, STI, NDVI, TWI, land use and cover, fault density, distance to drains) selected based on the Ecuadorian Climate Change Adaptation Plan and previous studies in ML modeling. Through the landslide inventory and random generation of non-landslide areas, 180 samples were collected for the training data set (70%) and validation (30%). The RF algorithm demonstrated its high predictive capacity, achieving a performance of 88.5% in the modeling. Furthermore, it allowed for detailed evaluation of variables and identification of susceptible areas. The results obtained indicate that the RF model is an optimal tool for the evaluation of susceptibility, as well as for planning mitigation measures and risk management.

Keywords: machine learning, modeling, geographic information systems, mitigation, Random Forest.

Índice general

Resumen	I
<i>Abstract</i>	II
Índice general	III
Abreviaturas	VI
Índice de figuras	VII
Índice de tablas.....	VII
Capítulo 1	1
1. Introducción.....	2
1.1 Descripción del Problema	3
1.2 Justificación del Problema	4
1.3 Objetivos	6
<i>1.3.1 Objetivo general</i>	6
<i>1.3.2 Objetivos específicos</i>	6
1.4 Marco teórico	6
1.4.1 Deslizamientos	6
1.4.2 Parámetros morfométricos.....	9
1.4.3 Factores que indican en los deslizamientos	10
1.4.3.1 Factores condicionantes.....	10
1.4.3.2 Factores desencadenantes	11
1.4.4 Análisis y gestión de riesgos.....	12
1.4.5 Modelos de machine learning	12
1.4.6 Estudios anteriores en la zona de estudio	15
Capítulo 2	17
2. Área de Estudio.....	18
2.1 Marco Geológico	18
2.1.1 Marco geológico regional.....	18

2.1.1.1 Llanura aluvial: ríos Daule y Babahoyo	19
2.1.1.2 Complejo deltaico-estuarino Río Guayas.....	19
2.1.1.3 Cordillera Chongón-Colonche (CCC).....	20
2.2 Descripción litológica: Formaciones geológicas	22
2.2.1 Formación Piñón	22
2.2.2 Formación Cayo	22
2.2.3 Formación Guayaquil	24
2.3. Geología Estructural.....	24
2.3.1 Fallas corticales	24
Capítulo 3	26
3.Datos y Métodos.....	27
3.1 Análisis de información	27
3.2 Factores condicionantes de deslizamientos	30
3.3 Preparación y división de la muestra	36
3.4 Modelo de Machine learning	37
3.4.1 Random Forest (RF).....	37
3.4.2 Evaluación de desempeño	38
3.4.2.1 Matriz de confusión.....	38
Capítulo 4	42
4. Resultados y Análisis	43
4.1 Inventario de deslizamientos	43
4.2 Evaluación de las variables que influyen en los deslizamientos.....	45
4.3 Calibración y corrida del modelo.....	48
4.3 Evaluación de desempeño del modelo.....	50
4.5 Modelo de susceptibilidad a deslizamientos.....	51
4.5.1 Análisis por nivel de susceptibilidad frente a deslizamientos.....	52
4.5.2 Análisis de susceptibilidad sectorial.....	56

4.6 Discusión.....	59
Capítulo 5	61
5.1 Conclusiones y recomendaciones.....	62
5.1.1 Conclusiones	62
5.1.2 Recomendaciones	63

Abreviaturas

AUC	Área bajo la curva
CCC	Cordillera Chongón Colonche
CEPAL	Comisión Económica para América Latina y el Caribe
DEM	Modelo digital de elevación
Fm	Formación geológica
GADM	Gobierno Autónomo Descentralizado Municipal
GEE	Google Earth Engine
GIS	Sistemas de información geográfica
IIGE	Instituto de Investigación Geológico y Energético
INEGEMM	Instituto Nacional de Investigación Geológico Minero Metalúrgico
ML	Machine learning
NDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada
PLANACC	Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático
RF	Random Forest
ROC	Característica de funcionamiento del receptor
SGR	Secretaría de Gestión de Riesgos
SPI	Índice potencial de corriente
STI	Índice de transporte de sedimentos
TWI	Índice topográfico de humedad
UTM	Universal Transverse Mercator

Índice de figuras

Figura 1. <i>Esquema de la problemática</i>	4
Figura 2. <i>Esquema de un deslizamiento y su división</i>	7
Figura 3. <i>Tipos de deslizamientos</i>	9
Figura 4. <i>Estructura de una red neuronal artificial</i>	13
Figura 5. <i>Estructura de árboles de decisión</i>	14
Figura 6. <i>Estructura de Random Forest</i>	14
Figura 7. <i>Mapa de ubicación- área de estudio</i>	18
Figura 8. <i>Diagrama de la metodología aplicada en el proyecto</i>	27
Figura 9. <i>Deslizamiento tipo caída de roca</i>	29
Figura 10. <i>Mapa de ubicación de puntos de deslizamiento y no deslizamiento</i>	30
Figura 11. <i>Factores de evaluación para susceptibilidad a deslizamientos</i>	31
Figura 12. <i>Diagrama de los pasos para la elaboración del TWI</i>	32
Figura 13. <i>Factores condicionantes para la evaluación de susceptibilidad</i>	34
Figura 14. <i>Esquema del algoritmo Random Forest</i>	38
Figura 15. <i>Matriz de confusión</i>	39
Figura 16. <i>Curva ROC</i>	40
Figura 17. <i>Evaluaciones en campo</i>	43
Figura 18. <i>Tipos de deslizamientos clasificados</i>	44
Figura 19. <i>Impactos en el área urbana de Guayaquil</i>	45
Figura 20. <i>Evaluación de importancia clasificada por el modelo RF</i>	47
Figura 21. <i>Evaluación de importancia basado en el índice de impureza de Gini.</i>	47
Figura 22. <i>Correlación entre variables</i>	48
Figura 23. <i>Dendograma de variables</i>	49
Figura 24. <i>Curvas ROC como parte de la calibración del modelo</i>	50
Figura 25. <i>Matriz de confusión de la muestra validada</i>	51
Figura 26. <i>Curva ROC del modelo RF</i>	51
Figura 27. <i>Proporción de niveles de susceptibilidad presentes en el área de estudio</i>	52
Figura 28. <i>Mapa de susceptibilidad a deslizamientos del área urbana de Guayaquil</i>	55
Figura 29. <i>Distritos de Planificación urbana de Guayaquil</i>	56
Figura 30. <i>Niveles de susceptibilidad en los distritos de planificación urbana de Guayaquil</i>	58

Índice de tablas

Tabla 1. <i>Clasificación de los deslizamientos según el tipo de material y tipo de movimiento</i> .	7
Tabla 2. <i>Suelos existentes en el área de estudio</i>	21
Tabla 3. <i>Agrupación de sistemas de fallas con características similares</i>	25
Tabla 4. <i>Recopilación base para la elaboración del modelo</i>	28
Tabla 5. <i>Paquetes importados en lenguaje R para generación del modelo ML</i>	36
Tabla 6. <i>Clasificación de los niveles de susceptibilidad</i>	41
Tabla 7. <i>Clasificaciones de los deslizamientos respecto a la base de datos</i>	44
Tabla 8. <i>Variables condicionantes evaluadas por el algoritmo ML</i>	46

Capítulo 1

1. Introducción

Los deslizamientos son eventos naturales que se producen globalmente, causando un elevado número de víctimas, daños económicos y materiales (Segue et al., 2024). Estos eventos geológicos tienen su origen por un desplazamiento gradual de masas de tierra por efecto de la gravedad, que se encuentran inestables sobre superficies alteradas, resultado de influencias naturales como humanas (Berhane & Tadesse, 2021; Rahman et al., 2021).

La urbanización acelerada, caracterizada por un aumento poblacional, ha impulsado la expansión descontrolada de las ciudades hacia zonas vulnerables reduciendo la estabilidad de las laderas al disminuir la superficie de cobertura vegetal y alterar pendientes naturales, ocasionando un incremento directo en la frecuencia de los deslizamientos (G. Li et al., 2017). Según Hertog et al. (2023) en comparación con mediados del siglo XX, la población mundial ha experimentado un crecimiento exponencial, triplicando su tamaño, alcanzando una cifra de 8 mil millones de personas en noviembre del 2022.

Estos eventos resaltan la necesidad de desarrollar métodos efectivos para análisis de deslizamientos de tierra, por lo que sus consecuencias, capacidad de predicción y prevención de los deslizamientos son indispensables en el contexto de prevención de desastres, donde la predicción tiene un impacto considerable en la toma de decisiones (Depicker et al., 2020).

Como una herramienta para abordar esta problemática, la captura y el análisis de datos geoespaciales han resaltado la importancia de la teledetección y los sistemas de información geográfica (GIS), como recursos fundamentales para cartografiar zonas susceptibles a riesgos ambientales que podrían impactar a un área determinada (Pradhan et al., 2017). En contraste con los enfoques tradicionales, la teledetección está siendo cada vez más empleada para este propósito, por su capacidad de cubrir áreas más extensas (T. Zhang et al., 2022).

En este contexto, las técnicas de Machine Learning (ML), se han establecido como una solución efectiva para realizar análisis espaciales de conjuntos de datos extensos, debido a la

capacidad de examinar gran volumen de datos, destacar patrones y relaciones complejas (Wang et al., 2020). Estos algoritmos de aprendizaje automático desarrollan un modelo computacional, que se basa en muestra de datos conocido como datos de entrenamiento, para realizar predicciones o toma de decisiones sin requerir de programación explícita para implementarlo (Tehrani et al., 2022).

Según Merghadi et al. (2020) para evaluar la susceptibilidad a deslizamientos de tierra, los modelos de ML más populares incluyen, las redes neuronales artificiales, árboles de decisión y bosque aleatorio. Estos algoritmos pueden exhibir una alta precisión predictiva, no obstante, su rendimiento podría variar dependiendo del conjunto de datos de entrada o el área de estudio (Luo et al., 2019).

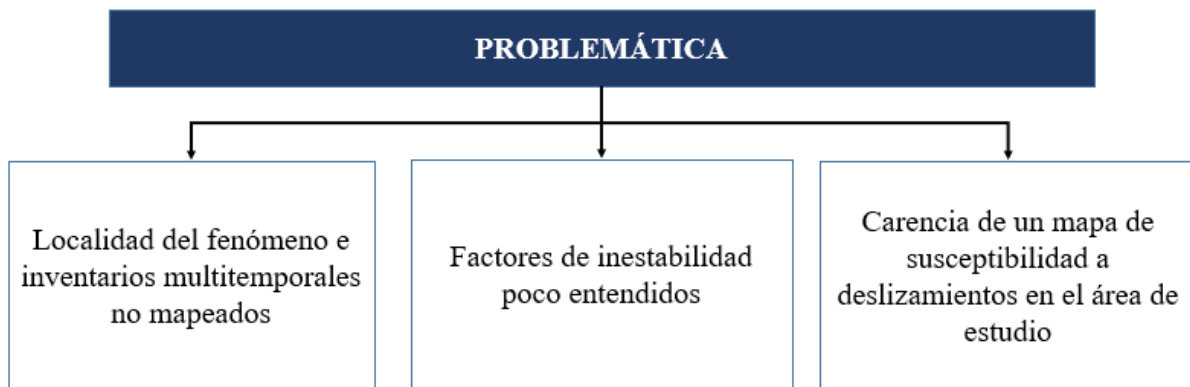
Este estudio tiene como propósito elaborar un modelo de predicción de la susceptibilidad a deslizamientos en el área urbana de Guayaquil, aplicando técnicas de ML, para estimar la probabilidad de ocurrencia de estos eventos, empleando herramientas de procesamiento y fuentes de datos disponibles basado en algoritmos de aprendizaje automático que permita la construcción de modelos de predicción eficiente.

1.1 Descripción del Problema

La ciudad de Guayaquil enfrenta una problemática recurrente de eventos de deslizamientos generando riesgos a diversos elementos expuestos, siendo eventos naturales que provocan gran impacto socioeconómico y afectaciones a la población cada año. Estos deslizamientos, que son parte de un conjunto de peligros naturales como inundaciones, precipitaciones intensas y terremotos, representan una amenaza constante para la población y la infraestructura urbana (Chai & Wu, 2023). El modelo de susceptibilidad a deslizamientos identifica la relación funcional de los factores de inestabilidad, que influyen en el terreno permitiendo una evaluación más completa y precisa de los riesgos asociados (Merghadi et al., 2020).

La evaluación de los deslizamientos abarca la ocurrencia espacial y temporal, no obstante, abarcar estos ámbitos son desafiantes por la localidad del fenómeno y la carencia común de inventarios multitemporales sobre deslizamientos. Es por esto que, al identificar la problemática (Figura 1), la aplicación de una estructura con ampliación de herramientas que incluya métodos heurísticos y basados en datos, permitirían tener un mejor ajuste del análisis de deslizamientos para la elaboración del mapa utilizando ML, en el área urbana de la ciudad de Guayaquil.

Figura 1. *Esquema de la problemática*



La Empresa Pública Municipal para la Gestión de Riesgos y Control de Seguridad de Guayaquil (Segura EP), cuenta con una base de datos y mapas sobre estos eventos naturales, no obstante, la aplicación de esta metodología permitiría desarrollar una ampliación en el análisis de deslizamientos, mejorando la precisión, automatización, identificación de patrones y personalización, obteniendo resultados en menor tiempo para una acción inmediata ante planes de mitigación y respuesta en el área urbana de la ciudad de Guayaquil.

1.2 Justificación del Problema

Los modelos actuales de susceptibilidad a deslizamientos, ofrece una información valiosa, pero presenta limitaciones para una evaluación completa y precisa de los riesgos asociados. Según la base de datos de eventos naturales que afectan a los sectores productivos de la ciudad de Guayaquil, los deslizamientos representan un 23% de riesgos de desastres. Además, Segura EP,

no cuenta con un modelo formal de susceptibilidad a deslizamientos, por lo que mejorar modelos actuales permitiría ampliar el análisis para su evaluación y planes de contingencia.

El modelo resultante identificará con mayor precisión las zonas de la ciudad con mayor probabilidad de amenaza a deslizamientos, facilitando la implementación de medidas preventivas localizadas y preparación futura para eventos como el fenómeno del Niño. Estos modelos de aprendizaje automático pueden mejorarse continuamente a medida que se dispone de nueva información, mayor conocimiento en la caracterización de los factores condicionantes que influyen en los deslizamientos y avances de teledetección.

Este proyecto se enfoca en la contribución de los siguientes Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS):

Objetivo 1 (Fin de la pobreza): contribuye a disminuir la cantidad de personas muertas, damnificadas por causa de los deslizamientos en zonas de mayor exposición.

Objetivo 3 (Salud y bienestar): refuerza la capacidad de alerta temprana, reducción y gestión de riesgos por desastres naturales como los deslizamientos.

Objetivo 9 (Industria, innovación e infraestructura): permite desarrollar infraestructuras sostenibles, planificación de rutas alternas y seguras, promoviendo la adopción de tecnologías para su desarrollo.

Objetivo 11 (Ciudades y comunidades sostenibles): proporciona accesos al transporte público seguro, disminución en el número de muertes, afectaciones de desastres naturales, promoviendo mecanismos y medidas de mitigación para aumentar la capacidad de planificación y gestión eficaz ante el cambio climático.

Objetivo 13 (Acción por el clima): aporta en el fortalecimiento de la resiliencia y la capacidad adaptativa a los riesgos que se encuentran relacionados con el clima y los desastres naturales en el área urbana de Guayaquil.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Elaborar un modelo de susceptibilidad a deslizamientos mediante técnicas de machine learning para la evaluación del riesgo de desastres en el entorno urbano de Guayaquil.

1.3.2 Objetivos específicos

- Realizar un inventario de deslizamientos del área urbana de Guayaquil para la identificación de patrones y tendencias de los eventos ocurridos.
- Evaluar las variables condicionantes y detonantes de deslizamientos disponibles para la elaboración del mapa de susceptibilidad.
- Generar un mapa de susceptibilidad a deslizamientos que represente las zonas de mayores amenazas en el área urbana de Guayaquil.

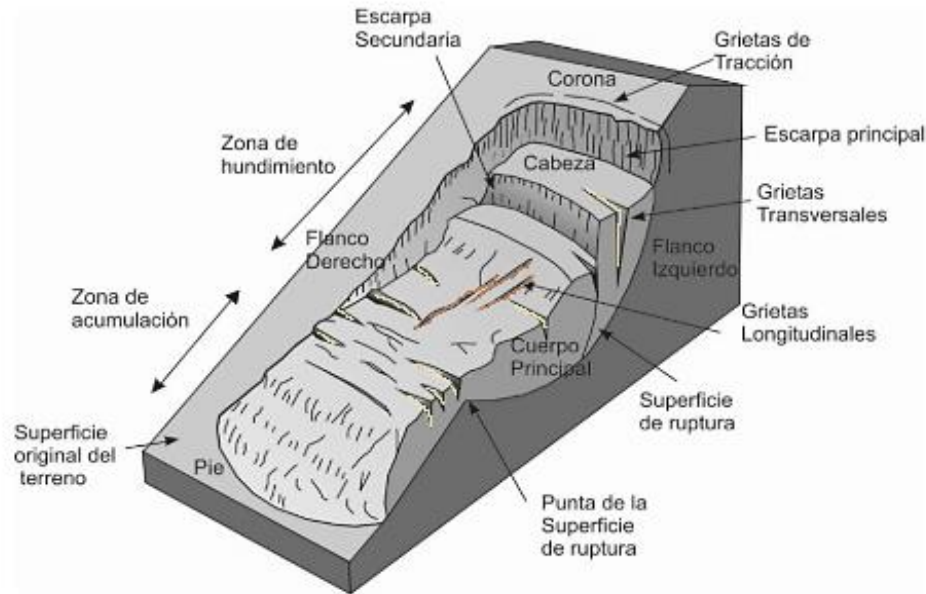
1.4 Marco teórico

Para ampliar la comprensión del desarrollo de este estudio se presentan definiciones, técnicas y herramientas esenciales aplicadas.

1.4.1 Deslizamientos

Estos eventos geológicos, denominados deslizamientos, se caracterizan por el desplazamiento brusco o gradual de grandes masas de roca, tierra y escombros por una pendiente inclinada, siguiendo superficies de ruptura preexistentes (Brideau & Roberts, 2022). Su división (Figura 2) y ocurrencia depende de diversos factores, incluyendo la naturaleza del terreno (tipo de roca y suelo), pendiente y forma del relieve, la presencia de fracturas geológicas, intensidad de precipitaciones, actividad sísmica, acciones humanas, erosión natural e inducida, entre otros factores (Hung et al., 2014).

Figura 2. Esquema de un deslizamiento y su división



Nota. El esquema muestra la división de un deslizamiento desde la corona donde se encuentra el escarpe principal hasta el pie del talud. Tomado de Varnes & Cruden (1996).

Existen diversas clasificaciones por deslizamientos, entre los más destacados se encuentran los propuestos por Shape (1938), Varnes (1958) y Cruden (1991), Y.Li & Mo (2019). Cada uno presenta diferentes criterios, sin embargo, la clasificación más utilizada es la propuesta por Cruden y Varnes (1996), la cual ha recibido actualizaciones posteriores como la de (Hung et al., 2014), esta clasificación tiene como base dos parámetros fundamentales, donde involucra al tipo de material y al tipo de movimiento producido (Tabla 1).

Tabla 1. Clasificación de los deslizamientos según el tipo de material y tipo de movimiento

Tipo de movimiento	Roca	Detritos	Tierra
Caída	Caída de rocas	Caída de detritos	Caída de tierra
Vuelcos	Vuelco de rocas	Vuelco de detritos	Vuelco de tierra
Deslizamiento rotacional	Depresión de roca	Depresión de detritos	Depresión de tierra
Deslizamiento traslacional	Deslizamiento de bloque	Deslizamiento de detritos	Deslizamiento de tierra
Expansión lateral	Expansión de roca		Expansión de tierra

Flujo	Arrastre de rocas	Flujo de pedregal Flujo de detritos	Flujo de arena seca Flujo de arena húmeda
		Avalancha de detritos Soliflucción Arrastre de suelo	Flujo rápido de arcilla Flujo de tierra Flujo rápido de tierra
Complejo	Avalancha de detritos - deslizamiento de rocas	Arqueamiento, valle abultado	Pérdida de flujo Depresión de tierra- flujo de tierra

Nota. Tomado de Hungr et al. (2014), en la figura se muestra un resumen del sistema de clasificación de deslizamientos en base a los estudios y clasificación de Varnes de 1978.

Se presenta una breve conceptualización de los tipos de movimiento (Figura 3) de la clasificación actualizada por Hungr et al. (2014) en base a la clasificación de Varnes :

Caída: se desprende el material (roca/ detritos/ tierra) y cae por una pendiente pronunciada a través de un plano donde el desplazamiento por esfuerzo cortante se ha registrado escaso o nulo.

Vuelcos: el material experimenta un giro o rotación hacia adelante alrededor de un eje, que generalmente se encuentra debajo de su centro de gravedad. Los vuelcos pueden ser desencadenados por varios factores como el peso del material, que está situado en la parte superior de la zona de desplazamiento como por infiltración de agua o hielo presente en las grietas.

Deslizamiento traslacional: son desplazamientos hacia “afuera” y “abajo” que se produce a lo largo de una superficie ligeramente plana o poco ondulada. Cuando la superficie existente es débil tiende a romperse, como los contactos litológicos, planos estructurales, que, aunque no abarca mucha profundidad se extienden y pueden llegar a desplazarse a distancias considerables.

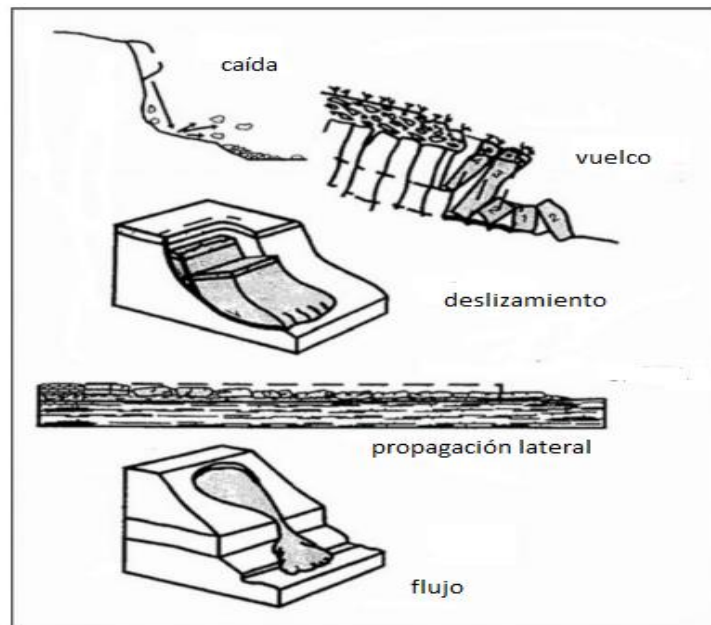
Deslizamiento rotacional: rotan sobre un eje paralelo al contorno de la pendiente, generando una superficie de ruptura cóncava hacia arriba, donde se produce un desplazamiento de cizallamiento en la superficie creando una forma circular o de cuchara, luego de la ruptura inicial la masa en movimiento comienza a rotar y fragmentarse.

Expansión lateral: se desplazan horizontalmente sobre una capa de material débil donde si la capa superior tiene un gran espesor podría colapsar causando hundimiento, rotación o licuefacción, por lo general estos movimientos se presentan en pendientes suaves.

Flujo: el material desplazado se comporta como fluido viscoso y se desplaza pendiente abajo, donde las superficies de ruptura suelen no conservarse. Ocurre por materiales saturados en agua, lo que reduce la cohesión interna y hace más susceptible a la deformación.

Complejo: el material desplazado se caracteriza por la combinación de dos o más tipos de movimiento, es decir no se desplaza hacia una forma o caracterización definida.

Figura 3. Tipos de deslizamientos



Nota. Clasificación de tipos de movimientos de deslizamientos tomado de Varnes & Cruden. (1996).

1.4.2 Parámetros morfométricos

Los parámetros morfométricos son características cuantitativas de la forma del terreno que pueden influir en la susceptibilidad a deslizamientos. Existen diversas técnicas manuales y automatizadas de obtener estos parámetros, siendo los modelos digitales de elevación (DEM) una herramienta esencial para el análisis morfométrico (R. Zhang et al., 2022).

Pendiente: inclinación del terreno en referencia a un plano horizontal, a mayor inclinación del terreno, mayor fuerza de cizallamiento por gravedad, lo que genera mayor inestabilidad (T. Zhang et al., 2022).

Aspecto: orientación de una superficie en relación a los puntos cardinales, representando la inclinación de la pendiente, los valores correspondientes de cada celda señalan la dirección de la brújula (norte, sur, este, etc.) orientado a la superficie en ese punto, donde la evaporación del agua del suelo, cobertura vegetal, erosión de las rocas, se ven afectados por radiación solar, influenciados indirectamente por la orientación (X. Guo et al., 2020).

Curvatura: la morfología de las maderas se puede manifestar en formas cóncavas o convexas, resultado de la interacción entre la litología y procesos morfológicos que actúan en ella. La curvatura es empleada como indicador morfométrico fundamental para comprender procesos de erosión del suelo y distribución de agua (Gutierrez, 2008).

1.4.3 Factores que indican en los deslizamientos

Los deslizamientos pueden ocurrir por diversos factores incluyendo la geología, morfología, causas físicas y antrópicas (Cruden & Varnes, 1996), caracterizados por factores desencadenantes aunque muchas veces no necesariamente se cumple, sino que se presentan por una combinación de factores condicionantes y desencadenantes como la meteorización, el cual influye en la resistencia de cizalla de la ladera (Carolina et al., 1992).

1.4.3.1 Factores condicionantes

Litología

Las propiedades de las rocas y suelos que conforman una ladera tienen un impacto significativo en el análisis de terreno, como su tipología, dureza, estructura entre capas, determina de manera directa sus propiedades mecánicas, resistencia, distribución de tensiones internas y comportamiento ante la deformación y destrucción (Varnes & on Slopes, 1984).

Cobertura vegetal

La vegetación protege el suelo de la erosión, favoreciendo la evapotranspiración e infiltración de agua, contribuye a la cohesión del suelo, es por esto que es un análisis fundamental en la estabilidad de laderas ya que reduce el riesgo a deslizamientos (Suarez, 1989).

Hidrogeología

La hidrogeología aporta información indispensable sobre la distribución de agua en la ladera, como también zonas de infiltración, conductividades hidráulicas, porosidad, niveles freáticos, corrientes subterráneas y fluctuaciones (Pasquel., 2015).

Geomorfología

La geomorfología permite comprender los procesos que han moldeado la ladera a lo largo del tiempo, permitiendo evaluar su estabilidad (Gutierrez, 2008).

Estructuras geológicas

Las superficies débiles de material rocoso o suelos, o ambas, como planos de estratificación, discontinuidades o superficies de falla, son zonas propensas a los deslizamientos, por lo que estas estructuras pueden generar inestabilidad y producir deslizamiento (Gutiérrez, 2008).

La **pendiente, curvatura, y aspecto de la pendiente** como parámetros morfométricos también son considerados factores condicionantes para el análisis de susceptibilidad a deslizamientos.

1.4.3.2 Factores desencadenantes

Según Kinnell (2010) la precipitaciones son consideradas uno de los desencadenantes de mayor ocurrencia, la temperatura y la cantidad de agua influyen en los procesos de meteorización física y química que pueden afectar a la resistencia de materiales, las lluvias intensas y prolongadas pueden generar aumento en la humedad del suelo, lo que reduce la cohesión y fricción de partículas aumentando la ocurrencia de deslizamientos por inestabilidad. Además de las precipitaciones la actividad sísmica y antrópica, y la evolución de la estabilidad de la ladera son factores que se deben

considerar en la evaluación de riesgo de deslizamientos y desarrollo de medidas de prevención y mitigación (Suárez, 1998).

1.4.4 Análisis y gestión de riesgos

Evaluación de riesgos

El análisis de riesgo se basa en cuantificar pérdidas potenciales que podrían derivarse por la ocurrencia de diversos eventos naturales peligrosos, donde implica una evaluación de la relación entre las amenazas existentes y la vulnerabilidad para determinar consecuencias en el ámbito social, ambiental y económico del evento (Bouzas Blanco, 2010).

Susceptibilidad y Amenaza

La susceptibilidad se define como la probabilidad o tendencia de un área particular a ser afectada de acuerdo a las condiciones locales del terreno y sus factores condicionantes, considerada como la aproximación hacia la evaluación de la amenaza (Mather et al., 2002). La amenaza incorpora la probabilidad de recurrencia, magnitud e intensidad del evento, el cual puede generar eventos adversos (Guzzetti et al., 1999).

La conceptualización de ambos términos suele utilizarse como sinónimos, sin embargo, los mapas de susceptibilidad clasifican el terreno según la probabilidad de falla de una ladera, permitiendo un análisis posterior de los mecanismos desencadenantes. Por otro lado, un mapa de amenaza representa la probabilidad de que ocurran deslizamientos en áreas susceptibles, incluyendo el tiempo como el espacio para cuantificar las causas desencadenantes (Mather et al., 2002).

1.4.5 Modelos de machine learning

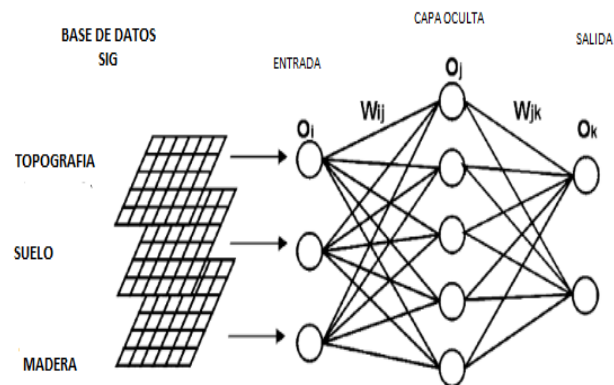
ML es una disciplina de la inteligencia artificial y ciencias computacionales que se basa en el desarrollo de algoritmos y técnicas que permitan mejorar de forma automática la precisión de datos e información (Waqar, 2024). Los algoritmos de ML son capaces de construir modelos matemáticos a partir de conjunto de datos de entrenamiento, estos modelos pueden realizar

predicción o tomar decisiones. Arthur Samuel, en 1959 fue el pionero en el campo de juegos de ordenador e inteligencia artificial, mejorando el rendimiento a través de la exposición de datos en el juego como el ajedrez, como base fundamental para el aprendizaje automático (Tehrani et al., 2022; Waqar, 2024).

Los modelos de aprendizaje automático más utilizados en base al estudio de Hong (2023) son, redes neuronales artificiales (NNA), árboles de decisión (DT) y bosques aleatorios (RF).

La Red Neuronal Artificial (NNA) fue la primera red neuronal aplicada al estudio de deslizamientos de tierra. Esta técnica fue explorada por investigadores como Lee et al. (2003), quienes demostraron su potencial para predecir la ocurrencia de estos eventos. NNA es un mecanismo computacional capaz de aprender y representar relaciones entre conjuntos de datos, donde el más utilizado es el algoritmo de retro propagación (Figura 4) el cual está compuesta por una capa de entrada, capas ocultas y una capa de salida (Lee et al., 2003; U. Khan et al., 2013).

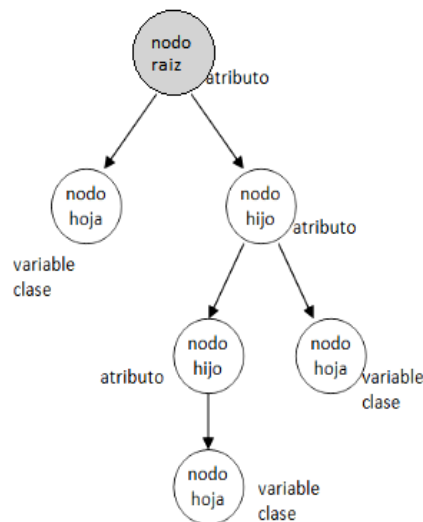
Figura 4. Estructura de una red neuronal artificial



Nota. La figura representa un ejemplo de base de datos y capas de entrada, salida y ocultas como parte de la estructura del algoritmo de redes neuronales artificiales, tomado de Lee et al. (2003).

Los árboles de decisión (DT) es un método propuesto por Abellán y Moran en el 2003, se fundamenta en el principio de división primaria, donde el funcionamiento se basa en probabilidades estimadas representadas en forma de árbol jerárquico (Figura 5) y en las medidas de incertidumbres aplicadas al conjunto, donde cada nodo es una decisión y las ramas los posibles resultados de esa decisión (Abellan & Masegosa, 2008; Arabameri et al., 2022).

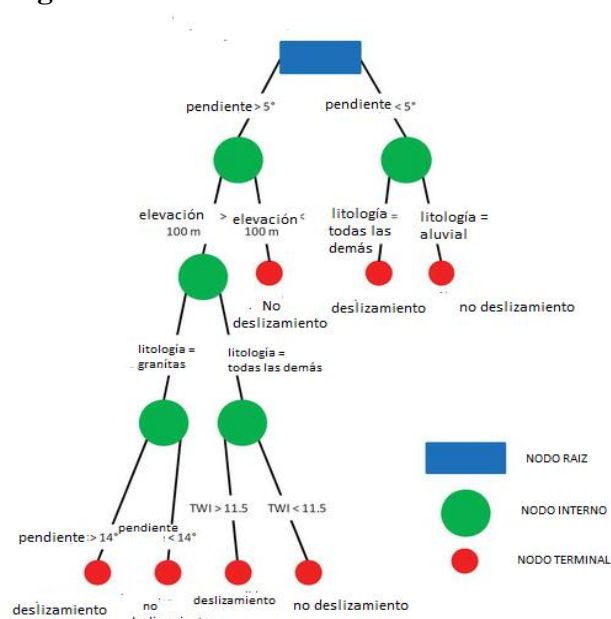
Figura 5. Estructura de árboles de decisión



Nota. La figura muestra la división de las variables, el nodo hoja representa una decisión final y el nodo hijo representa una pregunta o división de datos, modelo tomado de Erandi et al. (2009).

Random Forest o bosque aleatorio (RF) se basa en la agrupación de árboles de decisión individuales, cada uno entrenado con una muestra aleatoria de datos y un subconjunto de características (Figura 6). Las predicciones finales se obtienen a través de la votación entre los árboles donde la clase o el valor asignado más votado se considera como la predicción final (Taalab et al., 2018).

Figura 6. Estructura de Random Forest



Nota. Ejemplo de estructura modelo de árboles aleatorios (Taalab et al., 2018).

1.4.5.1 Colinealidad y Calibración del modelo

El uso de métodos de ML, contiene ventajas como la corrección de desequilibrios de los datos de entrenamiento y ruido, a través de correlaciones entre variables (Parmar et al., 2019). Las variables no son completamente independientes lo que puede generar inconvenientes al interpretar los resultados del modelo, a través de la correlación se puede realizar evaluaciones como la colinealidad y dendogramas, la cual sugieren eliminar alguna variable en caso de presentar un alto rango de correlación (Gava et al., 2024).

El método de correlación de Spearman evalúa las variables entre -1 a 1, donde 1, indica una correlación perfecta positiva (fuerte), -1 una correlación perfecta negativa (débil) y 0 no existe correlación alguna (Spearman, 1904).

El dendograma de variables es un gráfico con forma de árbol que muestra la agrupación de variables según su similitud, donde las ramas más cercanas representan a las más correlacionadas y las más alargadas las de menor correlación entre sí (Guillon et al., 2020; Spearman, 1904).

La calibración de los modelos de ML en un proceso de ajuste a través de los datos de entrenamiento, que se realiza en caso de mejorar el rendimiento del mismo al no identificar correctamente las predicciones (Gava et al., 2024).

1.4.6 Estudios anteriores en la zona de estudio

El Instituto Nacional de Investigación Geológico Minero Metalúrgico (INEGEMM) por medio del proyecto de zonificación de susceptibilidad y amenazas por movimientos en masa, elaboró un mapa de susceptibilidad de Ecuador en escala 1:1.000.000 en el 2012 basado en métodos heurísticos de ponderación y mapas cualitativos con clasificación de 1 a 5 por el método de jerarquización analítica (INIGEMM, 2013). Los factores condicionantes para este estudio fueron: pendiente, litología, relieves, uso del suelo, precipitaciones y sismicidad.

La memoria técnica de análisis de amenaza por tipo de movimiento en masa como aportación a planes de ordenamiento territorial y planes de desarrollo local (Moreno et al., 2011), ejecuta el proyecto de geo información para la gestión de riesgos en escala 1:25.000 en el cantón

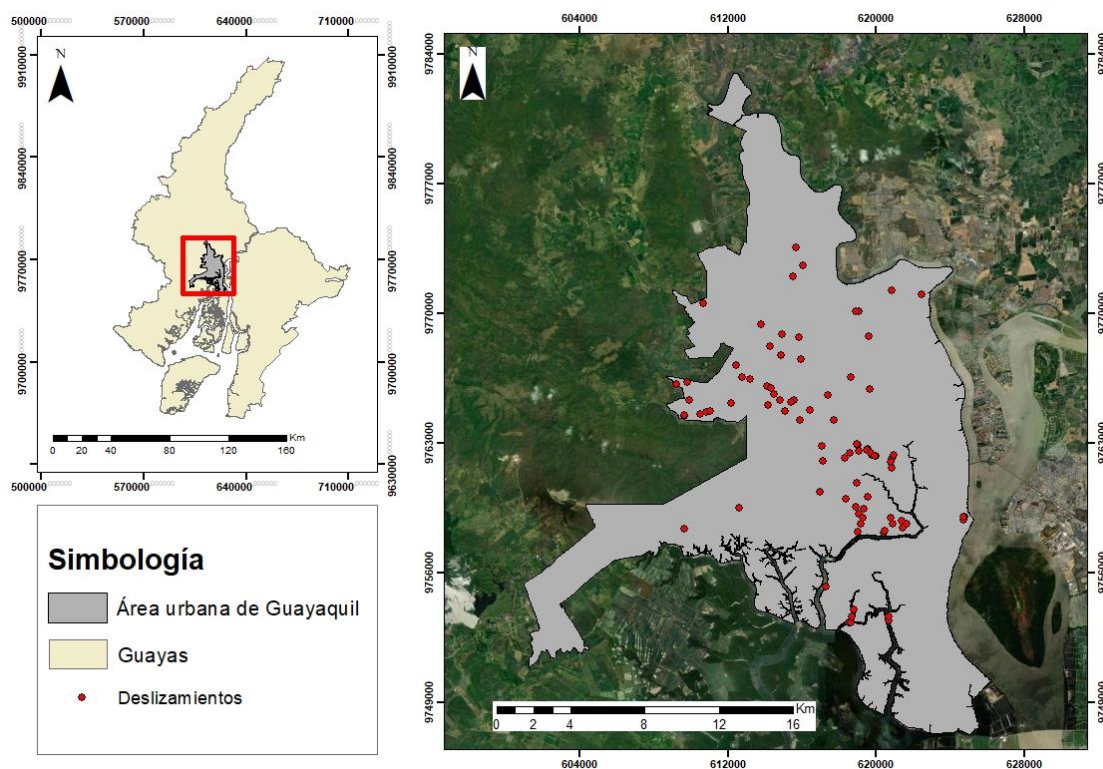
Guayaquil. En el desarrollo de este estudio se consideran cuatro tipos de movimientos en masa como los flujos, caídas, deslizamientos y reptaciones, clasificado según Varnes (1978) acompañado del método de Mora-Vahrson para la cuantificación y evaluación de la amenaza. En este estudio se evalúan los factores como: pendiente, longitud de vertiente, litología, cobertura de suelo, sismos, precipitaciones.

Capítulo 2

2. Área de Estudio

El área de estudio se enfoca en el área urbana de Guayaquil, provincia del Guayas, situada al centro sur de la región costa del Ecuador, cubre un área de aproximadamente 344,6 km², según la geometría calculada del área utilizando el software de ArcGIS Pro. Según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), la población del área urbana es de aproximadamente 2'586.684 personas (CEPAL, 2024).

Figura 7. Mapa de ubicación- área de estudio



2.1 Marco Geológico

2.1.1 Marco geológico regional

El cantón Guayaquil está situado en un punto de convergencia entre tres dominios geológicos, cada uno de ellos con características geomorfológicas particulares. De acuerdo con Benítez (1995) los macro dominios que convergen son: llanura aluvial del río Daule y Babahoyo, Cordillera Chongón-Colonche (CCC) y el complejo deltaico-estuarino del río Guayas. Esta división y estudio se tomó en referencia al tomo de microzonificación sísmica y geotécnica de

Guayaquil de la Secretaría de Gestión de Riesgos (SGR), el cual se basa en la actualización del mapa geológico de la ciudad, descrito en este capítulo (Geoestudios S.A., 2011).

2.1.1.1 Llanura aluvial: ríos Daule y Babahoyo

Este dominio se extiende por el noreste del área metropolitana de Guayaquil, abarcando a su vez zonas de los cantones Samborondón y Durán. Su territorio se encuentra definido por las cuencas de los ríos Daule y Babahoyo, que convergen en la parroquia urbana La Puntilla, próximo al puente de la Unidad Nacional. Esta unión da lugar al río Guayas, el cual fluye en dirección sur entre elevaciones residuales como el cerro del Carmen y cerros Durán.

Entre las geformas que más predominan está la llanura de inundación parcial, donde se depositan limos y arcillas durante las crecientes y época lluviosa, conformando gran parte del terreno. Sobre esta llanura se asientan ciudadelas importantes como Atarazana, Fuerzas Armadas del Ecuador (FAE), Alborada y Garzota, requiriendo relleno artificial como método de mitigación para el riesgo de inundaciones.

Los ríos Daule y Babahoyo han dado lugar a la formación de numerosos bancos de arena y limo-arcilla, en especial al norte. Estos depósitos sedimentarios con un producto de procesos de acumulación natural a lo largo de cauces meandriiformes de los ríos. En la parte inferior del río Babahoyo, estas acumulaciones han dado origen a islas como Mocolí, Penitencia y Herminia.

2.1.1.2 Complejo deltaico-estuarino Río Guayas.

Este extenso territorio caracterizado por una forma semi-triangular, conocido como el Golfo de Guayaquil, se despliega desde las elevaciones de los cerros del Carmen, Santa Ana y Durán en dirección sur. Se encuentra conformado por un sinnúmero de islas cubiertas por manglares y red de canales de agua salobre. Su límite meridional lo marca el canal que conecta al canal Jambelí con El Morro, separándolo de Isla Puná.

En base a los estudios de Benítez (1995), los aspectos geomorfológicos incluyen:

Canal distributivo principal: este canal, formado por el estuario del río Guayas, se

extiende de norte a sur desde Guayaquil hasta cercanías de la Isla Puná. En dirección sur, se divide en canales secundarios y nuevas islas, siendo la Isla Santay un ejemplo destacado, caracterizado por el movimiento de corrientes de marea que transportan arena y depositan limo-arcilla.

Malecón natural: situado al margen derecho del canal principal, esta franja estrecha y alargada se extiende desde el cerro Santa Ana hacia el sur, formando la “Península de Guayaquil”, inicio del desarrollo urbano de la ciudad, donde entrelazan los depósitos aluviales y estuarinos.

Estero Salado: Este sistema de sedimentación activo, compuesto por canales e islas al suroeste de Guayaquil, está dominado por bosques de manglar adaptados a aguas salobres. Se encuentra conectado al estuarino del Guayas por diversos canales, las islas presentan una zonificación concéntrica que incluye salitrales, vegetación baja, manglares con variación de altura, con canales de drenaje radial.

2.1.1.3 Cordillera Chongón-Colonche (CCC)

Se localiza en el cuadrante NE de la ciudad entendiéndose hacia el Oeste desde los cerros del barrio San Pedro y la ciudadela Bellavista. Es una estructura homoclinal con rumbo N110°, caracterizado por rocas antiguas del Paleoceno y el Cretáceo, las cuales han experimentado erosión desde el Eoceno Superior. La formación Ancón, Las Masas, Cayo, Piñón, San Eduardo y Guayaquil son las formaciones de roca que comprenden esta cordillera.

Las geoformas del área según Geoestudios S.A (2011) se encuentran relacionadas con tres dominios: dominio estructural, dominio erosivo y dominio acumulativo.

Dominio estructural: representan la extensión sur de la CCC. Esta cadena montañosa es caracterizada por su estructura homoclinal de calizas de la Fm. San Eduardo y lutitas de la Fm. Guayaquil, esta estructura tiene una inclinación aproximada de 17° (variación entre 15°-40°) en dirección sur. Está compuesta por dos unidades geomorfológicas principales como las colinas altas (200-400 m.s.n.m) y colinas medias (100-200 m.s.n.m). Aunque la denominación “cordillera” suele reservarse para montañas superior a los 400 m.s.n.m, se le ha otorgado dicha denominación como término informal.

Dominio erosivo: este dominio abarca la ladera norte de la CCC, donde afloran rocas de la Formación Piñón y Formación Cayo, estas pendientes a diferencia de las otras zonas de la cordillera, presentan una variación que puede ir en contra del buzamiento general de la estructura homoclinal. Las unidades geomorfológicas se caracterizan por colinas bajas de altura mejor a los 100 m.s.n.m, con pendientes moderadas (inferiores a 40°).

Dominio acumulativo: abarca zonas donde la erosión constante genera la acumulación temporal de los materiales erosionados. Estas acumulaciones conocidas como depósitos sedimentarios, puede adoptar diversas formas, como cono de deyección, coluviones, depósitos aluviales y depósitos lacustres.

2.2 Suelos

La diversidad de suelos en la zona de estudio se debe a la conjunción de diversos factores tales como: combinación de ambientes geológicos, la presencia de materiales originales distintos (in situ) y fuerzas exógenas que influyen en la corteza terrestre afectando la variación de la geodinámica, entre los tipos de suelos presentes de Guayaquil están los residuales, transportados, coluviales, coluviales-aluviales, aluviales descritos en la Tabla 2.

Tabla 2. *Suelos existentes en el área de estudio.*

Suelos residuales	Se forman in situ por meteorización y descomposición de roca madre, representan un control litológico-formacional bien establecido.
Suelos Transportados	Se caracterizan por trasladarse desde su lugar de origen y ser depositados en un nuevo lugar por agentes como viento, agua o gravedad, Se forman lejos de la roca madre
Suelos Coluviales	Formados por la acumulación de materiales que se han trasladado por acción de gravedad, se sitúan al pie de colinas

más altas (dominio estructural). Estas arcillas son rojas y duras al tacto, pero, en condiciones de humedad son muy plásticas.

Suelos Coluviales-Aluviales Resultan de la combinación de procesos coluviales y aluviales, presentan una mezcla de materiales de diverso tamaño y de composición, se encuentran en cauces o al pie de colinas del dominio erosivo como los de Colinas de Ceibos o Campus ESPOL.

Suelos Aluviales Presentes en la cuenca de drenaje del río Guayas, transportados y depositados a lo largo de la plataforma Daule y Babahoyo.

Suelos Deltáicos Se forman en las desembocaduras de los ríos, estos suelos han sido transportados y depositados por un conjunto de canales que se entrelazan al río Guayas con el Golfo de Guayaquil.

Nota. La diversidad de suelos se debe a la combinación de ambientes geológicos, ocurrencia de materiales presentes y la geodinámica exógena. Tomado en referencia a Geoestudios S.A (2011).

2.2 Descripción litológica: Formaciones geológicas

2.2.1 Formación Piñón

Representa el basamento cristalino de la costa ecuatoriana, compuesto por un complejo volcánico predominante de rocas basálticas con lavas almohadillas, indicando un medio de depósito acuoso. Esta formación también contiene una forma de enfriamiento columnar a masivo en lavas, además de una notable presencia de intrusivos con composición que varía de granadorítica a tonalítica (Labrousse & Bernard, 1986).

2.2.2 Formación Cayo

Es un grupo influyente de rocas con origen volcánico-clástico con un ambiente de depósito marino. La formación para mejor interpretación se subdivide en cinco miembros (C1, C2, C3, C4,

C5) con predominios de lutitas o de areniscas, conglomerados y brechas (Benitez, 1995; Bristow & Roger, 1976).

La **capa basal C5** conocida anteriormente como “miembro basal Calentura”, aflora en el cerro Jordán, ciudadela las Orquídeas y Vía Perimetral tiene un espesor de 450 metros. Su litología está predominada por rocas de grano fino, y en menor proporción rocas de grano grueso, incluyendo: turbiditas-clastos de lutitas silíceas, lutitas silíceas tobáceas y tobáceas, calizas micro-decimétricas.

La **capa basal C4** esta unidad de 300 metros de espesor, se caracteriza por afloramientos en las canteras del Quinto Guayas, Colinas del Samán, y Cdla. El Cóndor. Predominan megaturbiditas con clastos de rocas ígneas andesíticas, areniscas turbidíticas (micro brechosas) y lutitas tobáceas. En menor proporción se encuentran tobas arenosas vitro-feldespáticas, existe presencia de radiolarios en las rocas de grano fino y diques ígneos porfiríticos que aportan al ambiente de sedimentación marino.

La **capa basal C3** es una unidad de espesor de 650 metros. Se caracteriza por la predominancia de rocas de grano fino con intercalación de areniscas métricas. Sus afloramientos se distinguen en colinas de Sauces VI, Aldea de niños y la Vía Perimetral. Comprenden rocas como las lutitas tobáceas calcáreas (radiolarios y foraminíferos), areniscas tobáceas feldespáticas, tobas arenosas y microbrechosas ambas decimétricas - métricas.

La **capa C2**, con espesor de 550 metros, se destacan las megaturbiditas de tamaño decamétrico, como las generadoras de estratos de 10-20 metros de turbiditas gradadas. En la vía Perimetral por el campus se observan estos afloramientos en común con areniscas tobáceas lito-feldespáticas, donde su color característico verde por cloritización se destaca.

La **capa C1**, con espesor de 900 metros, se encuentra comúnmente en Vía Perimetral y al sur de Via La Costa. Se compone principalmente por rocas de grano fino que se extienden de forma lateral, aunque son similares a la formación Guayaquil, se diferencian por un menor contenido de sílice y carbonato.

2.2.3 Formación Guayaquil

Esta formación se compone principalmente de lutitas silíceas y calcáreas, aunque pueden encontrarse también areniscas, cherts y limolitas, forma una parte indispensable del flanco sur de la CCC, caracterizada por un espesor de 320 metros. Su particularidad estratigráfica permite la subdivisión de los miembros superior e inferior (Benitez, et al. 2005).

Miembro inferior, con espesor de 85 metros se compone de una serie repetitiva de lutitas silíceas de pocos centímetros de espesor, se caracterizan por presencia de microfauna de radiolarios y cherts. Con frecuencia, se observan delgadas capas de arcillolitas tobáceas intercaladas, aflorando en el corte de la Cda. Bellavista.

Miembro superior, con espesor de 155 metros, está compuesto por lutitas calcáreas y silíceas con colores grisáceos oscuros. La presencia de capas alternadas de tobas arenosas o también conocidas como areniscas tobáceas de diferentes espesores y calcáreas, en particular su contenido de materia orgánica (diversidad de microfauna) puede considerarse bituminosas.

2.3. Geología Estructural

2.3.1 Fallas corticales

El estudio propuesto por Benítez (1995) implementó imágenes radar para identificar dos direcciones principales de alineamientos en la zona: noreste-suroeste y noreste-sureste. Con esta base la SGR ha tomado medidas en campo de algunos sitios y otros han sido inferidos para caracterizar las fallas geológicas activas con capacidad de generar actividad sísmica, donde se identificó 44 fallas activas, estas fallas fueron agrupadas en base a sus características estructurales y ambientes tectónicos, asociados a tres sistemas de fallas: Dolores Guayaquil, Chanduy y La Cruz y el sistema de fallas Colonche (Tabla 3).

Tabla 3. *Agrupación de sistemas de fallas con características similares*

Sistemas de fallas	Ambiente
Dolores Guayaquil	tectónico, desplazamiento lateral dextral y sinistral.
Chanduy y La Cruz	tectónico distensivo (extensional)
Colonche	tectónico compresivo

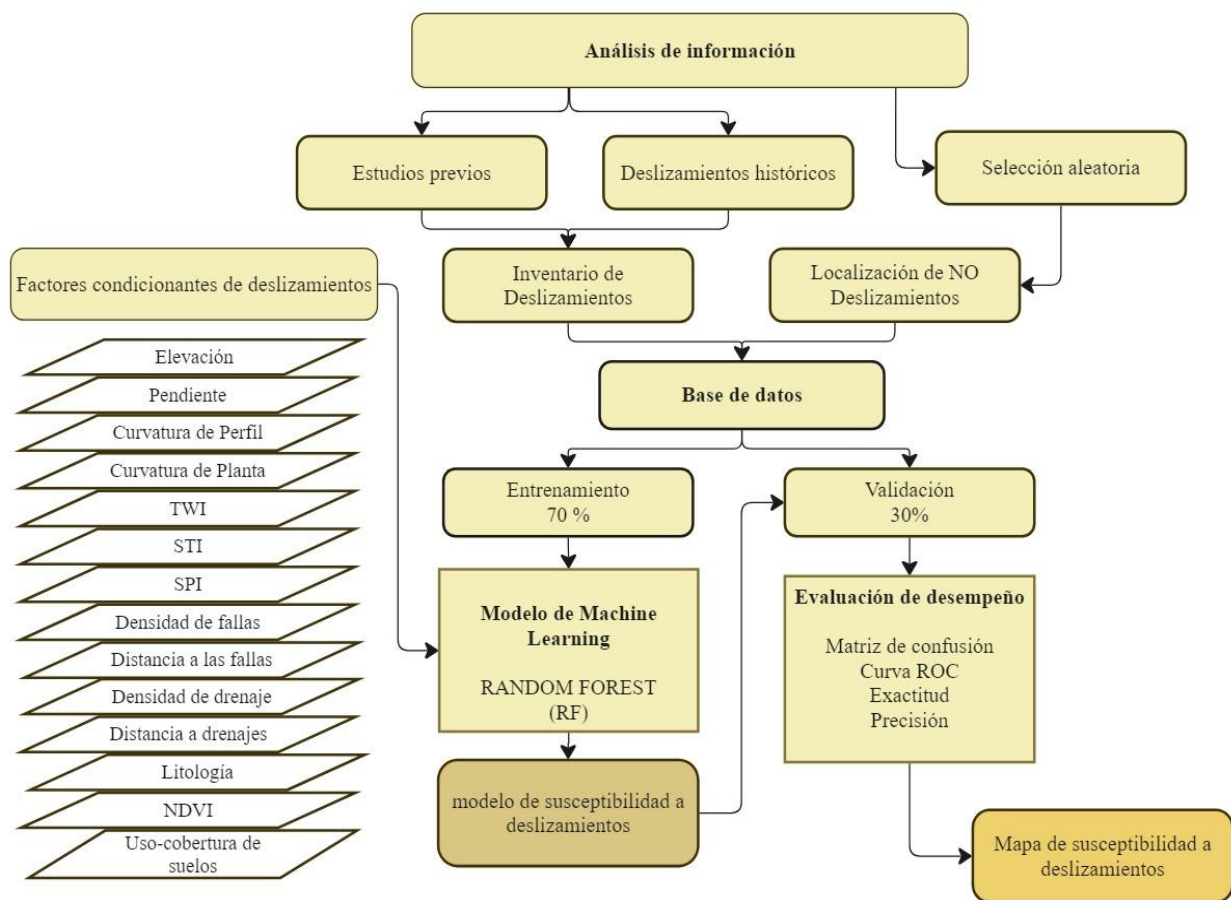
Nota. División de sistemas de fallas según el estudio elaborado por Geoestudios S.A.(2011).

Capítulo 3

3. Datos y Métodos

En este capítulo se presenta la metodología implementada en el desarrollo del proyecto, esquematizada en la Figura 8, la cual se enfoca en el análisis de información como recolección de datos para el inventario de deslizamientos, factores condicionantes de deslizamientos, aplicación y validación del modelo de ML hasta la obtención y análisis de resultados del mapa de susceptibilidad.

Figura 8. Diagrama de la metodología aplicada en el proyecto



3.1 Análisis de información

La información se adquirió a través de la recopilación de **estudios previos** como bibliografía, artículos, tesis y publicaciones relacionadas a la aplicación de ML en susceptibilidad a deslizamientos, a su vez se analizó una base de datos con los **deslizamientos históricos** (Tabla 4), de la cual se extrajo los deslizamientos del área de estudio en el periodo del 2011 al 2024.

Tabla 4. Recopilación base para la elaboración del modelo

Descripción	Fuente	Tipo	Año	Escala/Resolución espacial [m]
Base de datos inventario	SGR- campo	Vector	2011-2024	-
DEM	SIGTIERRAS	Raster	2010	4
TWI	Elaboración propia	Raster	2024	4
STI	Elaboración propia	Raster	2024	4
SPI	Elaboración propia	Raster	2024	4
Altitud	Elaboración propia	Raster	2024	4
Curvatura de Perfil	Elaboración propia	Raster	2024	4
Curvatura en Planta	Elaboración propia	Raster	2024	4
Densidad de fallas	Elaboración propia	Raster	2024	4
Distancia a las fallas	Elaboración propia	Raster	2024	4
Densidad de drenaje	Elaboración propia	Raster	2024	4
Distancia a los drenajes	Elaboración propia	Raster	2024	4
Pendiente	Elaboración propia	Raster	2024	4
NDVI	GEE- Sentinel multiespectral	Raster	2023	10
Uso y cobertura de suelos	Imágenes Planet	Raster	2024	4.7
Litología	GADM Guayaquil	Vector	2011	1:25.000
Fallas geológicas	Mapa sismotectónico Clirsen y Mapa Geológico	Vector	1957-1997	1:50.000
Drenajes naturales	GAD Guayaquil	Vector	2011	1:25.000

La información de la base de datos se convirtió en un formato compatible con el software ArcGIS, para visualizar la ubicación preliminar de los eventos históricos. La estructura inicial de la base de datos contenía la ubicación del evento con sus coordenadas (x,y), fecha, lugar del evento, cantidad de personas afectadas, infraestructuras afectadas y estado de actividad. A partir de esta base de datos se elaboró el **inventario de deslizamientos**.

Se realizó el levantamiento de los deslizamientos con ayuda de imágenes satelitales de Google Earth Pro y reconocimientos en campo con planificación previa (Figura 9), los cuales se representaron a través de polígonos. El trabajo de campo estuvo apoyado con el uso de la ficha de inventario de deslizamientos (*anexas*) elaborada para este estudio en base a la ficha de inventarios del Instituto de Investigación Geológico y Energético (IIGE) y SGR.

El área mayor del inventario cubría aproximadamente 70.72km^2 , no obstante, al no contar con un área precisa de cada evento puntual en la mayor parte de las muestras, se adoptó la metodología de diversos autores (Pham et al., 2016; Shahabi et al., 2014; Zhou et al., 2021). La cual consiste en calcular el punto central del área estimada como localización del evento, en base a este criterio se determinó las muestras de ocurrencia (positivas).

El **inventario de deslizamientos**, tiene la finalidad de caracterizar el tipo de deslizamiento (clasificación Varnes), disposición de estructuras, presencia de materiales, características propias y corroborar las coordenadas (ubicación).

Figura 9. *Deslizamiento tipo caída de roca*

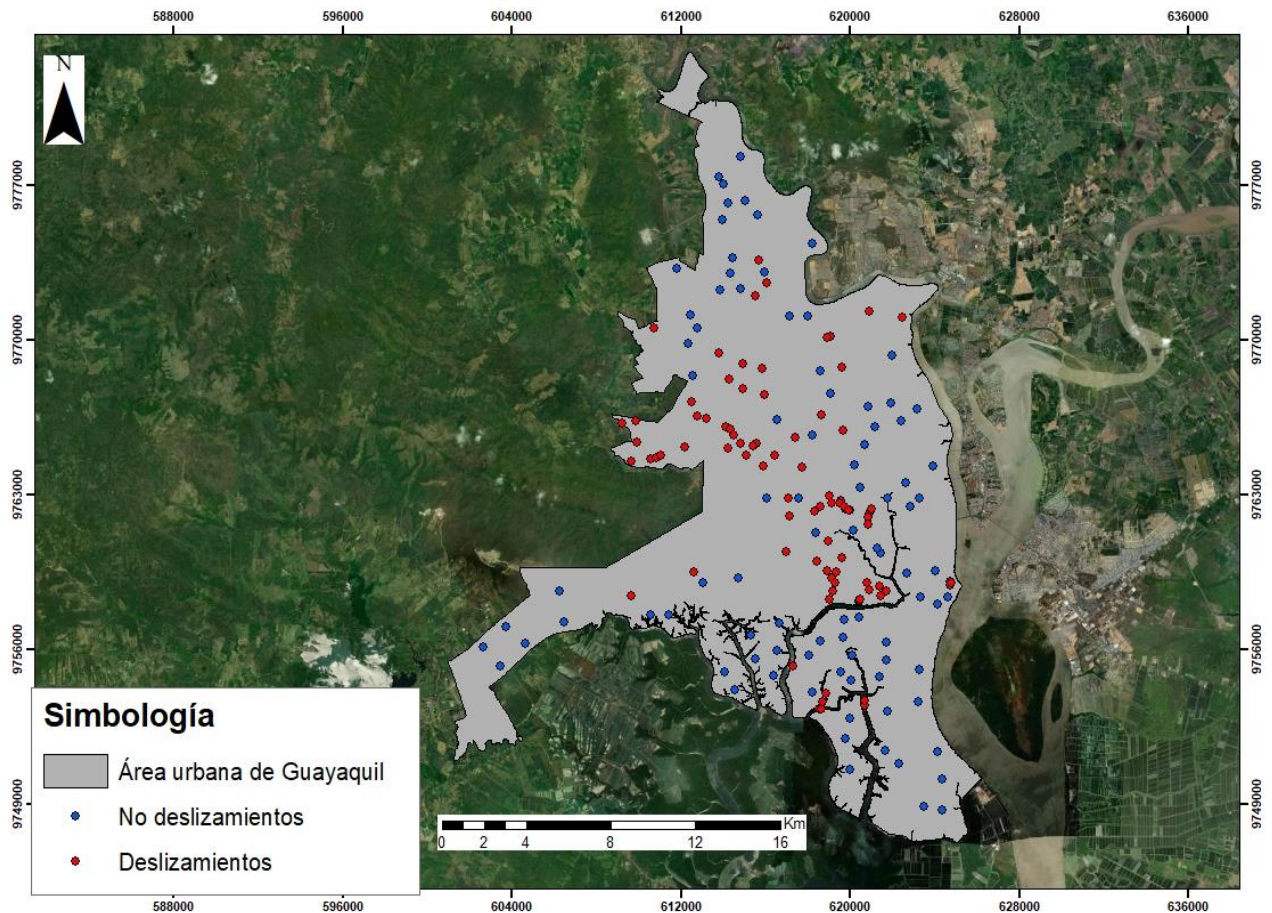


Nota. Deslizamiento ubicado en Mapasingue Este Coop. 26 de febrero, con estado de actividad: activo, material muy meteorizado.

Las áreas de no ocurrencias de deslizamientos, se determinaron mediante muestreo aleatorio y zonas de influencia (Z. Guo et al., 2024; Xi et al., 2022). Para ello, se elaboró un buffer tomando en referencia al área mayor del inventario ($70,72\text{m}^2$) en los puntos de ocurrencia, para garantizar una distancia mínima entre la identificación de un deslizamiento y no deslizamiento, esta teoría propuesta se complementó con la revisión de imágenes satelitales para digitalizar la **localización**

de no deslizamientos, en total se elaboró la misma cantidad de puntos en relación a las áreas de deslizamiento (Figura 10).

Figura 10. Mapa de ubicación de puntos de deslizamiento y no deslizamiento

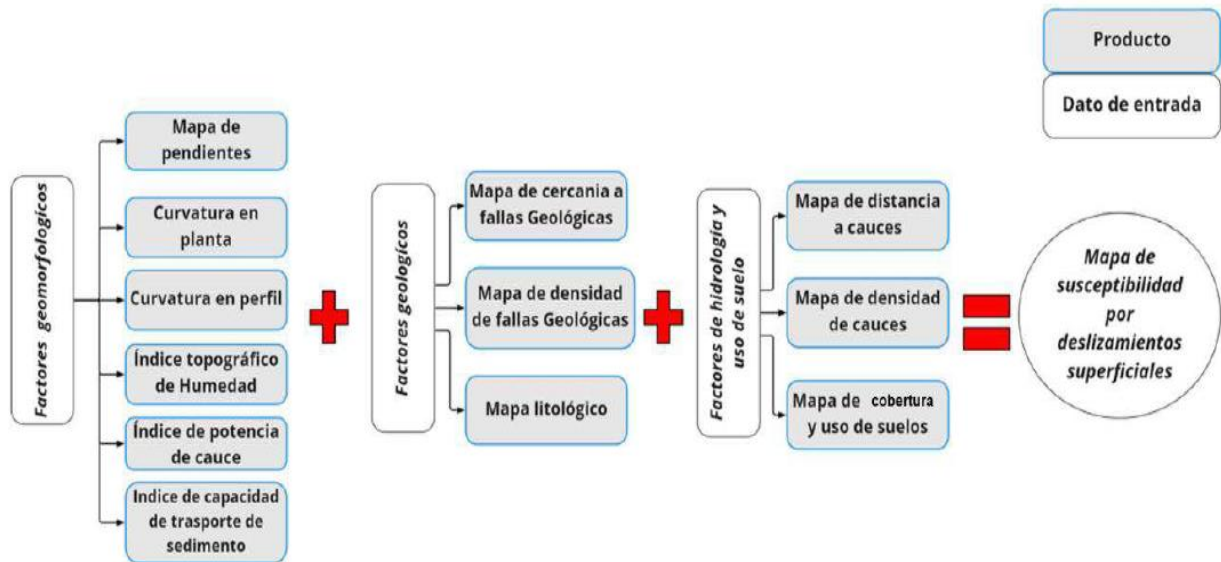


3.2 Factores condicionantes de deslizamientos

Existe una diversidad de factores condicionantes en deslizamientos, sin embargo, no hay un criterio universal para la selección de los factores en el modelado de susceptibilidad a deslizamientos (Budimir et al., 2015). Se ha considerado como base para la elección de los factores condicionantes el Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático del Ecuador (Figura 11) y estudios anteriores sobre modelado de susceptibilidad con técnicas de ML. Para este estudio se evaluó 14 variables: altitud, pendiente, curvatura de perfil, curvatura de planta, índice topográfico de humedad (TWI), índice potencial de corriente (SPI), índice de transporte de sedimentos (STI), litología, densidad de fallas, densidad de drenaje, distancia a las fallas, distancia a los drenajes, índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y uso-cobertura de suelos, los cuales

fueron generados a partir del DEM SIGTIERRAS 2010, con una resolución espacial de 4 metros, imágenes satelitales planet y mapas temáticos: geológicos y geomorfológicos, procesados en los softwares ArcGIS Pro, QGIS y SagaGIS (Figura 13).

Figura 11. Factores de evaluación para susceptibilidad a deslizamientos



Nota. Tomado del Plan Nacional de adaptación al cambio climático del Ecuador (MAATT, 2023)

Altitud, este factor influye en la ocurrencia de deslizamientos, ya que está relacionado con la topografía del terreno, afectación del clima, precipitaciones, variaciones en la temperatura, vegetación y meteorización (T. Zhang et al., 2022).

Pendiente, es considerado como uno de los de mayor impacto en la estabilidad de laderas, ya que al aumentar el ángulo de la pendiente también incrementa la fuerza de los esfuerzos cortantes que están vinculados con la gravedad, por lo que en terrenos empinados existe mayor inestabilidad (Dehnavi et al., 2015). Para elaborar el mapa de pendientes se utilizó herramientas de “Spatial Analyst Tools” → Surface → Slope del software ArcGis, en grados (°).

Curvatura en planta, denota la forma curva del terreno en dirección perpendicular respecto a la pendiente. el cual establece la dirección del flujo de material que se encuentra en la superficie y en el suelo, mientras que la forma curva que describe la pendiente del terreno a lo largo de su longitud se conoce como **curvatura de perfil** (Meten et al., 2015).

El **SPI**, es un indicador de la capacidad de erosión del agua que fluye por un cauce y a su vez la intensidad de erosión del río o quebrada, es decir la escorrentía (Pourghasemi et al., 2012) . Si la capacidad del cauce es mayor para erosionar entonces existe mayor probabilidad de inestabilidad en la base de vertientes, taludes o en los bancos de los ríos.

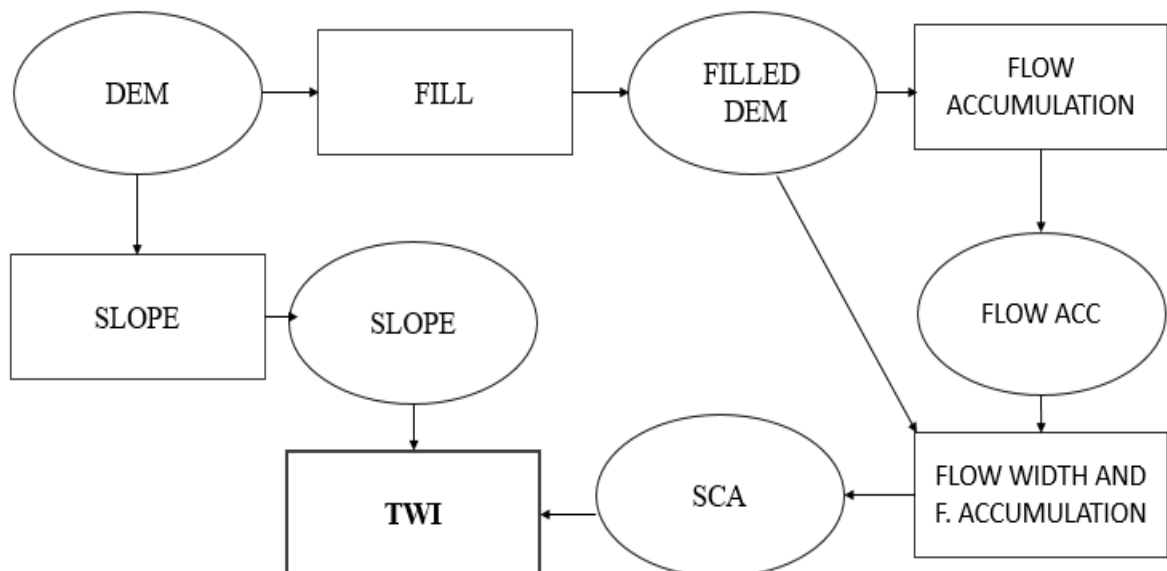
Para obtener el SPI se calculó mediante la representación de la ecuación 3.1, donde CA es el área de captación y G la gradiente de la pendiente

$$\mathbf{SPI} = \ln (CA * \tan G) \quad (3.1)$$

El **TWI**, representa la influencia de topografía en la escorrentía regional y dirección de flujo del agua (Meten et al., 2015). Puede ser calculado a través de la relación del logaritmo natural área de la curva de captación específica (SCA) y la pendiente (ecuación 3.2).

$$\mathbf{TWI} = \ln (SCA / \tan (\beta)) \quad (3.2)$$

Figura 12. Diagrama de los pasos para la elaboración del TWI.



Nota. Metodología tomada de Mattivi et al. (2019).

El **STI**, permite realizar una evaluación sobre la erosión del suelo en diversas áreas como agrícolas, forestales y urbanas. Para esto se utilizó los mapas base previamente elaborados anteriormente, basados en la ecuación 3.3 donde A_s es el potencial de acumulación de flujo de la cuenca y $\sin \beta$, la pendiente.

$$STI = (A_s/22.13)^{0.6} * (\sin \beta/0.0896)^{1.3} \quad (3.3)$$

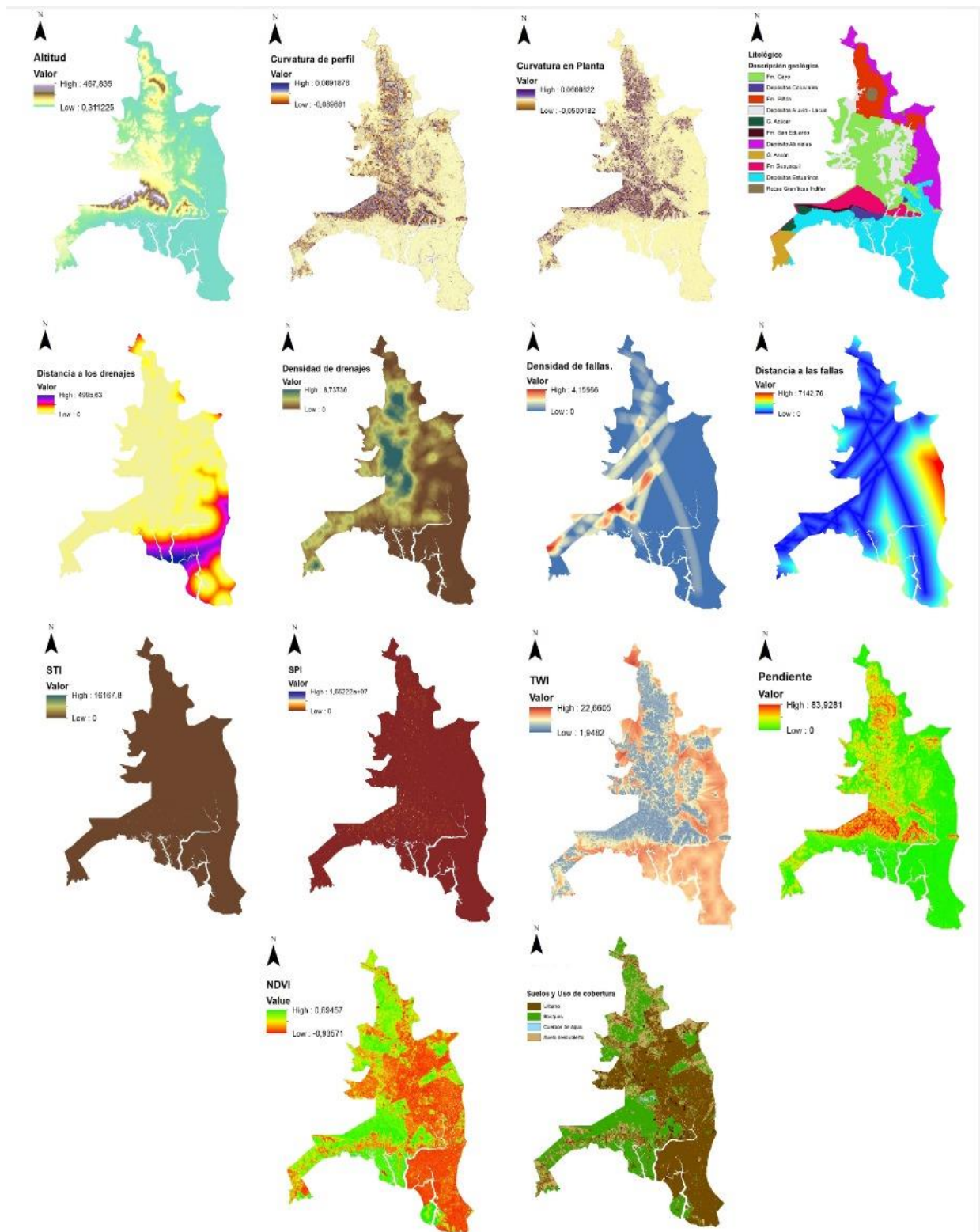
Litología, las propiedades geológicas del terreno como las unidades litológicas el cual involucran diversidad de texturas, estratificación y dureza, influyen directamente en el comportamiento geo mecánico, incluyendo la resistencia al esfuerzo, la susceptibilidad a la intemperie, distribución de tensiones internas y características de deformación y rotura, estos condicionan a su vez la estabilidad de laderas y la tasa de erosión superficial (Varnes & on Slopes, 1984).

Densidad de fallas, en los deslizamientos la presencia de zonas de fractura (fallas) debilita el terreno por lo que su identificación permite analizar e identificar zonas más susceptibles, para su cálculo se utilizó las fallas geológicas proporcionadas del estudio de la SGR (2011), con el DEM, calculando la densidad a través de herramientas de geo procesamiento.

Densidad de drenaje, este índice indica la influencia de la geología, topografía, suelos y vegetación en base al tiempo del escurrimiento superficial. La densidad de drenaje relaciona la longitud total de los cuerpos de agua y el área de la cuenca de drenaje. Una mayor densidad de drenaje implica menor infiltración y movimiento más rápido del flujo superficial. La mayor infiltración ocurre cuando las laderas se encuentran cercanas a los arroyos donde los materiales presentan máxima permeabilidad, como las rocas fragmentadas o depósitos coluviales. (Dai & Lee, 2002; Nagarajan et al., 2000). A través de la ecuación 3.4, donde se expresa la relación

$$D_d = \frac{\sum LC}{A} \quad (3.4)$$

Figura 13. Factores condicionantes para la evaluación de susceptibilidad



Nota. Los factores condicionantes con su respectiva escala, se encuentran en el apartado de anexos.

Distancia a las fallas, la proximidad a las fallas permite evaluar indirectamente la permeabilidad secundaria de los materiales geológicos, esto contribuye a la formación de deslizamientos por presencia de discontinuidades en el material del talud. Estas discontinuidades incrementan cuando permanecen cercanas a las fallas, es por esto que para obtener el resultado final se consideró las fallas geológicas calculando la distancia a través de herramientas análisis>geoprocesamiento>distancia euclidiana.

Distancia a los drenajes, influye de forma directa a las propiedades geotécnicas del material del talud. Un contenido de humedad mayor y saturación del suelo, por cercanías a las líneas de drenaje, reducen la resistencia al corte del material, favoreciendo los procesos erosivos en la base del talud. Esta variable fue obtenida a través de los drenajes del área de estudio y herramientas de geo procesamiento similar a la obtención de distancia a las fallas.

El **NDVI**, es un factor esencial para cuantificar la salud de la vegetación. Este índice fue calculado mediante el procesamiento de imágenes satelitales Sentinel-2 multiespectral con resolución espacial de 10m y nubosidad promedio de 25%, en la plataforma Google Earth Engine (GEE). El NDVI puede ser calculado a través de la ecuación (3.5), donde NIR representa las bandas infrarrojo cercano y R las bandas Rojo.

$$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \quad (3.5)$$

Uso y cobertura de suelos, este factor también se obtuvo a través de técnicas de teledetección como la comparación de imágenes satelitales sentinel-2 multiespectral e imágenes planet (Tabla 4), a través de clasificación supervisada y no supervisada. Se utilizó combinaciones de banda como falso color (infrarrojo, rojo, verde) para mejor visualización de la vegetación. En este apartado, ambas imágenes no tuvieron los mejores resultados esto se debe a la posible nubosidad y los colores de reflectancia presentes, no obstante, la mejor clasificación entre ambos métodos, fue a través de imágenes planet.

3.3 Preparación y división de la muestra

El proyecto se desarrolló utilizando el lenguaje R, el cual es un lenguaje de programación interpretado con acceso libre. El software **Rstudio** es un interfaz que permite desarrollar y ejecutar el código R, esta configuración incluye la importación de paquetes (Tabla 5) para la generación de algoritmos con resultados eficientes.

Tabla 5. Paquetes importados en lenguaje R para generación del modelo ML

<i>Paquetes</i>	Descripción base
<i>Raster</i>	Permite manejar datos espaciales en formato ráster
<i>Terra</i>	Facilita el procesamiento y manejo de grandes datasets ráster y vectoriales
<i>Sp</i>	Proporciona clases y métodos de manipulación de datos espaciales, integrando con facilidad los demás paquetes espaciales.
<i>Mapview</i>	Facilita la creación de mapas interactivos para la visualización de datos.
<i>CaTools</i>	Contiene funciones útiles para el preprocesamiento de datos, como la división de los datos de entrenamiento y prueba.
<i>SpatialML</i>	Facilita la integración de algoritmos de ML a datos espaciales, permitiendo la creación de modelos predictivos basados en la localización.
<i>pRoC</i>	Incluye la curva característica de funcionamiento del receptor (ROC) como parte de evaluación del rendimiento del modelo de clasificación, con el cálculo del área bajo la curva (AUC)
<i>randomForest</i>	Crea modelos de clasificación y regresión basados en múltiples árboles de decisión para mejorar la precisión de la decisión final.
<i>caret</i>	Incorpora una serie de funciones para el preprocesamiento de datos, selección de modelos, validación cruzada y evaluación del mismo.

Nota. Se muestra las librerías implementadas del algoritmo de ML en relación al modelo RF. Tomado de Paradis & Ahumada (2003).

En base al estudio del modelo de ML, los datos de entrada para el modelado de susceptibilidad constan de las variables condicionantes (14 variables) previamente obtenidas y normalizadas. La **normalización de datos** es un proceso matemático que se aplica a los datos para mantener la misma escala, en este caso entre 0 y 1, además de las variables condicionantes, el inventario de deslizamiento y localización de no deslizamientos son los datos que permiten obtener la evaluación y predicción de susceptibilidad a deslizamientos.

A partir de la base de datos de deslizamientos, se divide la muestra en **70% para entrenamiento** y **30% para la validación** del modelo (T. Zhang et al., 2022). Diversos autores utilizan esta proporción en base a una selección aleatoria, enfatizan que las muestras positivas y negativas (localización de no ocurrencia) deben tener la misma proporción 1:1, donde las muestras positivas se les proporcionó el valor de 1, y las negativas 0 (Luo et al., 2019; Segue et al., 2024; Wang et al., 2020).

3.4 Modelo de Machine learning

3.4.1 Random Forest (RF)

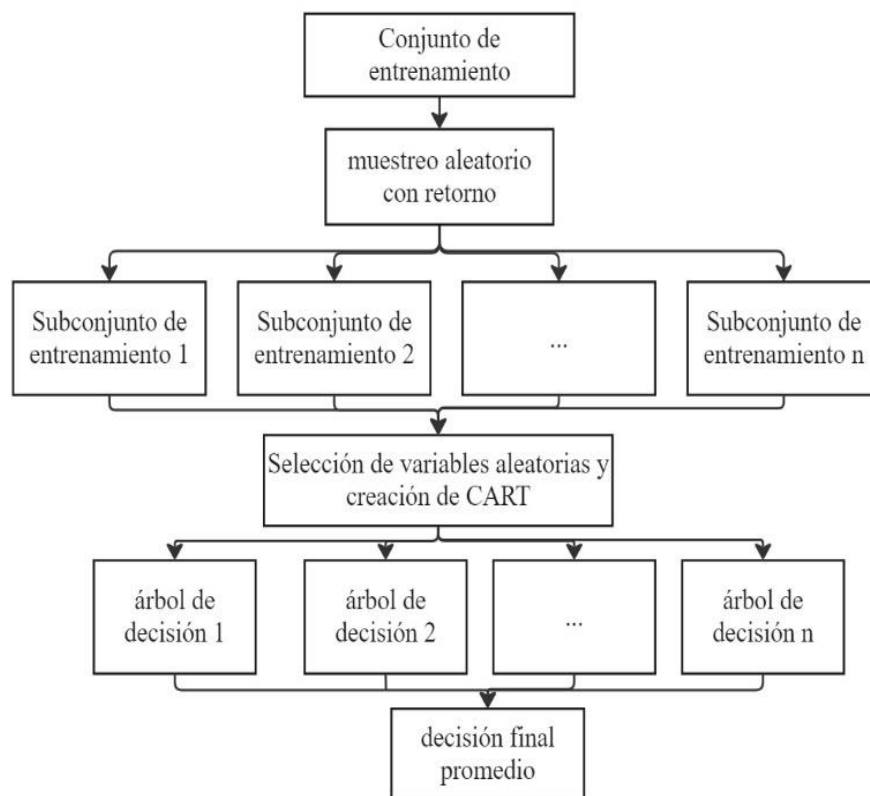
RF es un algoritmo de ML que selecciona de forma aleatoria los datos de entrada y los subconjuntos (nodos), escogiendo el valor del atributo predictivo que minimiza la impureza del nodo. Luego forma una colección de clasificadores con estructura de árbol (múltiples árboles de decisión) para cada submuestra a través del algoritmo cart (clasificación y regresión de árboles), posterior de esta selección y clasificación se construye un árbol de decisión diferente, generando un valor estimado el cual es obtenido en base a la predicción promedio de los árboles (Figura 14).

Como criterio de división de nodos se implementó la ecuación 3.6 del índice de impureza de Gini Δ_I , donde Δ_I cuantifica la disminución de índice de Gini luego de que se haya dividido la base de datos, $G(\tau)$ indica el valor de los datos de entrada antes de la división, c_l probabilidad de clases para el nodo derecho, c_r probabilidad de predicción de nodo izquierdo, $G(\tau_l)$ valor de probabilidad de Gini para el nodo izquierdo y $G(\tau_r)$ para el nodo derecho (Quevedo, 2019; Sun et al., 2020).

$$\Delta_I = G(\tau) - c_l G(\tau_l) - c_r G(\tau_r) \quad (3.6)$$

Al importar el algoritmo de RF de R, el índice de disminución de Gini viene incluido en el paquete RF.

Figura 14. Esquema del algoritmo Random Forest



Nota. Tomado de referencia al estudio propuesto por Pradhan (2017).

3.4.2 Evaluación de desempeño

3.4.2.1 Matriz de confusión

Es una herramienta utilizada para evaluar el desempeño de un algoritmo de clasificación. En esta matriz, las columnas indican los valores reales de cada clase, mientras que en las filas se muestra la cantidad de predicciones de cada clase que ha sido realizada por el algoritmo, es decir, la matriz permite identificar los aciertos y errores del modelo durante el procesamiento de ML (Barrios, 2019).

Figura 15. Matriz de confusión

		Valores reales	
		+	-
Valores de predicción	+	Verdaderos positivos	Falsos Positivos
	-	Falsos negativos	Verdaderos negativos

Nota. Los valores verdaderos positivos y negativos (Vp/Vn), se dividen en valor positivo/negativo real y valor positivo/negativo predicho, al igual que los falsos positivos y negativos (Fp/Fn), tomado de Barrios (2019).

Métricas de evaluación

A través de la matriz se puede determinar métricas de precisión, sensibilidad y especificidad. La precisión representa el porcentaje de acontecimientos positivos que se detectan (ecuación 3.7).

$$\text{Precisión} = (Vp+Vn) / (Vp+Vn+Fn+Fp) \quad (3.7)$$

La sensibilidad, relaciona la proporción de los acontecimientos positivos que han sido identificados de forma correcta por el algoritmo RF. (ecuación 3.8)

$$\text{Sensibilidad} = Vp / (Vp + Fn) \quad (3.8)$$

La especificidad, es la proporción entre los acontecimientos negativos que ha clasificado de forma correcta el algoritmo RF. (ecuación 3.9)

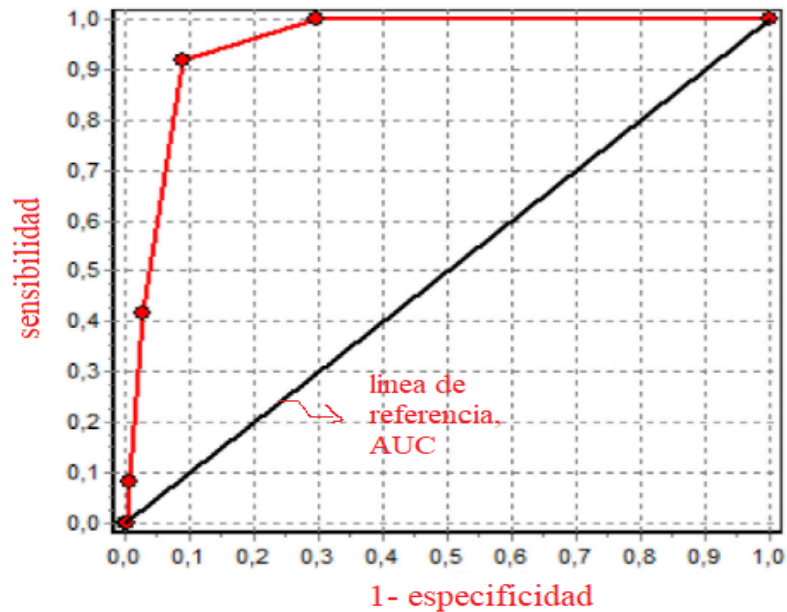
$$\text{Especificidad} = Vn / (Vn + Fp) \quad (3.9)$$

3.4.2.2 Curva ROC

El rendimiento del modelo se evaluó utilizando la curva característica operativa del receptor (ROC) donde se analiza el área bajo la curva (AUC), esta curva ilustra la relación entre

sensibilidad y especificidad en localizaciones de presencia de deslizamientos como en no deslizamientos. El valor AUC va de 0 a 1 o en porcentaje (0 a 100) %, indicando que entre más cercano a 1 o 100 mejor rendimiento presenta el modelo generado.

Figura 16. Curva ROC



Nota. Tomado en referencia al artículo sobre la curva ROC de Martínez Pérez & Pérez Martín (2023).

3.4.2.4 Mapa de susceptibilidad

Posteriormente a la evaluación de los resultados de cada modelo entrenado mediante la matriz de confusión, se genera el mapa de susceptibilidad utilizando los coeficientes de predicción obtenidos del algoritmo. A través del comando `writeRaster()` se guardó el objeto ráster en la carpeta especificada del proyecto en formato tiff, este archivo contiene el mapa de susceptibilidad generado por el modelo, para proceder luego a la clasificación de 5 clases, desde muy baja a muy alta susceptibilidad, en el software ArcGIS Pro. Se utilizó la metodología de clasificación de la PhD. Renata Quevedo quien ha realizado diversos estudios basados en análisis multitemporal y ML para susceptibilidad a deslizamientos (Quevedo, 2019; T. Zhang et al., 2022), esta

clasificación se divide en 5 niveles de susceptibilidad de muy baja a muy alta, descritas en la Tabla 6.

Tabla 6. *Clasificación de los niveles de susceptibilidad*

0.0-0.25	Muy baja
0.25-0.50	Baja
0.50-0.70	Media
0.70-0.90	Alta
0.90-1	Muy alta

Capítulo 4

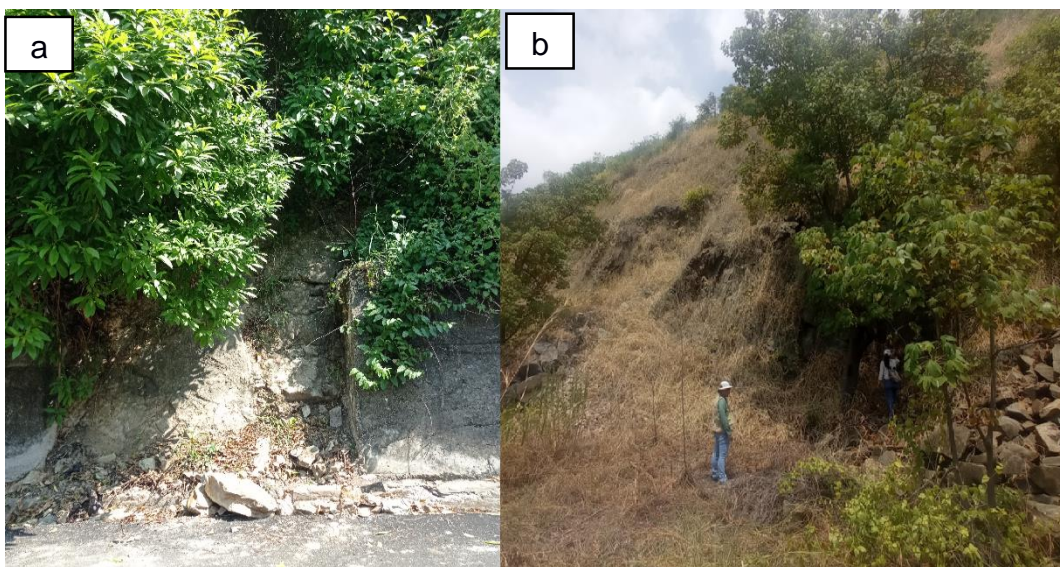
4. Resultados y Análisis

4.1 Inventario de deslizamientos

El inventario de deslizamientos está constituido por un total de 90 eventos entre los años 2011 al 2024 de la base de datos de la SGR y los más recientes que han sido identificados en campo (Figura 17). Este inventario contiene información crítica sobre la ubicación, el área aproximada del deslizamiento y el tipo de movimiento, los cuales han sido clasificados e identificados como: caída de roca, caída de detritos, flujo de detritos y deslizamientos, en base a sus características, observación, identificación del material, disposición de estructuras presentes y planos que fueron acompañados en la ficha de inventario y verificación de imágenes satelitales de Google Earth Pro.

Se realizaron un total de 30 verificaciones en campo de los cuales se elaboró 14 fichas de inventario (ver en anexos), ya que en algunos de los sitios no se podía acceder o tomar fotografías para descripción completa de la ficha. Sin embargo, se realizó anotaciones y se tomó las coordenadas para interpretación, ubicación y verificación de la localización de los eventos vistos.

Figura 17. *Evaluaciones en campo*



Nota. La figura 17(a) está ubicado en San Eduardo, el material presente se encuentra muy meteorizado, parte del talud se encuentra estabilizado, sin embargo, no cubre toda el área y este

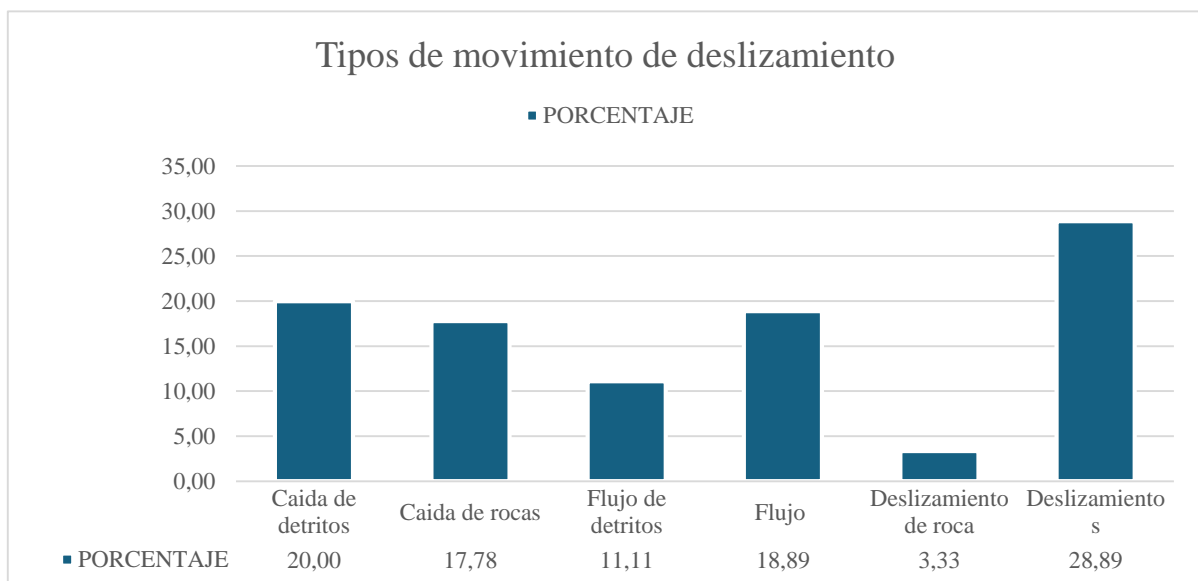
deslizamiento se encuentra entre dos viviendas. En la figura 17(b), el deslizamiento de tipo caída de roca se encuentra en la vía perimetral, con presencia de material muy fracturado y meteorizado.

En la Tabla 7 y Figura 18, se representa los tipos de movimiento identificados a través de salidas de campo e imágenes satelitales. Los deslizamientos de tipo caída son los de mayor ocurrencia con a un total de 34 eventos lo que representa un 37.78%, entre materiales de tipo roca y detritos, los de tipo flujo representan un 1/3 con una cantidad de 27 eventos (30%), los deslizamientos de roca un 2.22%, y la clasificación denominada como deslizamientos la cual corresponden a un 28.89%, representa a los deslizamientos no identificados a través de imágenes satelitales, fotografías o verificaciones en campo y uno de los verificados en campo se encontraba estabilizado.

Tabla 7. Clasificaciones de los deslizamientos respecto a la base de datos

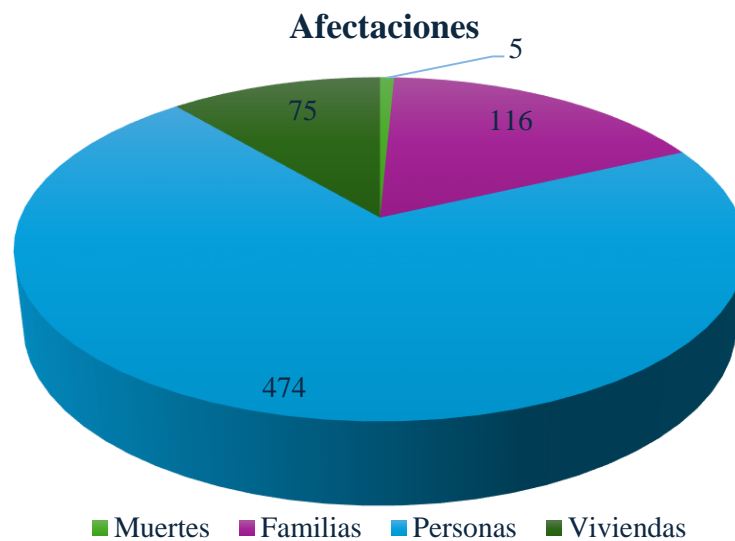
Tipo de movimiento	Cantidad
Caída de detritos	18
Caída de rocas	16
Flujo de detritos	10
Flujo	17
Deslizamiento de roca	3
Deslizamientos	26
TOTAL	90

Figura 18. Tipos de deslizamientos clasificados



Entre las afectaciones ilustradas en la Figura 19, se muestra la cantidad de personas, viviendas, familias y muertes causadas por estos eventos adversos como los deslizamientos, donde el evento con mayor cantidad de afectaciones fue el deslizamiento de roca de Las Malvinas, parroquia Ximena en el 2011, con una cantidad de 112 personas afectadas aledañas al deslizamiento ocurrido.

Figura 19. Impactos en el área urbana de Guayaquil



4.2 Evaluación de las variables que influyen en los deslizamientos

Las 14 variables condicionantes fueron re muestreadas a 4 metros para mantener la misma resolución espacial entre todas las variables, además se realizó el proceso de normalización de datos para mantener la misma escala (0 a 1) de evaluación y precisión en el entrenamiento y prueba del modelo.

Se obtuvo un total de 180 puntos entre los deslizamientos identificados y áreas de no deslizamientos, con una proporción de 126 muestras de datos para entrenamiento y 54 muestras para datos de prueba, para la predicción del modelo en base a las variables condicionantes.

El modelo RF también puede clasificar las variables en orden de importancia como se muestra en la Tabla 8, según la contribución relativa a la precisión de la clasificación del modelo

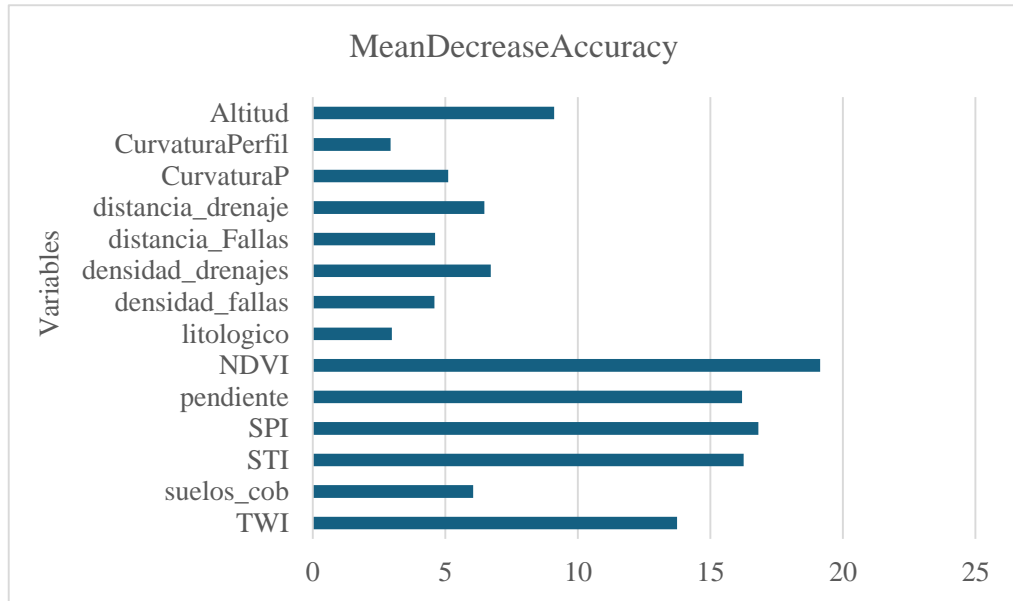
en cada una de las variables. Esto indica que dicha variable tiene un mayor impacto debido a la ocurrencia y repetición de sus clases en los puntos de deslizamientos.

En la Figura 20 se visualiza la disminución de la precisión del modelo, cuando una variable en específico es generada aleatoriamente mientras que las demás permanecen constantes (Merghadi et al., 2020; Parmar et al., 2019), esto indica que una mayor disminución en la precisión al intercambiar una variable, esta tiende a tener mayor importancia para el modelo. En esta evaluación las variables NDVI con 19.14, pendiente con 16.19 y STI con 16.24 representan un mayor índice de importancia como variable independiente y la variable curvatura de perfil y litológico presentan un menor índice de importancia (Tabla 8). Aunque la litología es considerada un factor indispensable en el análisis de estabilidad de talud, en este estudio la litología de escala 1:25.000 representa áreas geológicas más extensas y generalizadas por lo que esto influye en su utilidad a la resolución más fina en la que se analizaron los deslizamientos para el modelo ML. Además, se utilizó el método de clasificación de Mora & Varhson (1994) como cuantificación de la amenaza en litologías sin embargo, solo aumentó un 0.43 en el índice de importancia de la variable y disminuyó el rendimiento del modelo, por lo que se optó conservar la clasificación natural inicial.

Tabla 8. Variables condicionantes evaluadas por el algoritmo ML

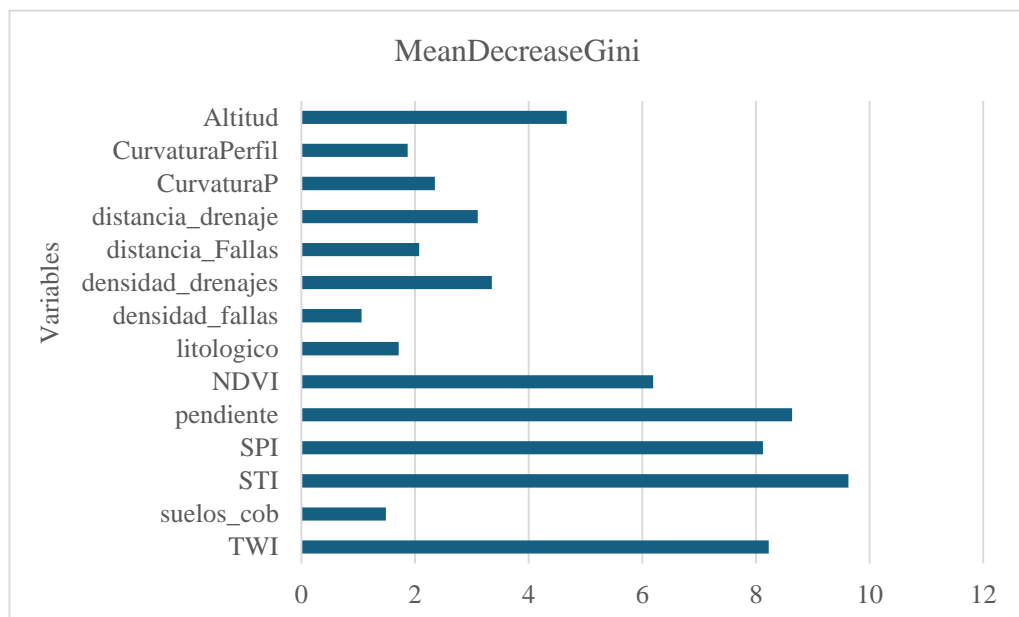
Variab les	0	1	MeanDecreaseAccuracy	MeanDecreaseGini
TWI	10,40370932	10,0475174	13,739403	8,223511
Suelos y cobertura	7,17934887	0,6662928	6,04727	1,489249
STI	9,67303509	15,1146433	16,247867	9,630845
SPI	6,65915088	16,5094838	16,810541	8,124784
Pendiente	9,99411756	14,6417972	16,194891	8,63477
NDVI	18,18676598	13,2327293	19,140422	6,189625
Litológico	0,02055318	3,2767504	2,980724	1,713212
Densidad fallas	1,9560549	4,0973376	4,584028	1,060306
Densidad drenajes	4,86660014	4,457587	6,714694	3,354983
Distancia fallas	0,95221968	4,6459854	4,61644	2,072093
Distancia drenaje	3,09921012	6,0048283	6,471938	3,10363
CurvaturaP	5,49976867	1,2056826	5,112229	2,351631
CurvaturaPerfil	3,58807733	0,5773011	2,938071	1,870209
Altitud	6,32771601	6,7065295	9,107364	4,672866

Figura 20. Evaluación de importancia clasificada por el modelo RF



En la Figura 21, se representa otra métrica de evaluación de importancia, basado en el índice de impureza de Gini, a través de la media de todos los arboles generados para una variable en específico, esto quiere decir el decrecimiento promedio en la impureza, en las divisiones por variable del modelo RF (Luo et al., 2019). Las variables como STI, TWI y pendiente con un alto valor medio de disminución del índice de Gini, indican, una contribución significativa en la clasificación, mejorando la pureza del modelo.

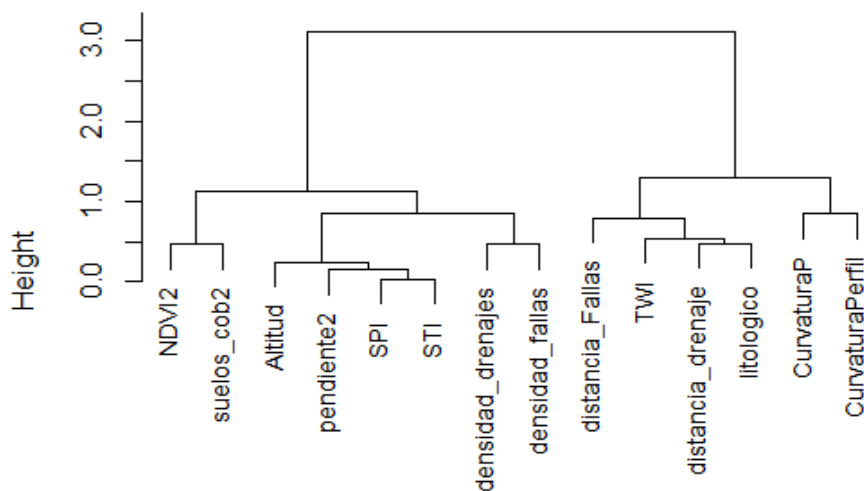
Figura 21. Evaluación de importancia basado en el índice de impureza de Gini.



Se evaluó la matriz de distancias a través de la matriz de correlación para elaborar un dendrograma de variables (Figura 23). El dendrograma muestra la agrupación de estas variables en base a una similitud entre ellas, donde el primer grupo (clúster) presenta dos subgrupos como NDVI, suelos y uso de cobertura vegetal que se fusiona con Altitud, y pendiente, SPI y STI generan otro subgrupo. Esto nos permite considerar la relación de patrones y agrupamientos entre variables, considerando variables más representativas de cada subgrupo en lugar de todas las variables.

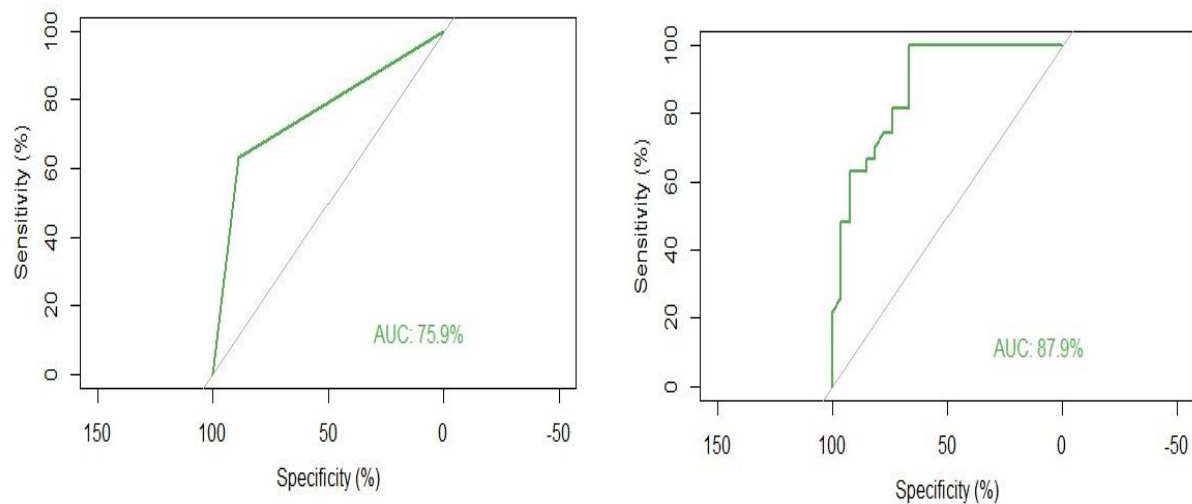
Se realizaron pruebas en base a la agrupación del dendrograma y a la correlación, donde las variables como Altitud, TWI y NDVI, estas variables además presentaron un valor mayor a 5, en el factor de inflación de varianza (vif), estas variables fueron eliminadas para identificar presencia o ausencia de cambios en el modelo, obteniendo una variación en el rendimiento. La primera variable eliminada fue la Altitud, disminuyendo un 0.60 del rendimiento el cual fue reflejado en la calibración de la curva ROC (Figura 24), luego se eliminó la variable de TWI reflejando una disminución de 0.08 y NDVI disminuyó en un 0.70 al rendimiento, además se visualizó los resultados del modelo para realizar un análisis y comparación de pixeles de los modelos de susceptibilidad obtenidos, reflejando una mejor clasificación el modelo final con un rendimiento de 0.885 el cual incluye todas las variables iniciales.

Figura 23. Dendrograma de variables



Aunque el modelo RF no es un método de regresión lineal, la identificación de multicolinealidad permite conocer si las variables referenciadas aportan de forma significativa al modelo y discriminar las que no refieren aporte alguno. Esto dio como resultado que, al eliminar una variable con una correlación moderada, baja el rendimiento, demostrando que variables iniciales son óptimas para el producto final, es decir RF es menos sensible a la multicolinealidad.

Figura 24. Curvas ROC como parte de la calibración del modelo



Nota. Los rendimientos mostrados representan a las pruebas realizadas donde a través de la evaluación de las variables se revisó que todas se encuentren normalizadas, revisión de valores No Data, para mejorar los resultados del rendimiento y del modelo final.

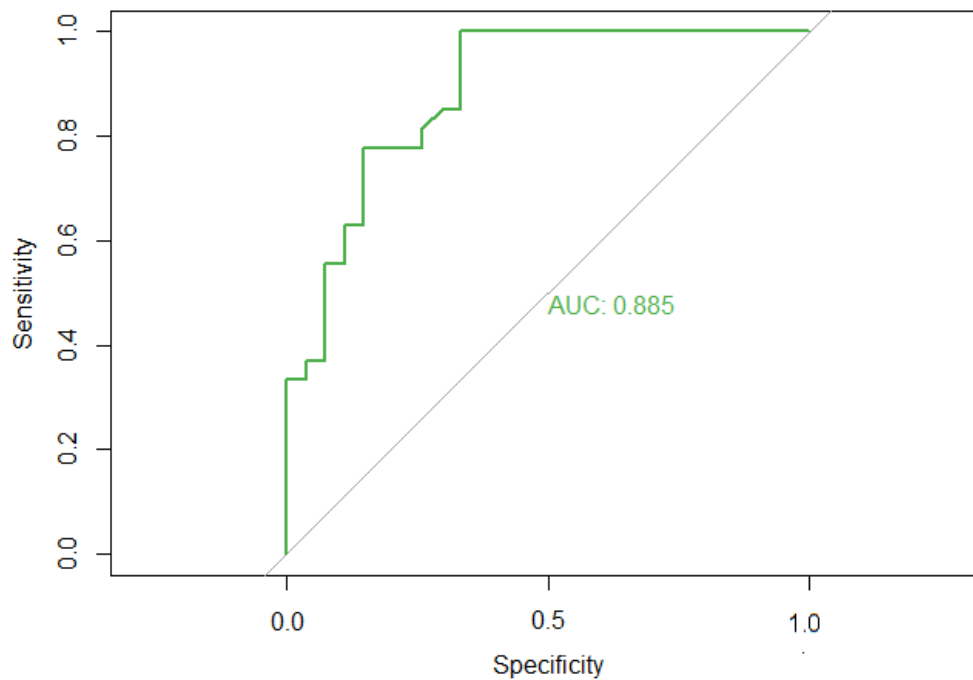
4.3 Evaluación de desempeño del modelo

Para la validación del modelo se tomó el 30% de la muestra total (54 muestras), donde los resultados de la matriz de confusión en la Figura 25, reflejan que 24 fueron identificados como verdaderos positivo (TP), 10 como falsos positivos (FP), 3 como falsos negativos y 17 como verdaderos negativos.

Figura 25. *Matriz de confusión de la muestra validada*

PREDICCIÓN	0	1
0	24	10
1	3	17

Estas métricas obtenidas muestran una sensibilidad del 85% y una especificidad del 70%, lo que permite generar la curva ROC, para evaluar el rendimiento del modelo. El valor AUC obtenido fue 0.885, lo cual, al estar cercano a 1 indica un desempeño notablemente bueno en la clasificación del modelo (Figura 26).

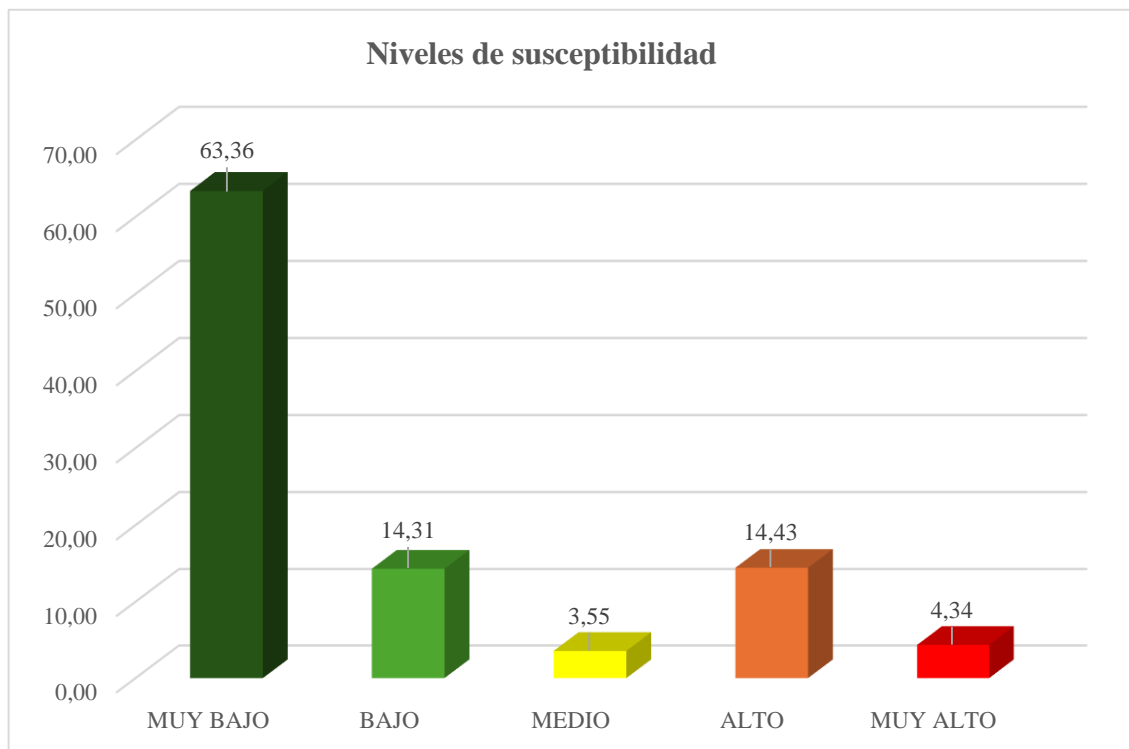
Figura 26. *Curva ROC del modelo RF*

4.5 Modelo de susceptibilidad a deslizamientos

El modelo resultante tiene una resolución espacial de 4m, escala 1:25.000. Las predicciones se encuentran entre valores de 0 y 1, estos indican las zonas potenciales de susceptibilidad y las menos susceptibles.

Como resultado de la clasificación de susceptibilidad se puede observar en la Figura 27, que, el territorio presenta zonas susceptibles altas a muy altas, alrededor de un 19%, lo que indica que el área urbana de Guayaquil no debe ignorar la amenaza por deslizamientos.

Figura 27. Proporción de niveles de susceptibilidad presentes en el área de estudio



4.5.1 Análisis por nivel de susceptibilidad frente a deslizamientos

En esta sección se ha realizado el análisis respectivo en base al aporte e influencia de los factores condicionantes por nivel de susceptibilidad en el área de estudio.

➤ Susceptibilidad muy baja

La proporción de susceptibilidad muy baja ocupa gran parte del área de estudio con un 63,36%, donde se resalta la presencia de pendientes bajas de 0-5°, denotando zonas planas en base a las curvaturas en planta y perfil, la litología abarca una mezcla de materiales de grano fino (arcillas y limos) a grano grueso (arenas y gravas) debido a las acumulaciones de sedimentos por depósitos estuarinos y depósitos aluviales. Los valores de STI, SPI sugieren una baja erosión en

estas zonas reduciendo la probabilidad de deslizamientos superficiales. Además, los sistemas de fallas se encuentran distantes de estas zonas que cubren gran parte de áreas urbanas.

➤ **Susceptibilidad baja**

Las zonas con este nivel de susceptibilidad corresponden a un 14.31% de la totalidad del área de estudio, las pendientes varían entre un rango de 0-15°, con curvaturas planas y parte de relieves montañosos. Su litología comprende parte de la Fm. Piñón el cual está formado por un complejo volcánico de rocas basálticas e intrusivos de granodioritas y tonalitas, generalmente son rocas duras y resistentes, también se encuentra parte de la Fm. Guayaquil con rocas sedimentarias predominando las lutitas silíceas y carbonáticas, sin embargo, los valores bajos de SPI y STI indican una baja erosión y poca cantidad de material sedimentario suelto para ser transportado. Estas zonas tienen un índice medio de vegetación saludable y cubre parte de áreas protegida como el Bosque Protector Cerro Blanco. La influencia de vegetación en estas áreas podría implicar la disminución de susceptibilidad sobre todo a lo largo de la Fm. Guayaquil, ya que la captación de agua natural de sus raíces reduce la saturación y la presión de agua en los poros reforzando la estabilidad

➤ **Susceptibilidad media**

Constituyen el 3,55% del área de estudio, las pendientes varían entre un rango de 15-35°, predomina la Fm. Cayo, parte de la Fm. Guayaquil, Fm. Piñón, donde el contacto de la Fm. Cayo con la Fm. Piñón es erosivo, este es un tipo de contacto discordante, representa planos donde la roca puede fracturarse o deslizarse es decir zonas de debilidad, aunque es una susceptibilidad media, estas zonas se encuentran cercanas a las clases altas, por lo que se debe considerar que, la infiltración de agua y heterogeneidad de la roca puede afectar en la resistencia y permeabilidad, facilitando la formación de más fracturas. En base al SPI y STI, presentan índices moderados de transporte de sedimentos y erosión media lo que podría influir en estaciones con un aumento de precipitaciones o eventos sísmicos, en especial en zonas cercanas a los esteros, además se

encuentran próximos a los sistemas de fallas. La vegetación de estas áreas a través del NDVI indican un índice medio, donde el uso y cobertura de suelo varía entre zonas urbanas, bosques y suelo desnudo.

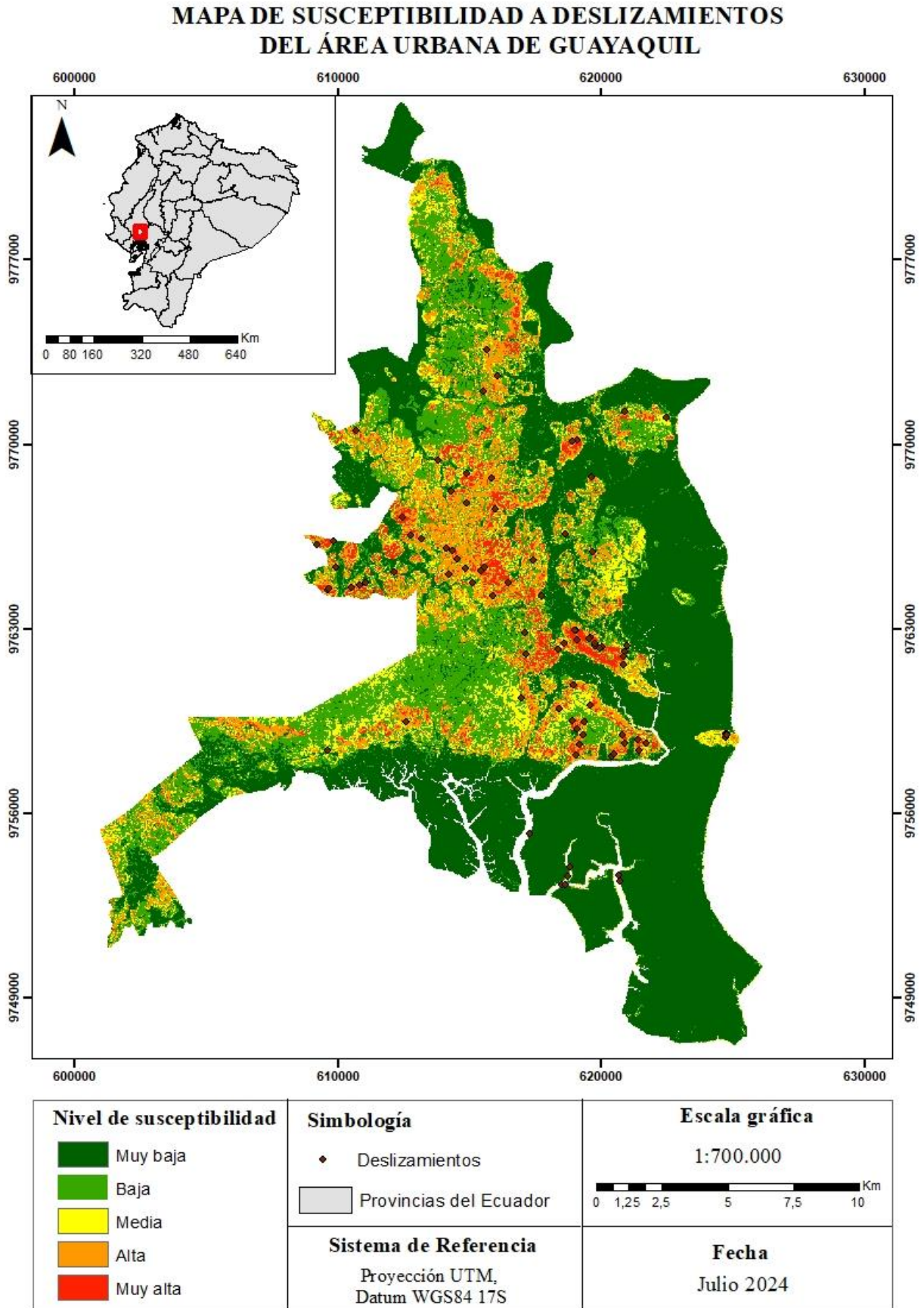
➤ **Susceptibilidad alta**

Corresponden a un 14.43%, con pendientes entre 35-55°, donde se resalta una geomorfología caracterizada por relieves montañosos, en estas áreas se concentran gran parte de los sistemas de fallas en dirección NE-SO y NO-SE, la litología es variada, parte de estas áreas susceptibles se encuentran entre las formaciones Cayo, Guayaquil y límites erosivos de los depósitos estuarinos, el cual se encuentran cercanos a los esteros. Estos sectores tienen una densidad media a alta de los drenajes, por lo que el tiempo de infiltración en el suelo tarda más, aumentando la saturación y disminuyendo la resistencia en el talud, además la salud en la vegetación es baja ya que se sitúa principalmente en suelos descubiertos y se han reportado deslizamientos históricos en estas áreas.

➤ **Susceptibilidad muy alta**

Este nivel representa aproximadamente una quinta parte del territorio (4.34%) caracterizado por representar las zonas muy inestables. Las pendientes superan los 55°, abarcando relieves montañosos, donde han ocurrido gran parte de los deslizamientos. Estas áreas presentan altas densidades de drenaje y están situadas cerca de sistemas de fallas (NE-SO, NO-SE) y redes de drenajes. La litología predominante está constituida por la formación Cayo, Piñón, Depósitos coluviales y Depósitos aluvio-lacustres. Los valores de SPI y STI destacan niveles de erosión significativos que facilitan el transporte de sedimentos, especialmente en material meteorizado. Durante los levantamientos en campo, se observó que gran parte del material presentaba un grado significativo de desgaste, ya que, al contacto, la roca se desintegraba fácilmente. Además, estas zonas comprenden suelos descubiertos, sin vegetación lo que aumenta el nivel de ocurrencia en estos eventos.

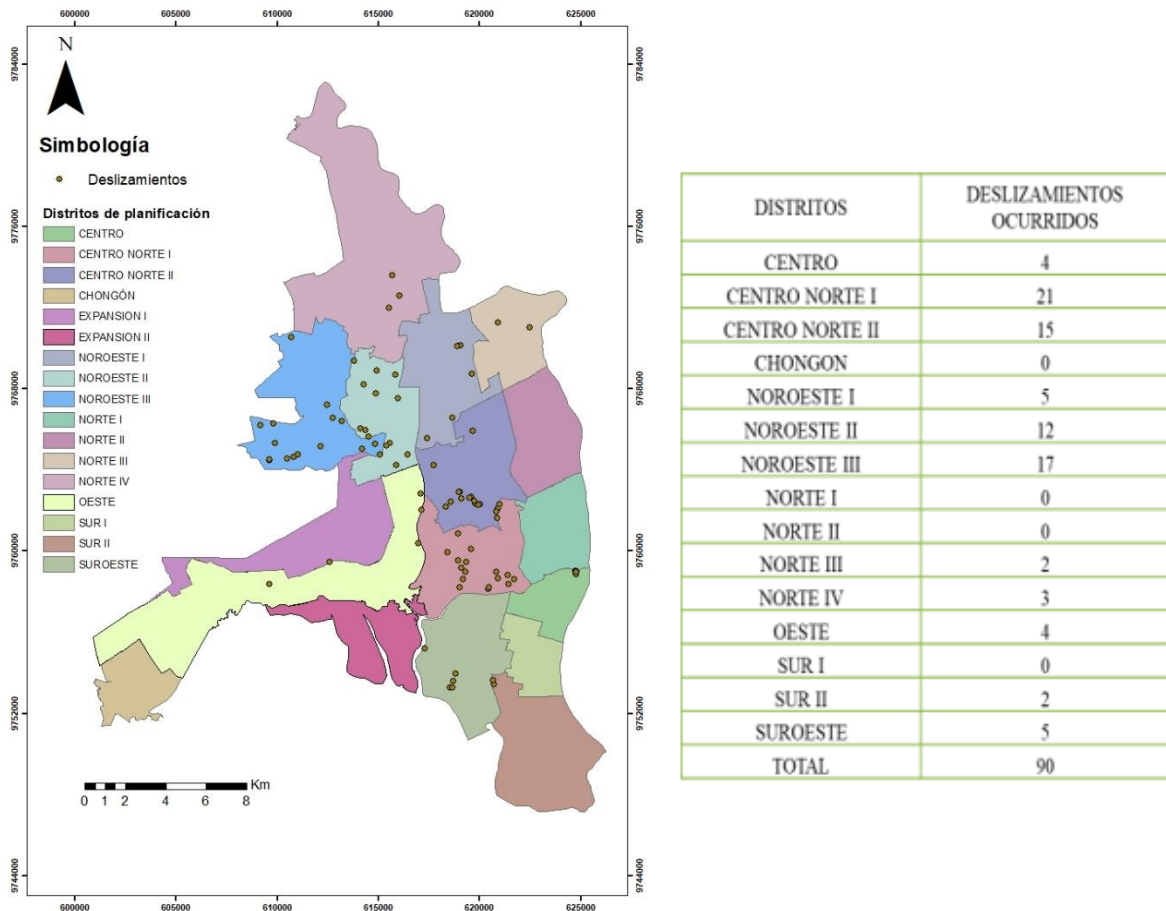
Figura 28. Mapa de susceptibilidad a deslizamientos del área urbana de Guayaquil



4.5.2 Análisis de susceptibilidad sectorial

En la Figura 28, se muestra el mapa de susceptibilidad a deslizamientos obtenido. Para facilitar la interpretación y análisis del mismo, se realizó la división del área en base a los distritos de planificación urbana de Guayaquil ilustrados en la Figura 29.

Figura 29. Distritos de Planificación urbana de Guayaquil



El distrito **norte IV**, se encuentra a la altura de la cooperativa Los Pinos, ha registrado tres deslizamientos históricos, entre ellos el deslizamiento del Mirador San Francisco en el 2021, que afectó a cinco personas. De acuerdo con la Figura 30, este distrito muestra una susceptibilidad alta a muy alta, con un 9.8% de su área.

El distrito **norte III**, abarca la Av. Autopista Narcisca de Jesús donde se presencia 2 eventos de deslizamientos del inventario, clasificados como tipo caída de roca. Cercano a ellos se

encuentran los distritos **norte II-I**, con susceptibilidad baja, donde no existe la presencia de algún evento ocurrido.

Al **noroeste** se localizan 34 deslizamientos es decir un 38% del inventario, comprendidos por la cooperativa Monte Sinaí, Sergio Total, Flor de Bastión, Bastión Popular, El Fortín, La Florida y sectores aledaños. El distrito noroeste II presenta una susceptibilidad de alta a muy alta de un 14%, seguido del distrito noroeste III con un 11,6% y noroeste I con un 8.82% (Figura 30). En el sector noroeste I, se ubica el deslizamiento del Cerro Jordán, caracterizado por presencia de rocas altamente meteorizadas. Este deslizamiento afecta la vía Perimetral y se encuentra en una zona donde están construidas viviendas sobre el talud. Estas viviendas están expuestas a un alto riesgo por el material inestable.

Al **oeste** se identifican 5 eventos del inventario, con susceptibilidad baja a media en las áreas más alejadas a los deslizamientos y alta en las ubicaciones del evento ocurrido, entre estos eventos en dirección Vía a la Costa, se encuentra un deslizamiento histórico de caída de roca del 2023 en la urbanización bosques de la costa, el cual presenta una amenaza por desprendimiento de rocas con alta vulnerabilidad ya que se encuentran calles, viviendas y peatones en sus alrededores.

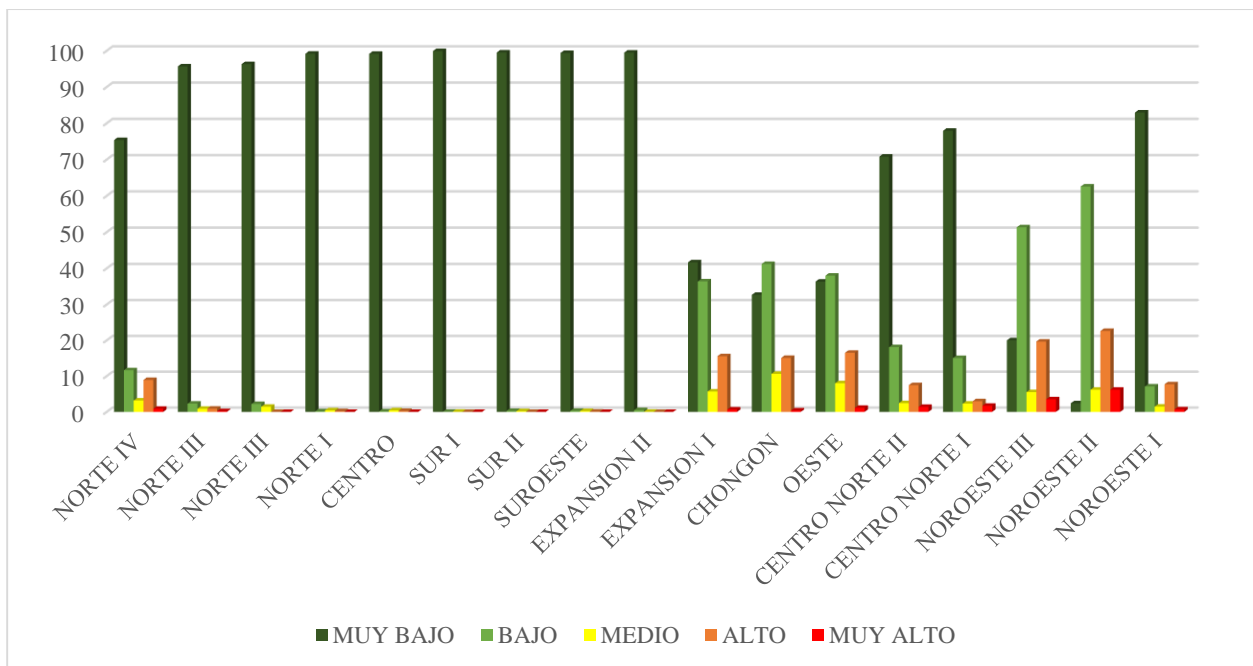
En el **centro norte** se concentran 36 deslizamientos (40%) del inventario, los sectores como Bellavista, Mapasingue, San Eduardo, Lomas de Urdesa, presentan una susceptibilidad de media a muy alta, mientras. En este sector se ubican la mayor parte de los deslizamientos ocurridos entre el periodo 2011-2024, siendo los de mayor amenaza por inestabilidad de talud como el deslizamiento de caída de roca en Mapasingue Este, Coop. 26 de febrero, el cual se encuentra adyacente a una escuela, escalinatas y viviendas aledañas. Según los reportes del Municipio de Guayaquil, los cerros San Eduardo y Bellavista en el 2023, son los que han presentado mayor recurrencia de estos eventos por las lluvias intensas (ElUniverso, 2023) .

En el **centro** se encuentran los deslizamientos del Cerro del Carmen, donde se evidencia 4 eventos ocurridos, por presencia de rocas muy meteorizadas, estos sectores a pesar de evidenciar

menor cantidad de eventos históricos, se lo categoriza como una alta amenaza por el grado de exposición donde se verían afectadas las calles, vehículos, peatones y viviendas cercanas.

En el distrito **suroeste y sur II**, predomina un nivel de susceptibilidad muy bajo, sin embargo, se puede identificar que en los límites alrededor de los cuerpos de agua, como los esteros, presentan una susceptibilidad media a alta por erosión del agua, esta presencia de agua produce saturación en el suelo (infiltración), aumentando la probabilidad de que exista un deslizamiento. Estos sectores no son los únicos en presentar los límites erosivos, pero si han presentado ocurrencia de eventos en sus límites. Los demás sectores cercanos a los cuerpos de agua, también han sido clasificados con un nivel de susceptibilidad de medio a alto en estas áreas.

Figura 30. Niveles de susceptibilidad en los distritos de planificación urbana de Guayaquil



Según los niveles de susceptibilidad analizados en relación a los distritos de planificación urbana de Guayaquil (Figura 30), el noroeste, centro norte, oeste y Chongón presentan los niveles más altos de amenaza por deslizamientos. Además, estos sectores están caracterizados por una vulnerabilidad socioeconómica y estructural, la cual aumenta el riesgo hacia eventos como los deslizamientos.

4.6 Discusión

El mapeo de susceptibilidad a deslizamientos es una herramienta fundamental para la gestión y prevención de riesgos. En este sentido, este estudio se enfoca en un modelo efectivo que se ha vuelto popular en aplicaciones geoespaciales como son los algoritmos de ML. El modelado con RF en estudios anteriores (Arabameri et al., 2022; Z. Guo et al., 2024; Quevedo, 2019; Taalab et al., 2018) ha demostrado tener un rendimiento promedio entre el 75% al 90% de precisión.

En el presente estudio la aplicación del modelo ML con el algoritmo de RF, obtuvo un buen rendimiento con un 88.5% a través de la evaluación de métricas como la matriz de confusión, correlación entre variables y la curva ROC, demostrando la capacidad de predicción y clasificación de la metodología implementada. Además, este algoritmo RF permite identificar las variables más importantes del modelo. Esta evaluación de variables va a depender de la calidad de datos y de la precisión en la clasificación, la cual ha permitido al modelo identificar con mejor precisión entre las clases positivas y negativas, por lo que cada estudio presentará variables similares o diferentes, donde dependerá más de las condiciones de terreno del área analizada.

Estos modelos están condicionados a la calidad de información disponible y tiene como ventaja la rapidez de evaluación en el caso de cambios en el terreno, sin embargo, los algoritmos de ML pueden verse afectados al sobreajuste. RF se destaca por manejar grandes conjuntos de datos y su resistencia al sobreajuste en comparación a otros algoritmos de ML, ya que realiza una predicción promedio de los árboles de decisión individuales generados.

Existen diversas técnicas para la elaboración del inventario, algunas propuestas incluyen trabajo de campo, teledetección y recopilaciones de bases de datos, incluyendo información de la localización, área deslizada, tipo de deslizamiento, fecha, afectaciones, entre otros puntos críticos que dependerán de la información disponible.

En la modelización de RF los datos de entrada que representan las muestras positivas y negativas suelen cubrir cada área del deslizamiento y no deslizamiento (polígonos). Abarcar el

área del deslizamiento con exactitud requiere de mejores técnicas en teledetección por lo que, diversos autores representan los deslizamientos mediante un punto dentro del área deslizada (Pham et al., 2016; Shahabi et al., 2014). Sin embargo, otros autores representan las muestras mediante diversos puntos que abarquen todo el polígono del deslizamiento. En este estudio, zonas como Monte Sinaí y áreas circundantes carecían de imágenes satelitales, por lo que, para no inferir en una mala interpretación del área deslizada, se optó la metodología que asigna solo un punto por deslizamiento. El representar varios puntos que cubran el área deslizada aumentaría la cantidad de muestreo, esto podría mejorar la precisión en la extensión del deslizamiento, no obstante, en los estudios recopilados estas dos metodologías han logrado buenos resultados, ya que esto también dependerá de la capacidad del predictor (algoritmo de ML) en clasificar y obtener la predicción a través de los datos de entrada.

El área urbana de Guayaquil carece de publicaciones específicas sobre la susceptibilidad a deslizamientos. Aunque existen publicaciones técnicas que abarcan el cantón, éstas no incluyen un análisis enfocado en la zona urbana, como la memoria técnica sobre análisis de amenaza por tipo de movimientos en masa del cantón Guayaquil (Moreno et al., 2011).

Capítulo 5

5.1 Conclusiones y recomendaciones

5.1.1 Conclusiones

La metodología planteada demostró que las técnicas de ML son eficaces para la evaluación e identificación de zonas susceptibles y no susceptibles, esto fue reflejado en el rendimiento del modelo la cual tuvo un AUC de 0.885 y a través de los coeficientes de predicción, permitiendo obtener el modelo para generar el mapa de susceptibilidad escala 1:25000, con una resolución espacial de 4m.

El inventario de deslizamientos fue elaborado utilizando la base de datos de la SGR y complementado mediante el levantamiento en campo de deslizamiento identificados por GADM de Guayaquil. Logrando inventariar un total de 90 deslizamientos ocurridos en el periodo 2011 al 2024. Entre los deslizamientos predominan los de tipo caída con un 38%, y los de tipo flujo con un 27%. Estos eventos han impactado significativamente, afectando a 75 viviendas, 116 familias y un total de 474 personas.

La muestra utilizada para la generación del algoritmo incluyó un total de 180 datos, de los cuales 90 corresponden a eventos de ocurrencia (positivos) y 90 a no ocurrencia (negativas). El 70% de esta muestra se destinó al entrenamiento, mientras que el 30% restante para la validación del modelo.

Las 14 variables condicionantes evaluadas fueron re muestreadas para mantener la misma escala de evaluación, el cual fue una resolución espacial de 4m. El algoritmo RF, aplicado a la muestra, identificó las variables más influyentes para la predicción del modelo. Los resultados mostraron que NDVI, SPI, STI y pendiente son las que más contribuyen a la correcta identificación y clasificación de las muestras positivas y negativas en el modelado obtenido.

El modelo generó predicciones en un rango de 0 a 1, las cuales se clasificaron en cinco niveles que representan la susceptibilidad muy baja a muy alta. El análisis de las áreas susceptibles se realizó en relación a cada una de las variables condicionantes y su influencia. Los niveles de

susceptibilidad alta a muy alta abarcan un 19% del área de estudio, indicando que estas zonas requieren acciones inmediatas de mitigación y prevención de riesgos.

5.1.2 Recomendaciones

Realizar validaciones en campo, para profundizar la caracterización geológica y la clasificación de los tipos de deslizamientos en los sectores que no han sido abarcados en su totalidad en este estudio.

Optimizar el inventario de deslizamientos mediante técnicas de teledetección, permitiría delimitar con mayor precisión las áreas afectadas y detectar posibles deslizamientos con dimensiones inferiores que podrían no ser visualizados por la vegetación. Este enfoque, aumentaría la cantidad de datos disponibles para el muestreo, mejorando la identificación de áreas con alta susceptibilidad. Además, facilitaría la comparación de los resultados obtenidos con el proyecto propuesto en este documento.

Comparar la metodología propuesta con otras técnicas de ML o métodos convencionales utilizados en la evaluación de susceptibilidad a deslizamientos para identificar la variación de las zonas susceptibles, importancia de los factores considerados, métodos de clasificación y rendimiento entre los modelos.

Actualizar la base de datos en la modelización para obtener una evaluación más actualizada de la susceptibilidad a deslizamientos. Esto incluye la renovación del DEM y extracción de factores condicionantes a partir de la actualización del terreno estudiado.

Aplicar sistemas de monitoreo en tiempo real en las zonas con mayor índice de susceptibilidad como distritos noroeste y centro norte para detectar condiciones anómalas o cambios en las variables como niveles de humedad, esto permitiría emitir alertas temprana y planes de mitigación de riesgo para una acción correctiva inmediata.

Referencias

- Abellan, J., & Masegosa, A. (2008). Requirements for total uncertainty measures in Dempster-Shafer theory of evidence. *International Journal of General Systems*, 37(6), 733–747. <https://doi.org/10.1080/03081070802082486>
- Arabameri, A., Chandra Pal, S., Rezaie, F., Chakraborty, R., Saha, A., Blaschke, T., Di Napoli, M., Ghorbanzadeh, O., & Thi Ngo, P. T. (2022). Decision tree based ensemble machine learning approaches for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 37(16), 4594–4627. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1892210>
- Barrios, J. I. (2019). La matriz de confusión y sus métricas. *Inteligencia Artificial En Salud*, 19. <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
- Benitez, S., Vera Grunauer, X., and Alvarez, V. (2005). *Estudio Geológico de la ciudad de Guayaquil. Informe final de Investigación y Estudio del comportamiento dinámico del subsuelo y Microzonificación sísmica de la ciudad de Guayaquil.* <https://es.scribd.com/document/504955923/INFORME-GEOLOGICO>
- Benitez, S. (1995). Évolution géodynamique de la province côtière sud-équatorienne au Crétacé supérieur - Tertiaire. *Géology Alpine*, 71, 3–163.
- Berhane, G., & Tadesse, K. (2021). Landslide susceptibility zonation mapping using statistical index and landslide susceptibility analysis methods: A case study from Gindeberet district, Oromia Regional State, Central Ethiopia. *Journal of African Earth Sciences*, 180(August 2020), 104240. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2021.104240>
- Bouzas Blanco, V. (2010). *Análisis y la Gestión de Riesgos Naturales - Guía para el especialista.* 46. <http://www.snet.gob.sv/Riesgo/GuiaMetodologica.pdf>
- Brideau, M.-A., & Roberts, N. J. (2022). Landslides in bedrock. *Landslide Hazards, Risks, and Disasters*, 43–97. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818464-6.00002-0>
- Bristow, & Roger, C. (1976). The age of the Cayo Formation, Ecuador. *Newsletters on Stratigraphy*, 4(3), 169–173. <https://doi.org/10.1127/NOS/4/1976/169>
- Budimir, M. E. A., Atkinson, P. M., & Lewis, H. G. (2015). A systematic review of landslide probability mapping using logistic regression. *Landslides*, 12(3), 419–436. <https://doi.org/10.1007/S10346-014-0550-5/FIGURES/9>
- Carolina, N., Rico, P., Sanchez, T., Mountains, S. M., & Bay, S. F. (1992). *LANDSLIDE TRIGGERING.*
- CEPAL. (2024). *Estadísticas urbanas regionales | Plataforma Urbana y de Ciudades.* Estadísticas Urbanas Regionales. <https://plataformaurbana.cepal.org/es/node/134>

- Chai, J., & Wu, H.-Z. (2023). Prevention/mitigation of natural disasters in urban areas. *Smart Construction and Sustainable Cities*, 1(1), 1–16. <https://doi.org/10.1007/s44268-023-00002-6>
- Cruden, D., & Varnes, D. (1996). Landslide Types and Processes, Transportation Research Board, U.S. National Academy of Sciences, Special Report, 247: 36-75. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board, 247(JANUARY 1996)*, 36–57.
- Dai, F. C., & Lee, C. F. (2002). Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42(3–4), 213–228. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(01\)00087-3](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(01)00087-3)
- Dehnavi, A., Aghdam, I. N., Pradhan, B., & Morshed Varzandeh, M. H. (2015). A new hybrid model using step-wise weight assessment ratio analysis (SWARA) technique and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for regional landslide hazard assessment in Iran. *CATENA*, 135, 122–148. <https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2015.07.020>
- Depicker, A., Jacobs, L., Delvaux, D., Havenith, H. B., Maki Mateso, J. C., Govers, G., & Dewitte, O. (2020). The added value of a regional landslide susceptibility assessment: The western branch of the East African Rift. *Geomorphology*, 353, 106886. <https://doi.org/10.1016/J.GEOMORPH.2019.106886>
- ElUniverso. (2023). *San Eduardo y Bellavista, afectados por rocas que cayeron de los cerros / Comunidad / Guayaquil / El Universo*. <https://www.eluniverso.com/guayaquil/comunidad/lluvias-guayaquil-bellavista-san-eduardo-marzo-2023-nota/>
- Erandi, R., Martínez, B., Ramírez, N. C., Gabriel, H., Mesa, A., Suárez, I. R., Gogeochea, C., León, P. P., & Morales, S. L. B. (2009). *Árboles de decisión como herramienta en el diagnóstico médico*.
- Gava, M., Biron, P. M., & Buffin-Bélangier, T. (2024). A random forest machine learning model to detect fluvial hazards. *River Research and Applications*, June, 1–18. <https://doi.org/10.1002/rra.4353>
- Geostudios S.A. (2011). *Elaboración del documento de la microzonificación sísmica y geotécnica de la ciudad de Guayaquil según la norma ecuatoriana de la construcción*. 715.
- Guillon, H., Byrne, C. F., Lane, B. A., Sandoval Solis, S., & Pasternack, G. B. (2020). Machine Learning Predicts Reach-Scale Channel Types From Coarse-Scale Geospatial Data in a Large River Basin. *Water Resources Research*, 56(3), e2019WR026691. <https://doi.org/10.1029/2019WR026691>
- Guo, X., Fu, Q., Hang, Y., Lu, H., Gao, F., & Si, J. (2020). Spatial variability of soil moisture in

- relation to land use types and topographic features on hillslopes in the black soil (mollisols) area of northeast China. *Sustainability (Switzerland)*, *12*(9), 8–10. <https://doi.org/10.3390/SU12093552>
- Guo, Z., Tian, B., Zhu, Y., He, J., & Zhang, T. (2024). How do the landslide and non-landslide sampling strategies impact landslide susceptibility assessment? — A catchment-scale case study from China. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, *16*(3), 877–894. <https://doi.org/10.1016/J.JRMGE.2023.07.026>
- Gutierrez, M. (2008). *Geomorfología_Mateo Gutierrez geogpsperu_juansuyo_931381206*.
- Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, *31*(1–4), 181–216. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00078-1](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00078-1)
- Hertog, S., Gerland, P., Wilmoth, J., & others. (2023). *India overtakes China as the world's most populous country*.
- Hong, H. (2023). Assessing landslide susceptibility based on hybrid Best-first decision tree with ensemble learning model. *Ecological Indicators*, *147*, 109968. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2023.109968>
- Hungr, O., Leroueil, S., & Picarelli, L. (2014). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, *11*(2), 167–194. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0436-y>
- INIGEMM. (2013). Zonificación de Susceptibilidad y Peligros/Amenazas por Procesos de Movimientos en Masa, Escala 1:50.000, del Territorio Ecuatoriano, Fase I. *Memoria Técnica*, *1*, 1–117.
- Kinnell, P. I. A. (2010). Event soil loss, runoff and the Universal Soil Loss Equation family of models: A review. *Journal of Hydrology*, *385*(1–4), 384–397. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2010.01.024>
- Labrousse, & Bernard. (1986). *Relaciones entre la formacion Cayo y la formacion Pinon en el sector de Guayaquil : implicaciones geodinamicas*.
- Lee, S., Ryu, J. H., Lee, M. J., & Won, J. S. (2003). Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun, Korea. *Environmental Geology*, *44*(7), 820–833. <https://doi.org/10.1007/s00254-003-0825-y>
- Li, G., Lei, Y., Yao, H., Wu, S., & Ge, J. (2017). The influence of land urbanization on landslides: An empirical estimation based on Chinese provincial panel data. *Science of the Total Environment*, *595*, 681–690. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.03.258>
- Li, Y., & Mo, P. (2019). A unified landslide classification system for loess slopes: A critical review. *Geomorphology*, *340*, 67–83. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.04.020>

- Luo, X., Lin, F., Chen, Y., Zhu, S., Xu, Z., Huo, Z., Yu, M., & Peng, J. (2019). Coupling logistic model tree and random subspace to predict the landslide susceptibility areas with considering the uncertainty of environmental features. *Scientific Reports*, 9(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51941-z>
- MAATT. (2023). *Plan de adaptación de cambio climático del Ecuador 2023-2027*. Ministerio.
- Martínez Pérez, J. A., & Pérez Martín, P. S. (2023). ROC curve. *Semergen*, 49(1). <https://doi.org/10.1016/j.semereg.2022.101821>
- Mather, A. E., Stokes, M., & Griffiths, J. S. (2002). Quaternary landscape evolution: a framework for understanding contemporary erosion, southeast Spain. *Land Degradation & Development*, 13(2), 89–109. <https://doi.org/10.1002/LDR.484>
- Mattivi, P., Franci, F., Lambertini, A., & Bitelli, G. (2019). TWI computation: a comparison of different open source GISs. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 4(1). <https://doi.org/10.1186/s40965-019-0066-y>
- Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., Avtar, R., & Abderrahmane, B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, 207(May), 103225. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225>
- Meten, M., PrakashBhandary, N., & Yatabe, R. (2015). Effect of Landslide Factor Combinations on the Prediction Accuracy of Landslide Susceptibility Maps in the Blue Nile Gorge of Central Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, 2(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/S40677-015-0016-7/FIGURES/9>
- MORA C., S., & VAHRSON, W.-G. (1994). Macrozonation Methodology for Landslide Hazard Determination. *Environmental & Engineering Geoscience*, xxxi(1), 49–58. <https://doi.org/10.2113/gseegeosci.xxxi.1.49>
- Moreno, J., Rodríguez, A., Tapia, G., Andrade, X., Sanafria, M., Bustos, M., Albán, L., Freire, C., Astudillo, T., Cabrera, F., Bedón, G., & Bedón, F. (2011). *Memoria Técnica Análisis de Amenaza por Tipo de Movimiento en Masa*.
- Nagarajan, R., Roy, A., Vinod Kumar, R., Mukherjee, A., & Khire, M. V. (2000). Landslide hazard susceptibility mapping based on terrain and climatic factors for tropical monsoon regions. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(4), 275–287. <https://doi.org/10.1007/S100649900032/METRICS>
- Paradis, E., & Ahumada, J. A. (2003). *R para Principiantes*.
- Parmar, A., Katariya, R., & Patel, V. (2019). A Review on Random Forest: An Ensemble Classifier. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, 26, 758–

763. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_86

- Pasquel., N. B. S. B. E. (2015). *INTRODUCCIÓN A LA HIDROGEOLOGÍA*. www.inamhi.gob.ec
- Pham, B. T., Pradhan, B., Tien Bui, D., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2016). A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: A case study of Uttarakhand area (India). *Environmental Modelling & Software*, *84*, 240–250. <https://doi.org/10.1016/J.ENVSOF.2016.07.005>
- Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., & Gokceoglu, C. (2012). Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. *Natural Hazards*, *63*(2), 965–996. <https://doi.org/10.1007/S11069-012-0217-2/FIGURES/3>
- Pradhan, B. (2017). Laser scanning applications in landslide assessment. *Laser Scanning Applications in Landslide Assessment, Pal 2005*, 1–359. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-55342-9>
- Pradhan, B., Seeni, M. I., & Nampak, H. (2017). Integration of LiDAR and QuickBird Data for Automatic Landslide Detection Using Object-Based Analysis and Random Forests. *Laser Scanning Applications in Landslide Assessment*, 69–81. https://doi.org/10.1007/978-3-319-55342-9_4
- Quevedo, R. P. (2019). Mapeamento De Suscetibilidade a Movimentos De Massa a Partir De Aprendizado De Máquina. *Journal of Chemical Information and Modeling*, *53*(9), 1689–1699.
- Rahman, M., Ningsheng, C., Mahmud, G. I., Islam, M. M., Pourghasemi, H. R., Ahmad, H., Habumugisha, J. M., Washakh, R. M. A., Alam, M., Liu, E., Han, Z., Ni, H., Shufeng, T., & Dewan, A. (2021). Flooding and its relationship with land cover change, population growth, and road density. *Geoscience Frontiers*, *12*(6), 101224. <https://doi.org/10.1016/J.GSF.2021.101224>
- Segue, W. S., Njilah, I. K., Fossi, D. H., & Nsangou, D. (2024). Advancements in mapping landslide susceptibility in Bafoussam and its surroundings area using multi-criteria decision analysis, statistical methods, and machine learning models. *Journal of African Earth Sciences*, *213*(December 2023), 105237. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2024.105237>
- Shahabi, H., Khezri, S., Ahmad, B. Bin, & Hashim, M. (2014). RETRACTED: Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio and logistic regression models. *CATENA*, *115*, 55–70. <https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2013.11.014>
- Spearman, C. (1904). The Proof and Measurement of Association between Two Things. *The*

- American Journal of Psychology*, 15(1), 72. <https://doi.org/10.2307/1412159>
- Suarez, J. (1989). Capítulo 8 Deslizamientos en Áreas Urbanas y en Obras de Ingeniería. *Deslizamientos: Analisis Geotecnico, Tomo I*(Geotecnia), 308–338.
- Suárez, J. (1998). Deslizamientos y Estabilidad de Taludes. *Publicaciones UIS*, 1, 540. <https://desastres.medicina.usac.edu.gt/documentos/docgt/pdf/spa/doc0101/doc0101.pdf>
- Sun, D., Wen, H., Wang, D., & Xu, J. (2020). A random forest model of landslide susceptibility mapping based on hyperparameter optimization using Bayes algorithm. *Geomorphology*, 362, 107201. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107201>
- Taalab, K., Cheng, T., & Zhang, Y. (2018). Mapping landslide susceptibility and types using Random Forest. *Big Earth Data*, 2(2), 159–178. <https://doi.org/10.1080/20964471.2018.1472392>
- Tehrani, F. S., Calvello, M., Liu, Z., Zhang, L., & Lacasse, S. (2022). Machine learning and landslide studies: recent advances and applications. In *Natural Hazards* (Vol. 114, Issue 2). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05423-7>
- U. Khan, S., Ayub, T., & F. A. Rafeeqi, S. (2013). Prediction of Compressive Strength of Plain Concrete Confined with Ferrocement using Artificial Neural Network (ANN) and Comparison with Existing Mathematical Models. *American Journal of Civil Engineering and Architecture*, 1(1), 7–14. <https://doi.org/10.12691/AJCEA-1-1-2>
- Varnes, & Cruden. (1996). Landslide Types and Processes, Transportation Research Board, U.S. National Academy of Sciences, Special Report, 247: 36-75. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board, 247*(January 1996), 36–57.
- Varnes, D. J. . I.-C. (Internacional A. of E. G.-C. on L., & on Slopes, O. M. M. (1984). LANDSLIDE HAZARD ZONATION: A REVIEW OF PRINCIPLES AND PRACTICE. *Natural Hazards*, 23(3), 13–14. <http://dx.doi.org/10.1007/BF02594720%5Cnhttp://unesdoc.unesco.org/images/0006/000630/063038EB.pdf>
- Wang, Y., Feng, L., Li, S., Ren, F., & Du, Q. (2020). A hybrid model considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping in Zhejiang Province, China. *CATENA*, 188, 104425. <https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2019.104425>
- Waqar, A. (2024). Intelligent decision support systems in construction engineering: An artificial intelligence and machine learning approaches. *Expert Systems with Applications*, 249, 123503. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2024.123503>
- Xi, C., Han, M., Hu, X., Liu, B., He, K., Luo, G., & Cao, X. (2022). Effectiveness of Newmark-based sampling strategy for coseismic landslide susceptibility mapping using deep learning,


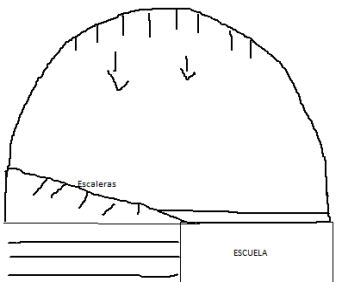
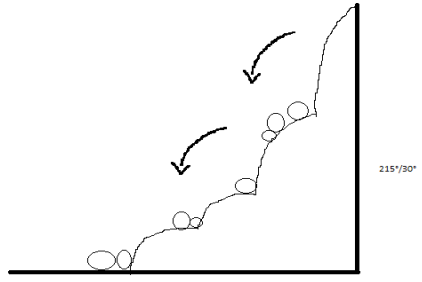

support vector machine, and logistic regression. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 81(5), 174. <https://doi.org/10.1007/s10064-022-02664-5>

Zhang, R., Kereszturi, G., Brenna, M., & Ahn, U. S. (2022). Sensitivity assessment of morphometric parameters of monogenetic volcanic landforms with global free DEMs. *Geomorphology*, 415(August). <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2022.108408>

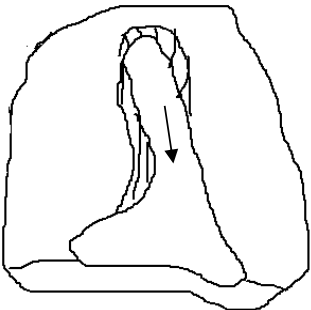
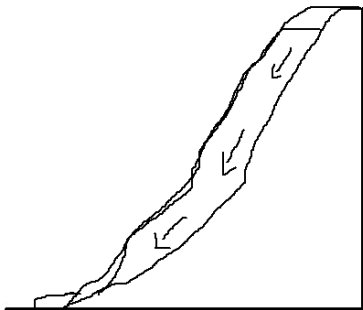


Zhang, T., Quevedo, R. P., Wang, H., Fu, Q., Luo, D., Wang, T., de Oliveira, G. G., Guasselli, L. A., & Renno, C. D. (2022). Improved tree-based machine learning algorithms combining with bagging strategy for landslide susceptibility modeling. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(2). <https://doi.org/10.1007/s12517-022-09488-3>


Zhou, X., Wen, H., Zhang, Y., Xu, J., & Zhang, W. (2021). Landslide susceptibility mapping using hybrid random forest with GeoDetector and RFE for factor optimization. *Geoscience Frontiers*, 12(5), 101211. <https://doi.org/10.1016/J.GSF.2021.101211>

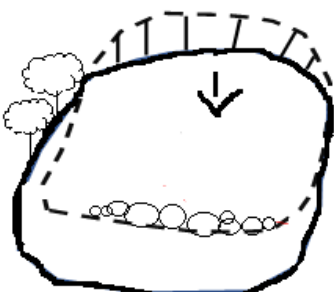
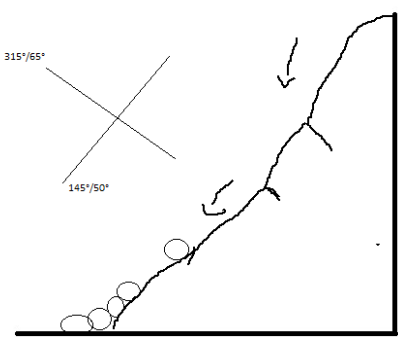


Anexos

							
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESPLAZAMIENTO-9-901-2024-04-20647					
TIPO DE MOVIMIENTO		CAIDA DE ROCA					
FECHA EVENTO		11/04/2016	FECHA INSPECCIÓN		10/04/2024		
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas	1.2 Cantón		Guayaquil		
1.3 Ubicación		Mapasingue Este. Coop. 26 de Febrero Mz. 244					
Longitud/UTM X		618978,708	Latitud/UTM Y		9762921,533		
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa					20647		
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		x	Potencial		
Altura total del talud (H ₁) (m)					Longitud total horizontal (L ₂)		
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación		Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	
	Erosion	x	Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	x	Turba
	Arcilla		Lodo				
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	viviendas, escuela				Cobertura vegetal	vegetación arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad		Escuela, vía principal					
4. Esquema de planta			5. Esquema de sección transversal				
							
6. Foto del sitio							
							
Descripción adicional: Talud en posible zona de falla, muy meteorizado, presencia de micro brecha volcánica. Talud en dirección NE, estructuras: 215°/30°							

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-57775					
TIPO DE MOVIMIENTO		Deslizamiento de roca					
FECHA EVENTO		14/03/2023		FECHA INSPECCIÓN		29/04/2024	
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Cercano al Tunel de San Eduardo					
Longitud/UTM X		619576,99		Latitud/UTM Y		9760097,99	
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						57775	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		x		Potencial	
Altura total del talud (H ₁) (m)						Longitud total horizontal (L ₂)	
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros	x	Limo, arena, grava y cantos rodados	x	Turba
	Arcilla		Lodo				Hielo
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	vial				Cobertura vegetal	arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad		Vía principal, tunel					
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
6. Foto del sitio							
Descripción adicional: Talud a 255°/73°, situado en zonas de fallas, el talud cubre un área extensa, sin embargo en el área deslizada se encontró estratificaciones y familias de diaclasas							

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS								
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-20647-45690						
TIPO DE MOVIMIENTO		Flujo de detritos						
FECHA EVENTO		FECHA INSPECCIÓN			10/04/2024			
1. Información de ubicación del movimiento en masa								
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil		
1.3 Ubicación		Mapasingue Este						
Longitud/UTM X		619001,3		Latitud/UTM Y		9762913		
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						Nuevo punto		
3. Características del movimiento en masa								
Actividad		Activo		x		Potencial		
Altura total del talud (H1) (m)						Longitud total horizontal (L2)		
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x		Lluvias intensas		
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana		
	Meteorización		Actividad humana			Erosión		
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo		
Material	Roca	x	Escombros	Limo, arena, grava y cantos rodados		Turba		
	Arcilla		Lodo			Hielo		
Humedad	Saturado				Húmedo		Seco	
Uso de suelo	infraestructuras, zonas urbanas			Cobertura vegetal		poca vegetación arbustiva		
Condiciones de vulnerabilidad		Escuela, casa y vía						
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal				
								
6. Foto del sitio								
								
Descripción adicional: Este deslizamiento se encontraba a 2 metros del deslizamiento 20647 de tipo caída de roca, cercano a las escalinatas, aproximadamente 8 casas y una escuela se encuentran alrededor de este deslizamiento								

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-9247					
TIPO DE MOVIMIENTO		NO APLICA					
FECHA EVENTO		04/05/2013		FECHA INSPECCIÓN		10/04/2024	
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Bastión Popular bloque 3 Mz. 841 solar 27 a una cuadra de Maternidad Metropolitana a lado de escuela José Merchán					
Longitud/UTM X				Latitud/UTM Y			
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						9247	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		Potencial		Inactivo	
						X	
Altura total del talud (H1) (m)				Longitud total horizontal (L2)			
Factores Condicionantes	Topografía	Geología y tipo de suelo		Factor disparador	Lluvias intensas		
	Precipitación	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana		
	Meteorización	Actividad humana			Erosión		
	Erosion	Drenaje			Uso de suelo		
Material	Roca	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	Turba		
	Arcilla	Lodo			Hielo		
Humedad	Saturado		Húmedo		Seco		
Uso de suelo				Cobertura vegetal			
Condiciones de vulnerabilidad							
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
NO APLICA				NO APLICA			
6. Foto del sitio							
							
Descripción adicional: el deslizamiento ya se encontraba estabilizado con hormigón							

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-45691					
TIPO DE MOVIMIENTO		CAIDA DE ROCAS					
FECHA EVENTO		FECHA INSPECCIÓN			10/04/2024		
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Autopista					
Longitud/UTM X		622446,5		Latitud/UTM Y		9771090,6	
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						NUEVO PUNTO	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		X		Potencial	
Altura total del talud (H1) (m)						Longitud total horizontal (L2)	
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	Turba	
	Arcilla		Lodo			Hielo	
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	area no poblada, forestal				Cobertura vegetal	vegetación arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad		vía principal					
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
							
6. Foto del sitio							
							
Descripción adicional: presencia de matriz vítrea, material muy meteorizado y fracturado. Estructuras en dirección 315°/65°, 145°/50°.							

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS								
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-371777						
TIPO DE MOVIMIENTO		Flujo de detritos						
FECHA EVENTO		FECHA INSPECCIÓN			10/04/2024			
1. Información de ubicación del movimiento en masa								
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil		
1.3 Ubicación		Caraguay Chuiquito, cerro El Jordán, Km. 22 vía Perimetral						
Longitud/UTM X		619167,8551		Latitud/UTM Y		9758606,722		
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						371777		
3. Características del movimiento en masa								
Actividad		Activo		x		Potencial		
Altura total del talud (H1) (m)						Longitud total horizontal (L2)		
Factores Condicionantes	Topografía	x		Geología y tipo de suelo		x		
	Precipitación			Actividad sísmica				
	Meteorización	x		Actividad humana				
	Erosion	x		Drenaje				
Material	Roca	x		Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados		
	Arcilla			Lodo		Turba		
Humedad	Saturado				Húmedo		x	
Uso de suelo	infraestructura			Cobertura vegetal		vegetación arbustiva		
Condiciones de vulnerabilidad		vía principal, casas en el talud						
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal				
6. Foto del sitio								
Descripción adicional: Se observa material muy meteorizado, caídas de fragmentos rocosos, estructura en forma de cuña con dirección 90°/80° y 180°/60°.								

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS

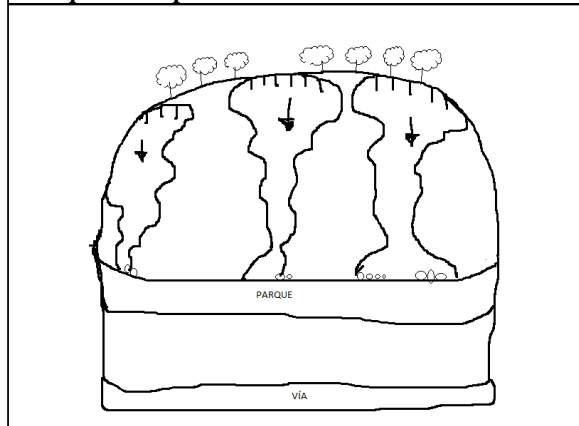
ID movimiento en masa	DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-37195		
TIPO DE MOVIMIENTO	FLUJO DE DETRITOS		
FECHA EVENTO	19/03/2019	FECHA INSPECCIÓN	11/04/2024

1. Información de ubicación del movimiento en masa			
1.1 Provincia	Guayas	1.2 Cantón	Guayaquil
1.3 Ubicación	Cdra. San Eduardo Calle K		
Longitud/UTM X	619167,8551	Latitud/UTM Y	9758606,722

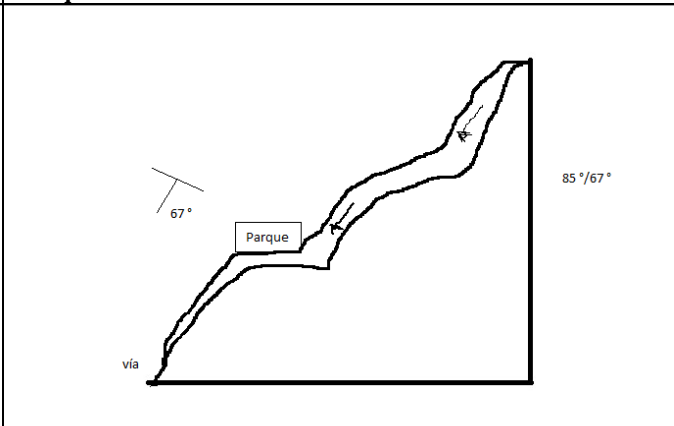
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa	37195
---	--------------

3. Características del movimiento en masa							
Actividad	Activo	X	Potencial		Inactivo		
Altura total del talud (H1) (m)				Longitud total horizontal (L2)			
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	X	Factor disparador	Lluvias intensas	X
	Precipitación	X	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	X	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	X	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	Turba	
	Arcilla		Lodo			Hielo	
Humedad	Saturado				Húmedo		Seco
Uso de suelo	areas de recreación, viviendas				Cobertura vegetal	vegetación arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad	2 casas, 1 parque, 1 vía						

4. Esquema de planta



5. Esquema de sección transversal



6. Foto del sitio



Descripción adicional: Talud en dirección Sur, estructuras en dirección 85°/67°. Material muy meteorizado, fragmentos de roca alrededor del talud, presencia de lutita silicificada (?)

FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS

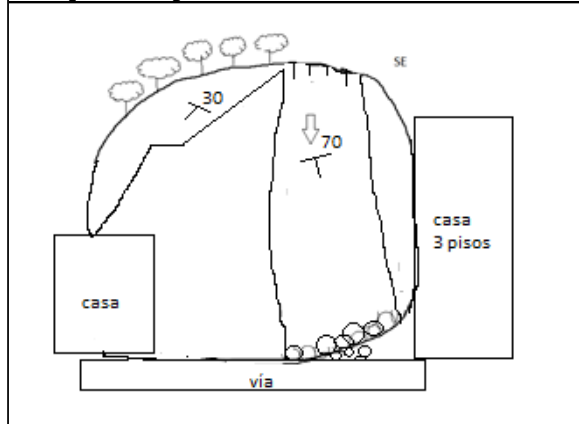
ID movimiento en masa	DESPLIZAMIENTO-9-901-2024-04-nuevo punto-45692		
TIPO DE MOVIMIENTO	Caída de roca		
FECHA EVENTO		FECHA INSPECCIÓN	11/04/2024

1. Información de ubicación del movimiento en masa			
1.1 Provincia	Guayas	1.2 Cantón	Guayaquil
1.3 Ubicación	San Eduardo cercano a calle K		
Longitud/UTM X	619021,7	Latitud/UTM Y	9758523,8

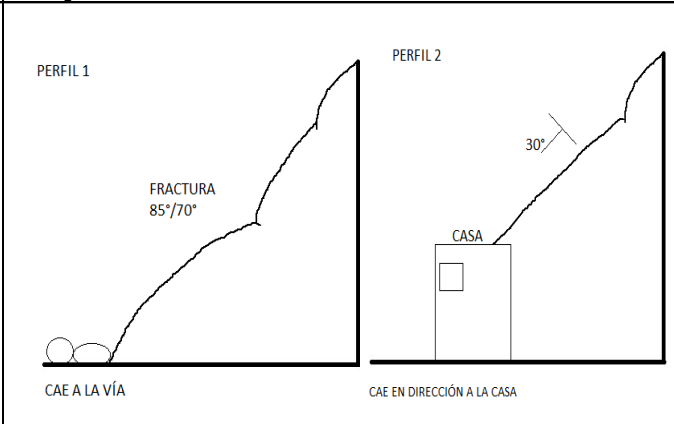
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa	NUEVO PUNTO-45692
---	--------------------------

3. Características del movimiento en masa							
Actividad	Activo	x	Potencial		Inactivo		
Altura total del talud (H1) (m)				Longitud total horizontal (L2)			
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	X	Factor disparador	Lluvias intensas	X
	Precipitación		Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	X	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	x	Turba
	Arcilla		Lodo				Hielo
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	Residencial y vial				Cobertura vegetal	vegetación arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad	2 casas, 1 vía						

4. Esquema de planta



5. Esquema de sección transversal



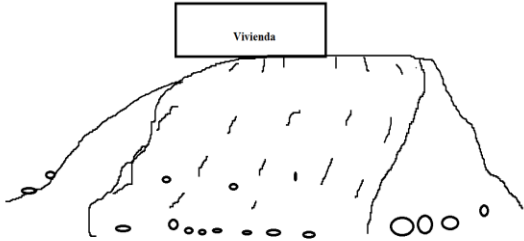
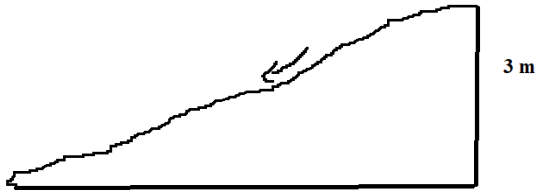

6. Foto del sitio



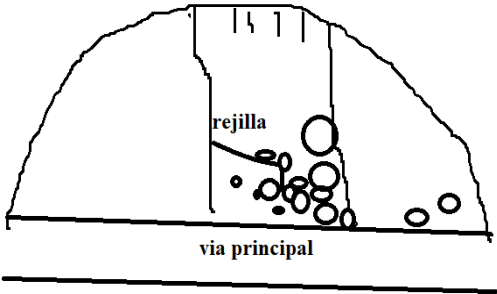
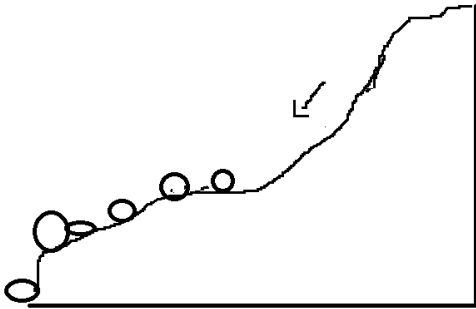


Descripción adicional: presencia de brecha, material muy meteorizado. Talud en dirección SE, fractura en dirección 85°/70°, esta fractura ocasiona que se desprenda material en dirección a la vía, y en dirección a la casa con una inclinación de 30°

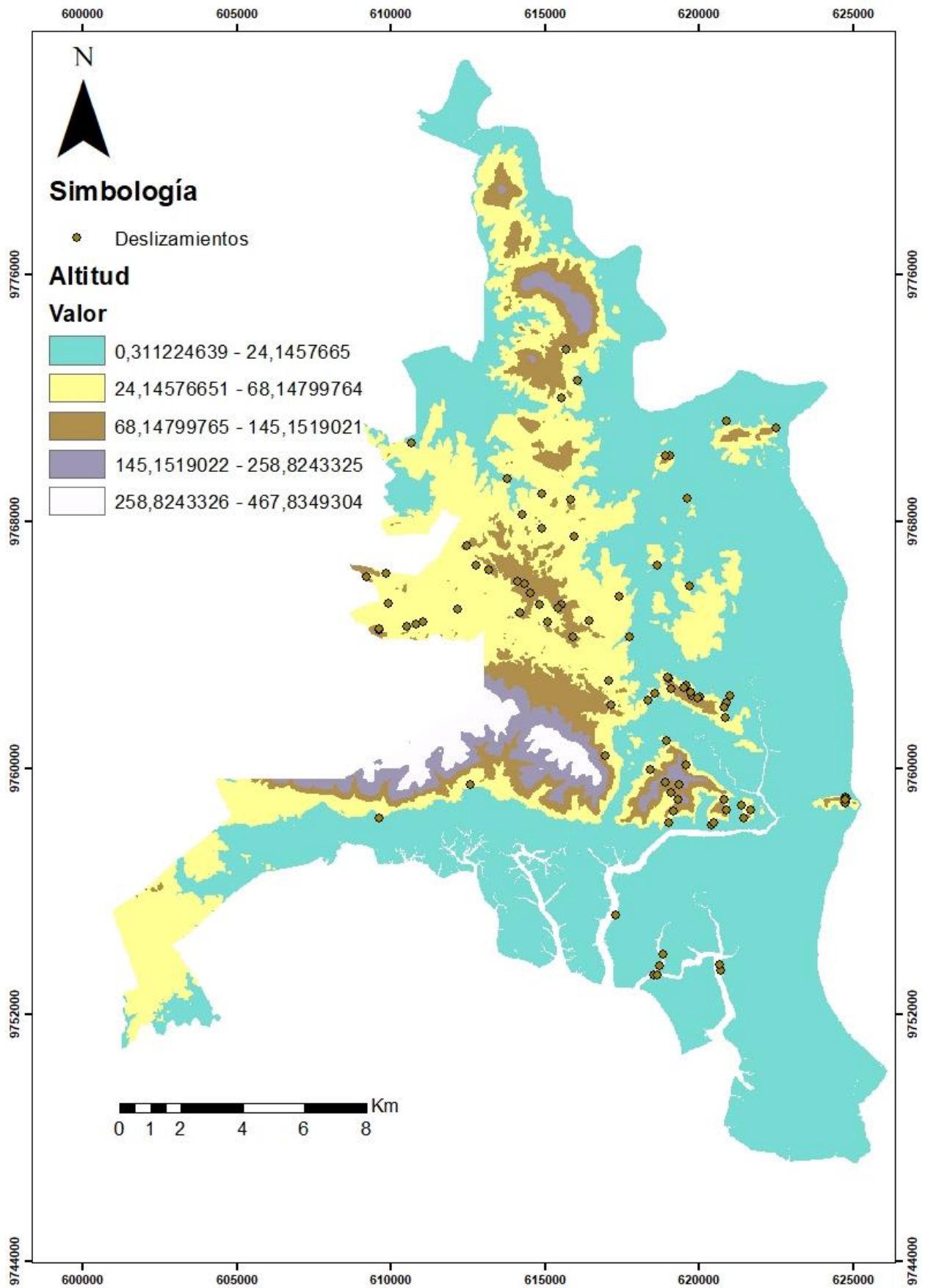
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS								
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-nuevo punto-13723						
TIPO DE MOVIMIENTO		Caida de detritos						
FECHA EVENTO		08/01/2014		FECHA INSPECCIÓN		11/04/2024		
1. Información de ubicación del movimiento en masa								
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil		
1.3 Ubicación		Coop. Mirador De San Eduardo En Las Calles 6Ta Y La 4Ta.						
Longitud/UTM X				Latitud/UTM Y				
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						13723		
3. Características del movimiento en masa								
Actividad		Activo		x		Potencial		
						Inactivo		
Altura total del talud (H1) (m)				Longitud total horizontal (L2)				
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x		Lluvias intensas		
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana		
	Meteorización		Actividad humana			Erosión		
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo		
Material	Roca	x	Escombros			Limo, arena, grava y cantos rodados		
	Arcilla		Lodo			x		
Humedad	Saturado				Húmedo		x	
Humedad					Seco			
Uso de suelo	areas urbanas			Cobertura vegetal		vegetación arbustiva		
Condiciones de vulnerabilidad	4 casas, 1 via							
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal				
6. Foto del sitio								
Descripción adicional: material muy meteorizado, estructuras en dirección 156°/21°								

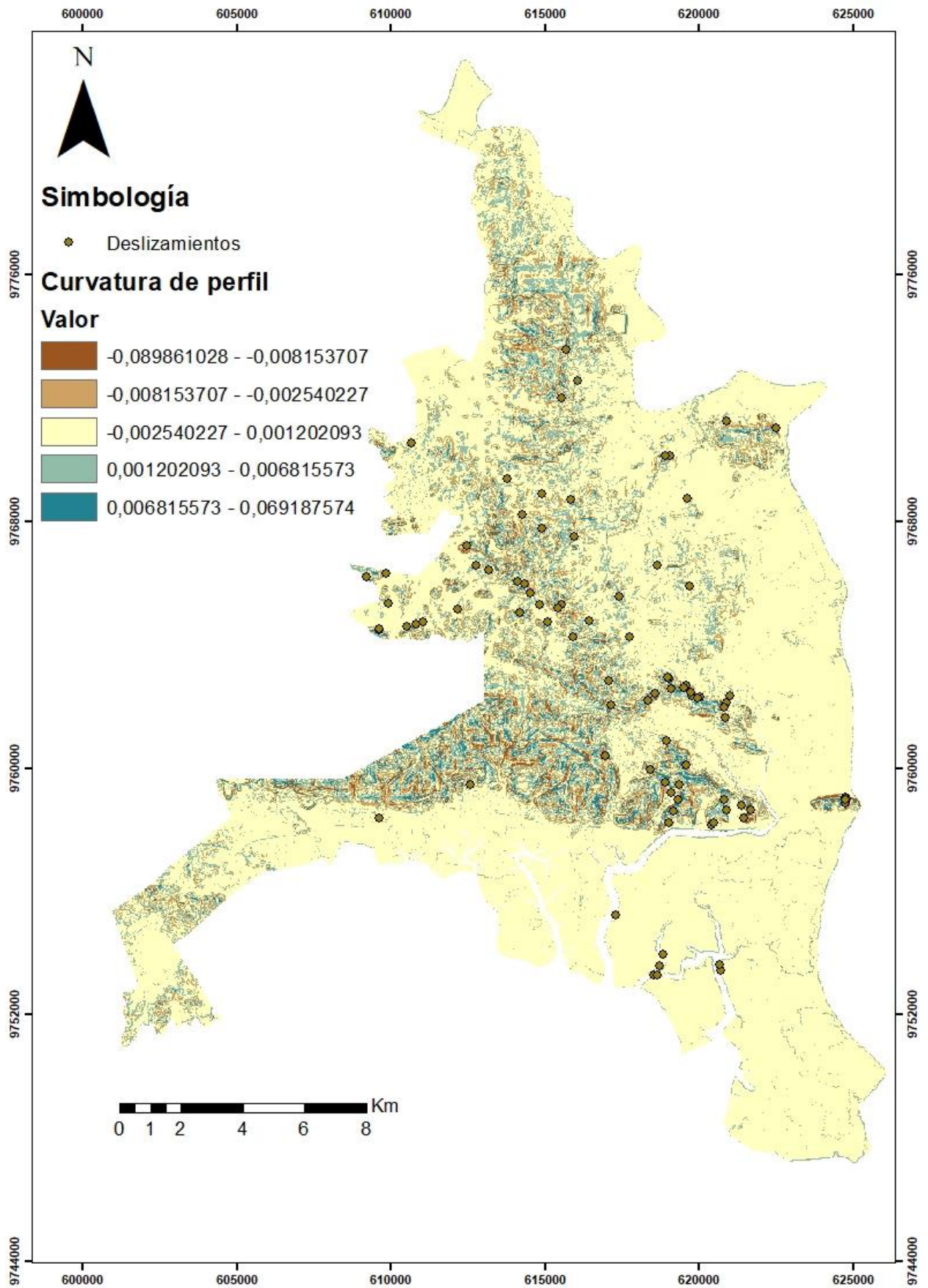
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS										
ID movimiento en masa		DESPLAZAMIENTO-9-901-2024-04-nuevo punto-9126								
TIPO DE MOVIMIENTO		Flujo de detritos								
FECHA EVENTO		FECHA INSPECCIÓN			11/04/2024					
1. Información de ubicación del movimiento en masa										
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil				
1.3 Ubicación		Cda. San Eduardo Mz. 65 Solar 11. como referencia por el estadio de Barcelona								
Longitud/UTM X		619011,3		Latitud/UTM Y		9758219,128				
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						9126				
3. Características del movimiento en masa										
Actividad		Activo		Potencial		Inactivo				
Altura total del talud (H1) (m)				Longitud total horizontal (L2)						
Factores Condicionantes	Topografía	Geología y tipo de suelo		x		Lluvias intensas		x		
	Precipitación	Actividad sísmica				Actividad sísmica/humana				
	Meteorización	x		Actividad humana		Erosión				
	Erosion			Drenaje		Uso de suelo				
Material	Roca	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados		x		Turba		
	Arcilla	Lodo						Hielo		
Humedad	Saturado				Húmedo		x		Seco	
Uso de suelo	areas urbanas			Cobertura vegetal		poca vegetacion arbustiva				
Condiciones de vulnerabilidad		5 casas, via secundaria, escaleras								
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal						
6. Foto del sitio										
Descripción adicional: dirección del talud NE, 165 °/ 45°. Los muros son muy pequeños para el tamaño del deslizamiento, además gran cantidad de viviendas se encuentran sobre el deslizamiento, aunque el tipo de flujo podría ser lento (reptación), en estaciones lluviosas, estas viviendas podrían sufrir grandes afectaciones										

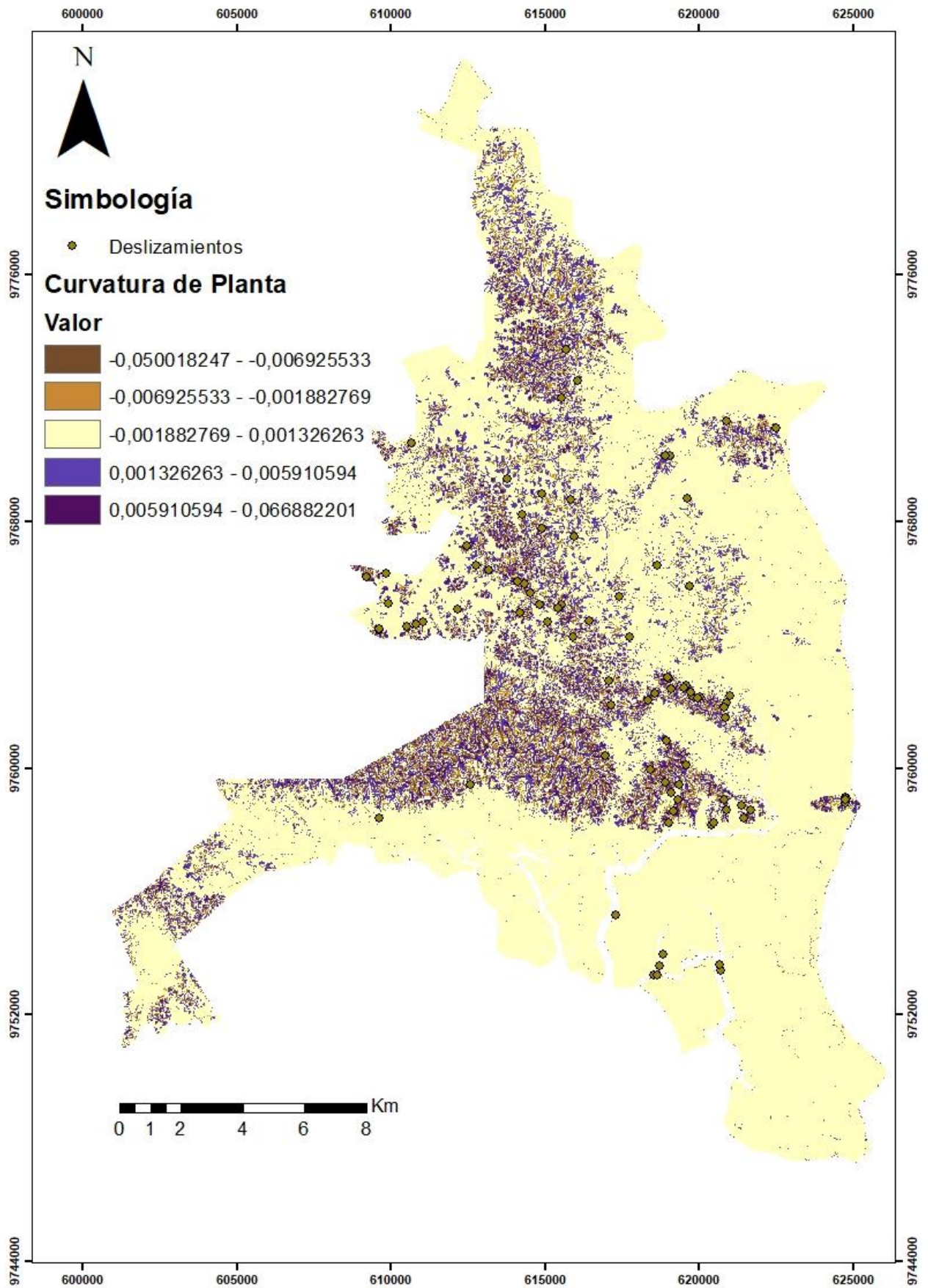
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-37412					
TIPO DE MOVIMIENTO		Flujo de detritos					
FECHA EVENTO		17/08/2019		FECHA INSPECCIÓN		11/04/2024	
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Cooperativa 25 de Julio Mz 606 solar 5					
Longitud/UTM X		619304,8409		Latitud/UTM Y		9759425,11	
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						37412	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		Potencial		Inactivo	
Altura total del talud (H ₁) (m)				Longitud total horizontal (L ₂)			
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación		Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros	x	Limo, arena, grava y cantos rodados	Turba	
	Arcilla		Lodo			Hielo	
Humedad	Saturado			Húmedo		x	Seco
Uso de suelo	urbano			Cobertura vegetal		sin cobertura vegetal	
Condiciones de vulnerabilidad		1 casa afectada, 1 vía secundaria					
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
							
6. Foto del sitio							
							
Descripción adicional: direccion de L talud al suroeste (187 °). El tipo de material observado variaba entre detritos y rocas centimétricas, lo que sugiere que inicialmente pudo haber sido un deslizamiento de roca que posteriormente se transformó en un flujo debido a la saturación							

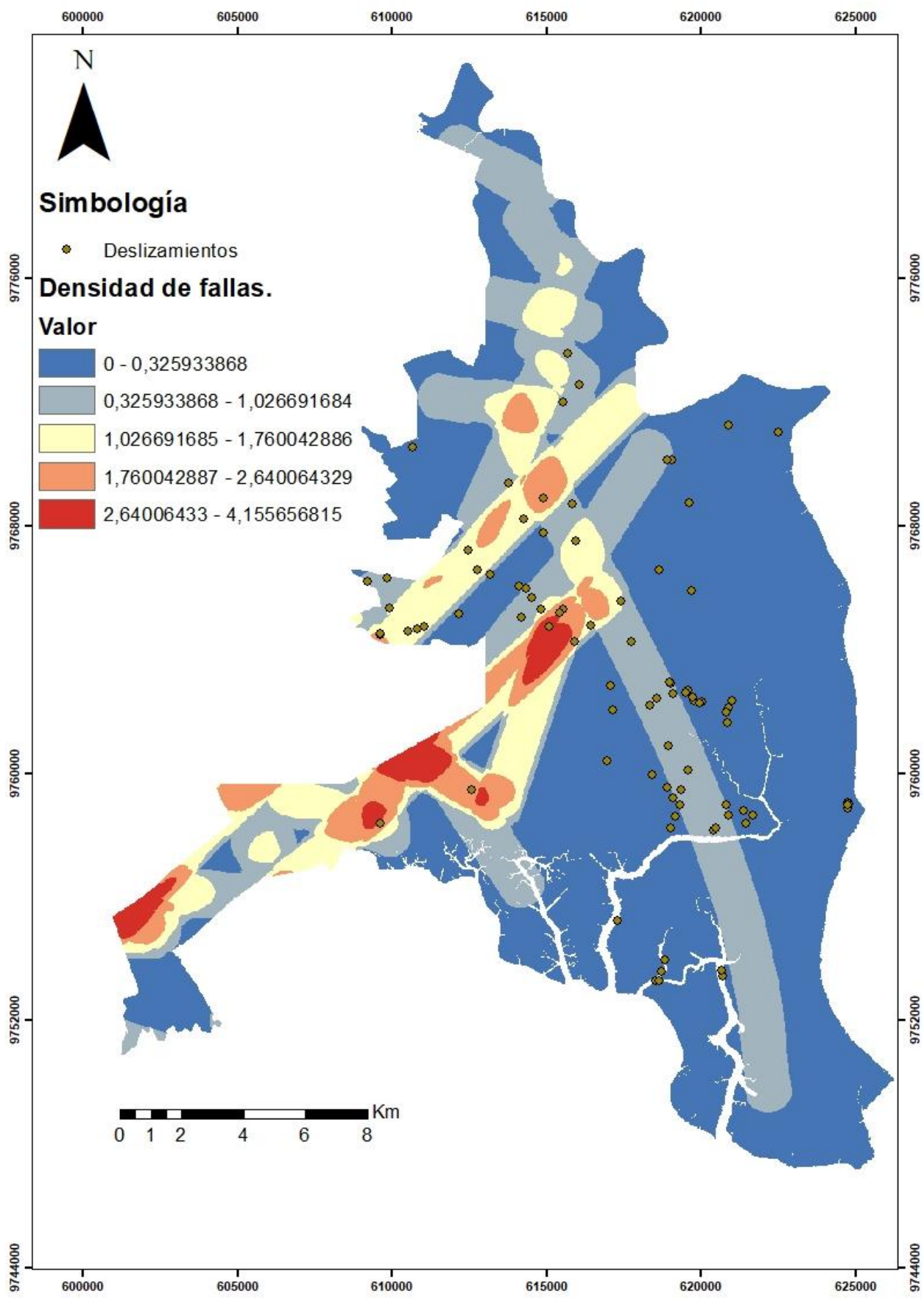
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-58506					
TIPO DE MOVIMIENTO		Flujo de detritos					
FECHA EVENTO		14/03/2023		FECHA INSPECCIÓN		11/04/2024	
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Coop. Virgen del Cisne Mz 636 S17					
Longitud/UTM X		618915,6088		Latitud/UTM Y		9759529,529	
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						58506	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		x		Potencial	
Altura total del talud (H1) (m)						Longitud total horizontal (L2)	
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	x
	Erosion	x	Drenaje	x		Uso de suelo	
Material	Roca		Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	x	Turba
	Arcilla		Lodo				
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	urbano				Cobertura vegetal	poca cobertura vegetal	
Condiciones de vulnerabilidad		8 casas, via secundaria					
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
6. Foto del sitio							
Descripción adicional: rejilla caída, presencia de brecha muy meteorizada, lutita, direccion de estructuras: 201°/35°. Altura aproximada de 5.3m							

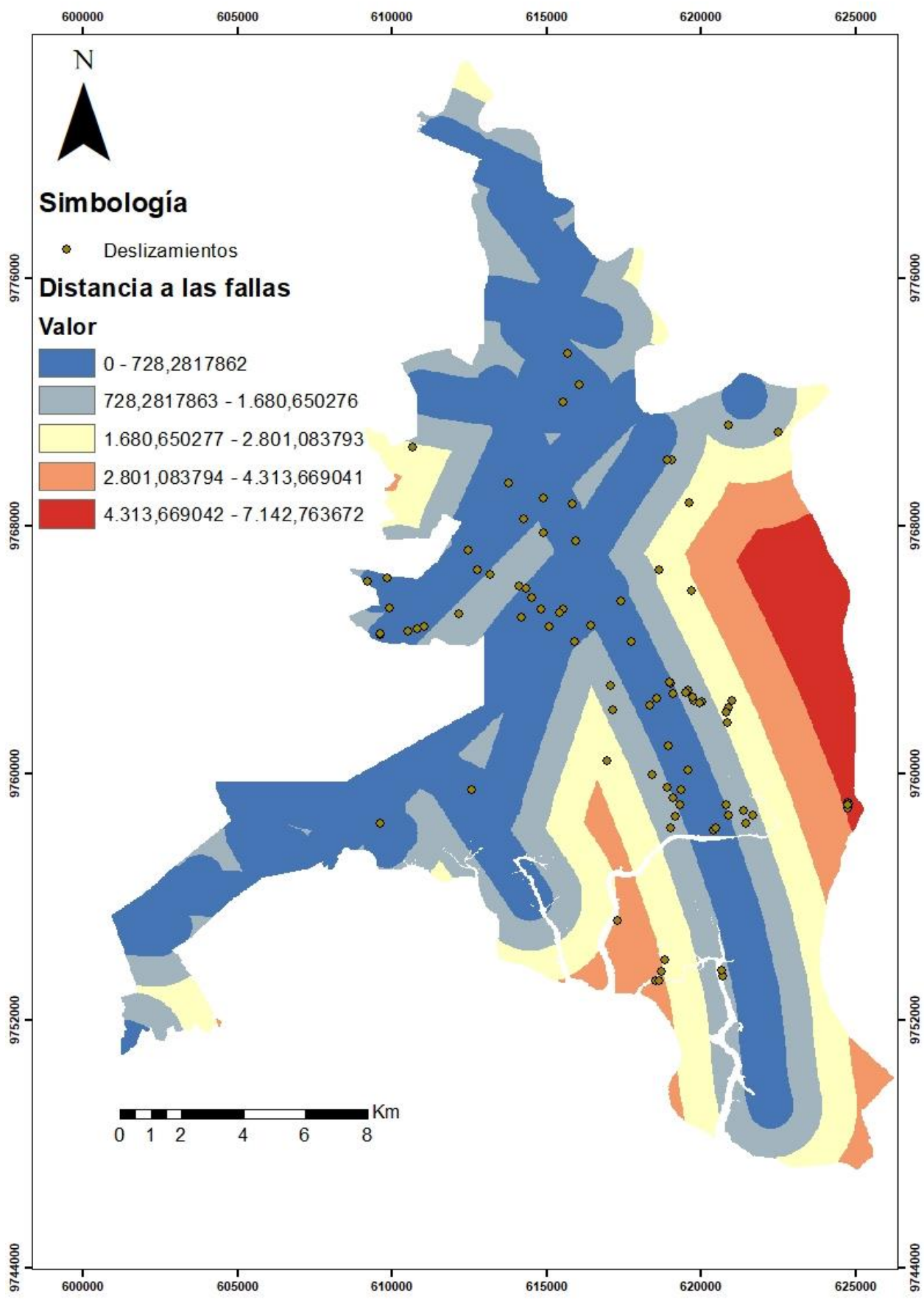
FICHA DE INVENTARIO DE DESLIZAMIENTOS							
ID movimiento en masa		DESLIZAMIENTO-9-901-2024-04-45693					
TIPO DE MOVIMIENTO		Caída de rocas					
FECHA EVENTO		14/03/2023		FECHA INSPECCIÓN		29/04/2024	
1. Información de ubicación del movimiento en masa							
1.1 Provincia		Guayas		1.2 Cantón		Guayaquil	
1.3 Ubicación		Av. Del Bombero					
Longitud/UTM X		618945,4		Latitud/UTM Y		9760881,2	
2. ID de deslizamiento de referencia relacionado con el historial de ocurrencia del movimiento de masa						45693	
3. Características del movimiento en masa							
Actividad		Activo		x		Potencial	
						Inactivo	
Altura total del talud (H ₁) (m)				Longitud total horizontal (L ₂)			
Factores Condicionantes	Topografía		Geología y tipo de suelo	x	Factor disparador	Lluvias intensas	x
	Precipitación	x	Actividad sísmica			Actividad sísmica/humana	
	Meteorización	x	Actividad humana			Erosión	
	Erosion		Drenaje			Uso de suelo	
Material	Roca	x	Escombros		Limo, arena, grava y cantos rodados	x	Turba
	Arcilla	x	Lodo				
Humedad	Saturado				Húmedo	x	Seco
Uso de suelo	Urbano				Cobertura vegetal	Arbustiva	
Condiciones de vulnerabilidad		Vía principal					
4. Esquema de planta				5. Esquema de sección transversal			
							
6. Foto del sitio							
							
Descripción adicional: Material muy meteorizado, con tamaños de roca centimétricas a métricas, la caída de material provocó ruptura en la rejilla metálica.							

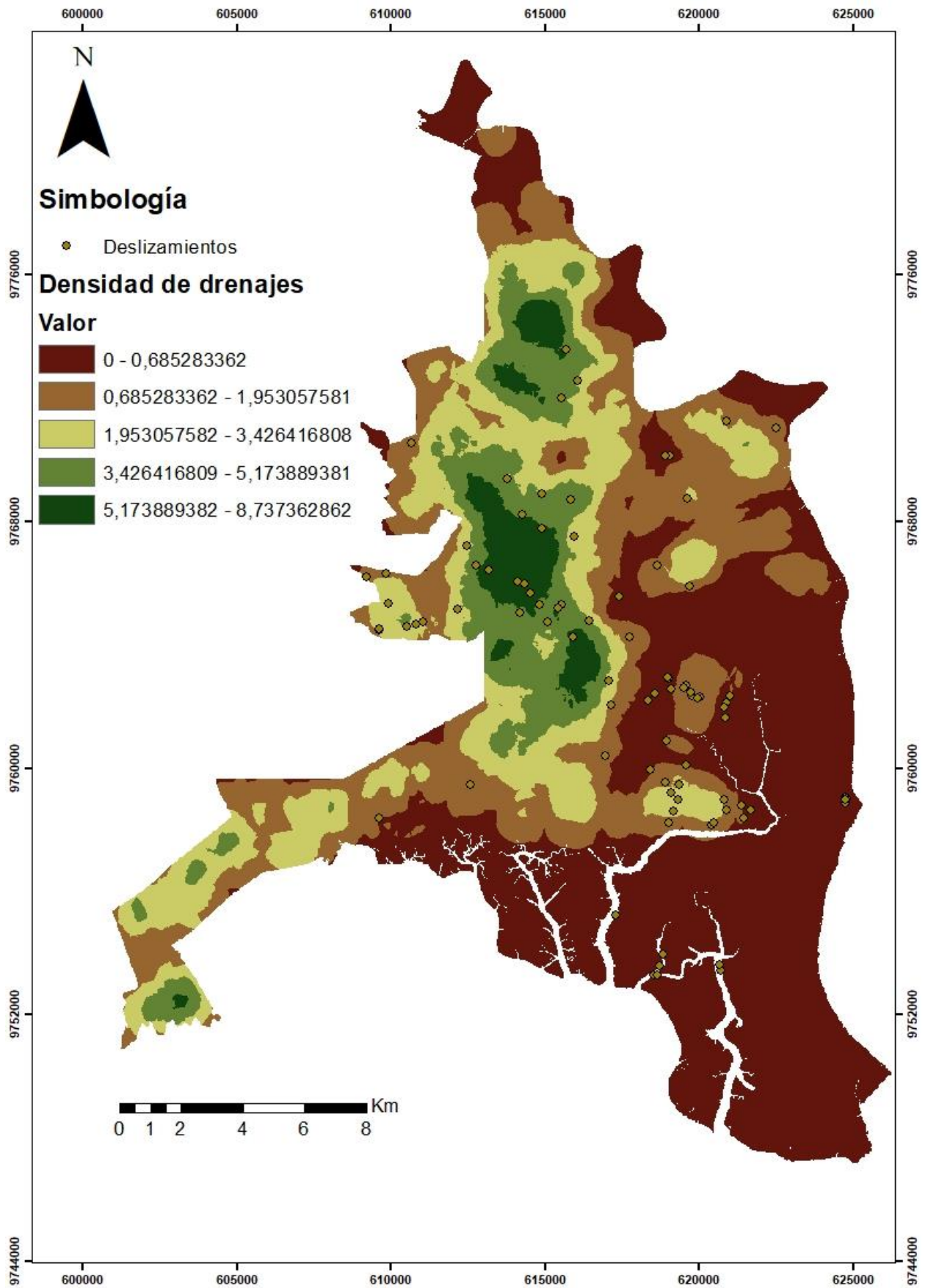


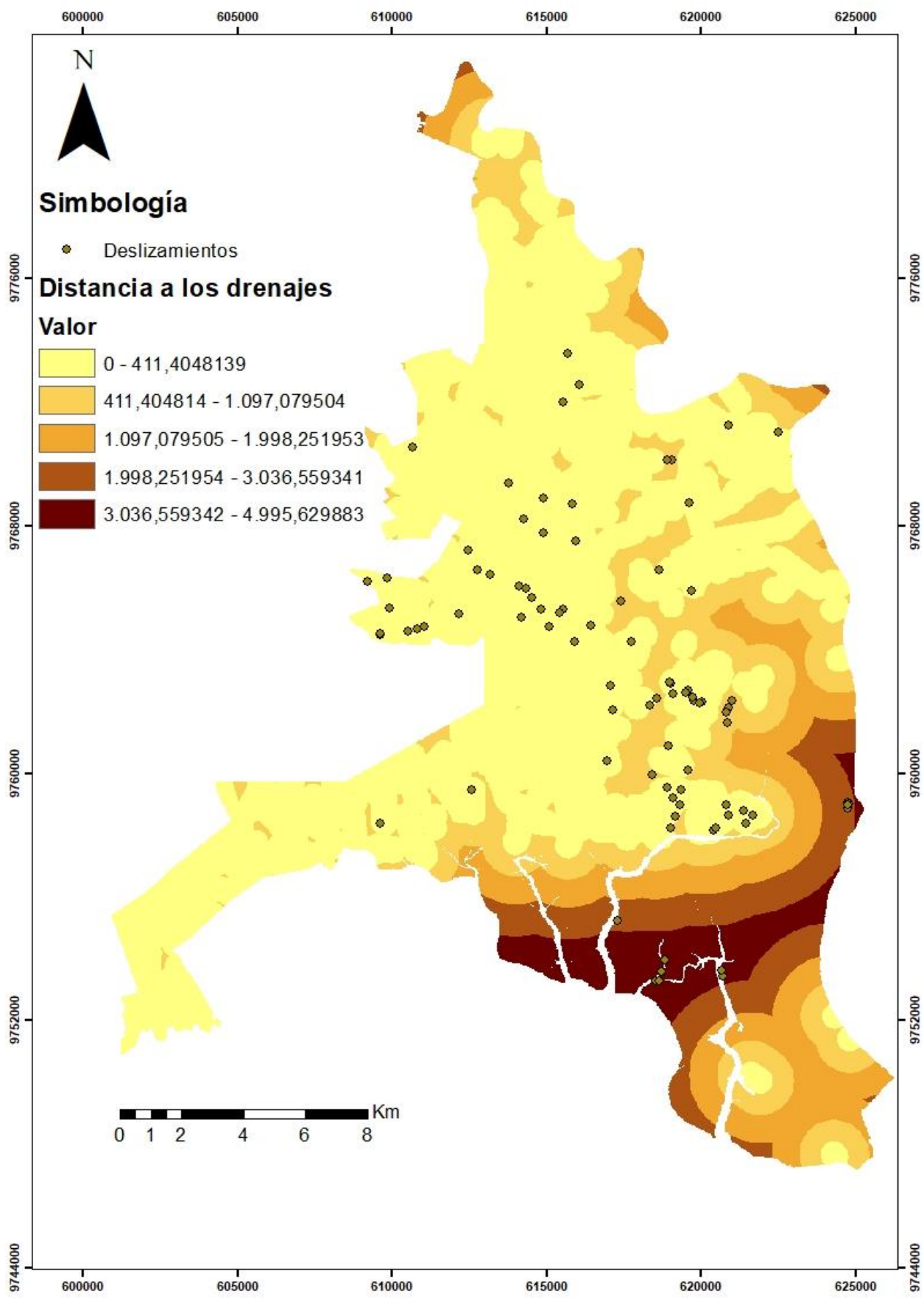


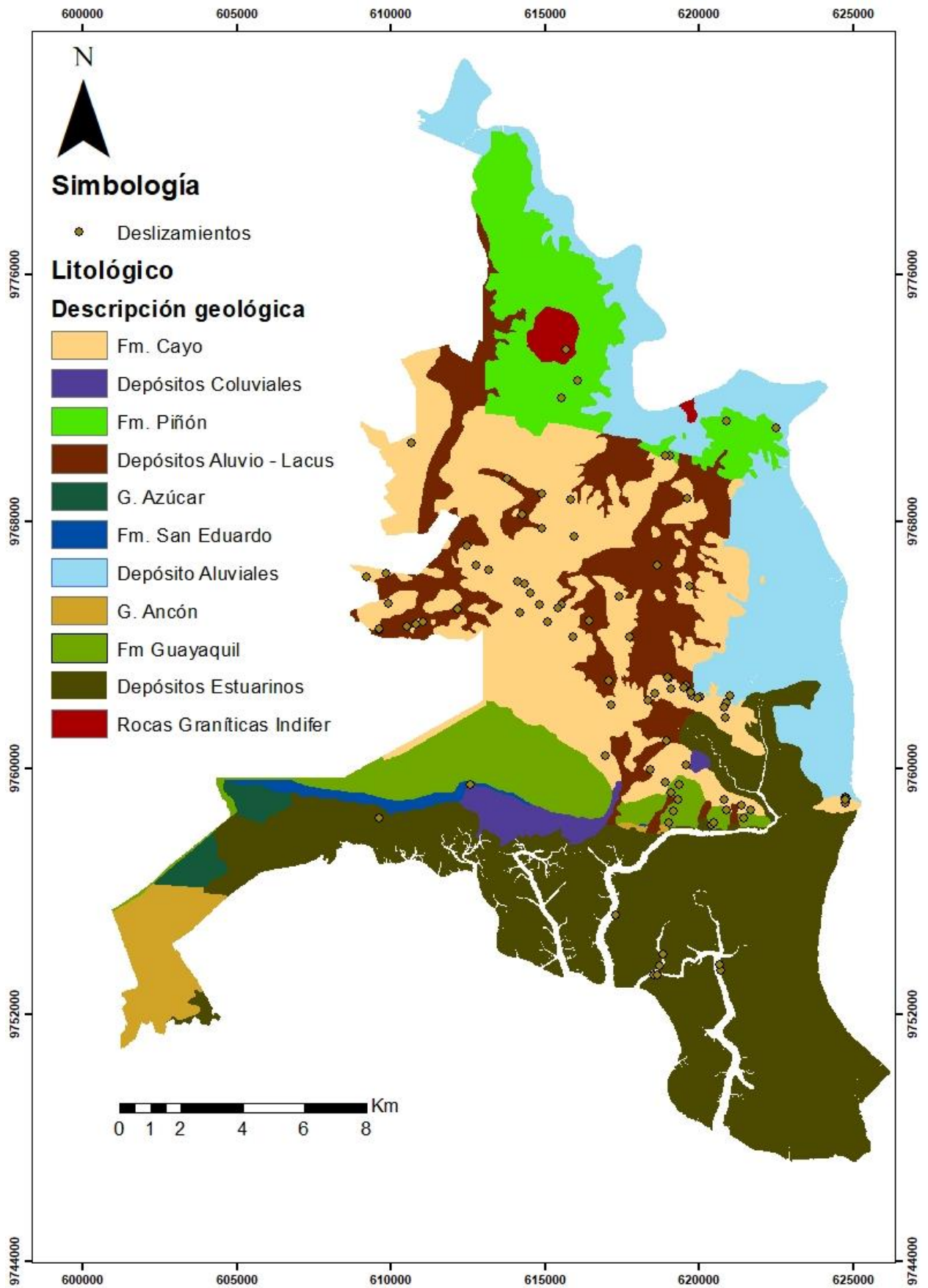


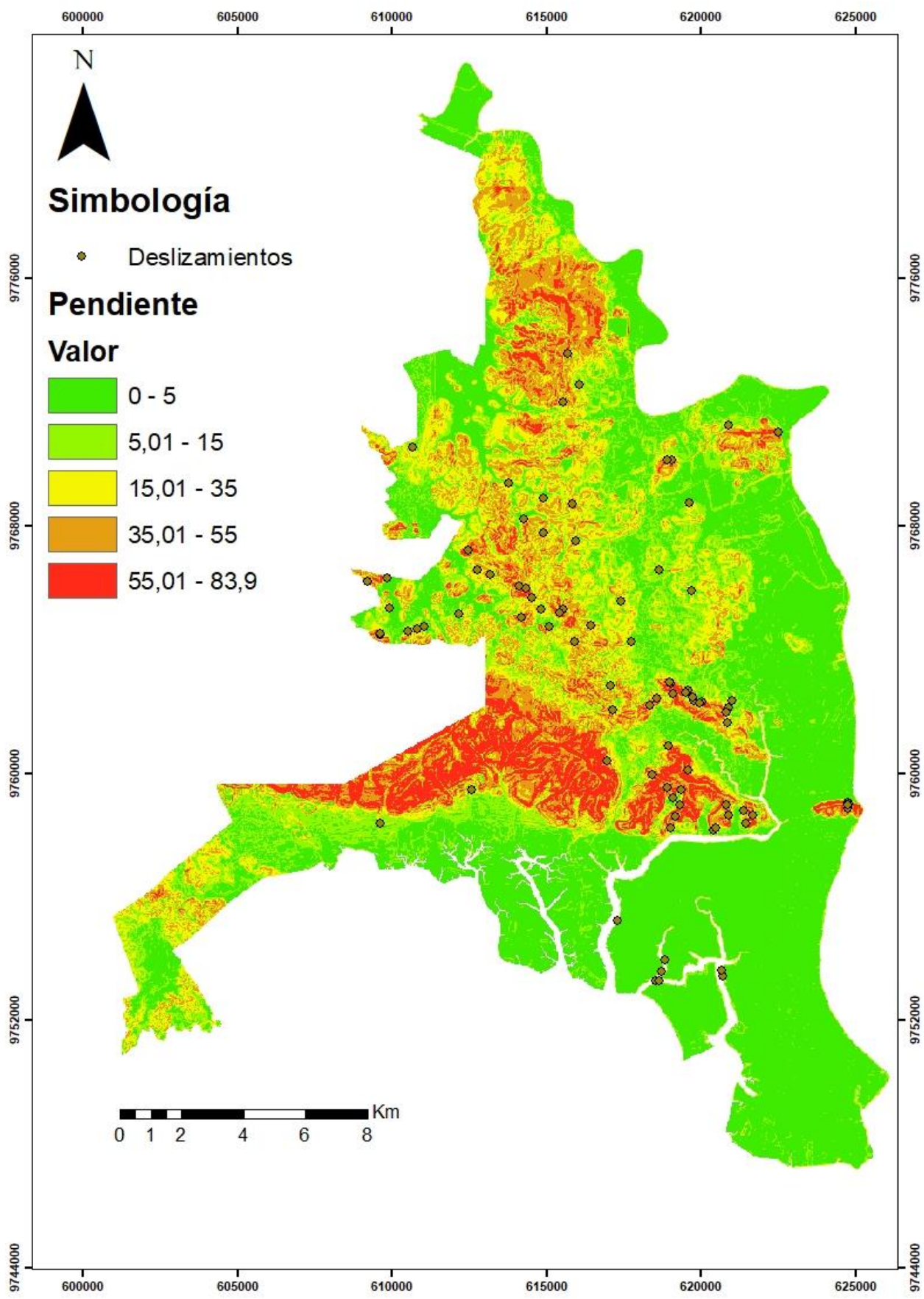


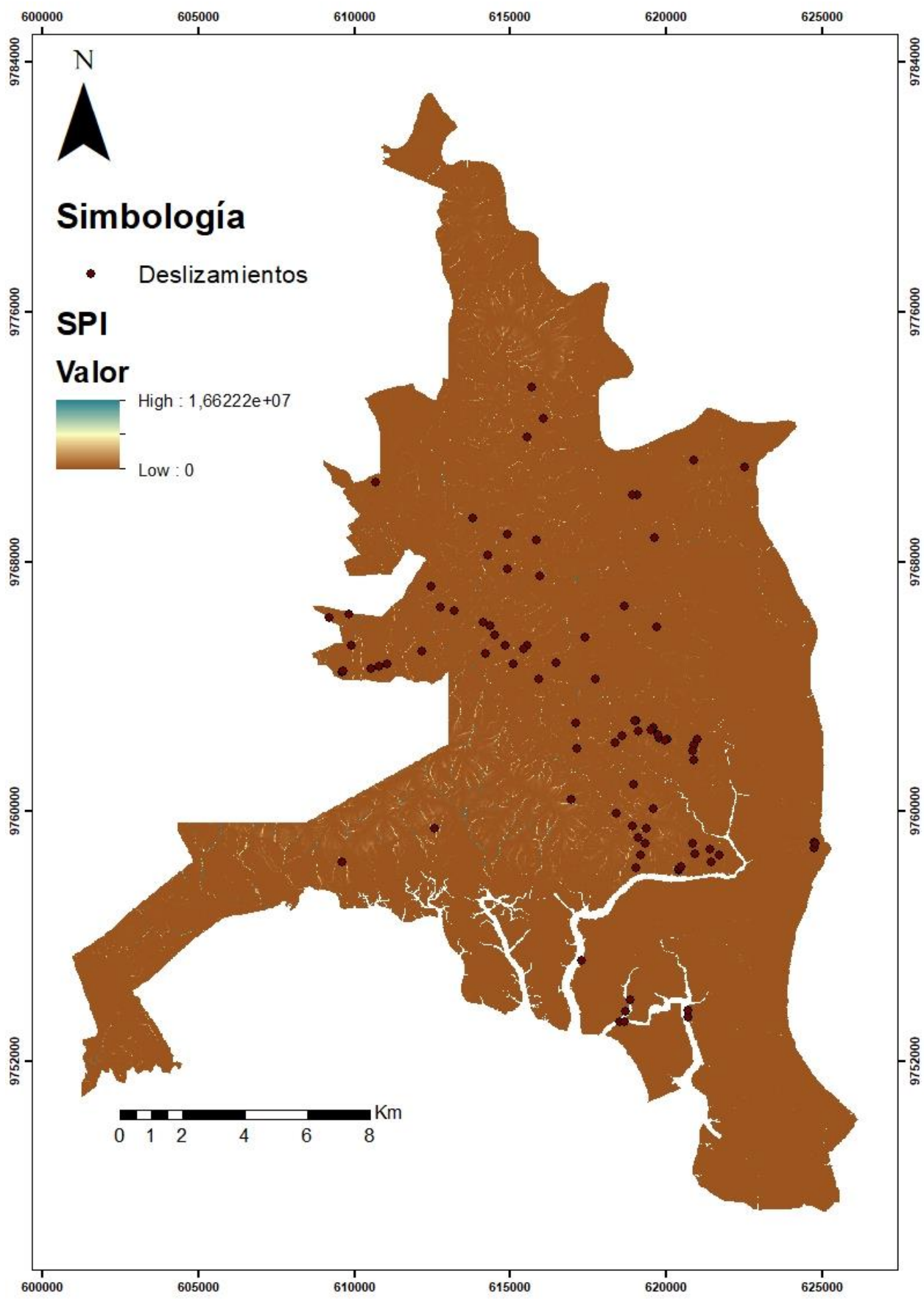


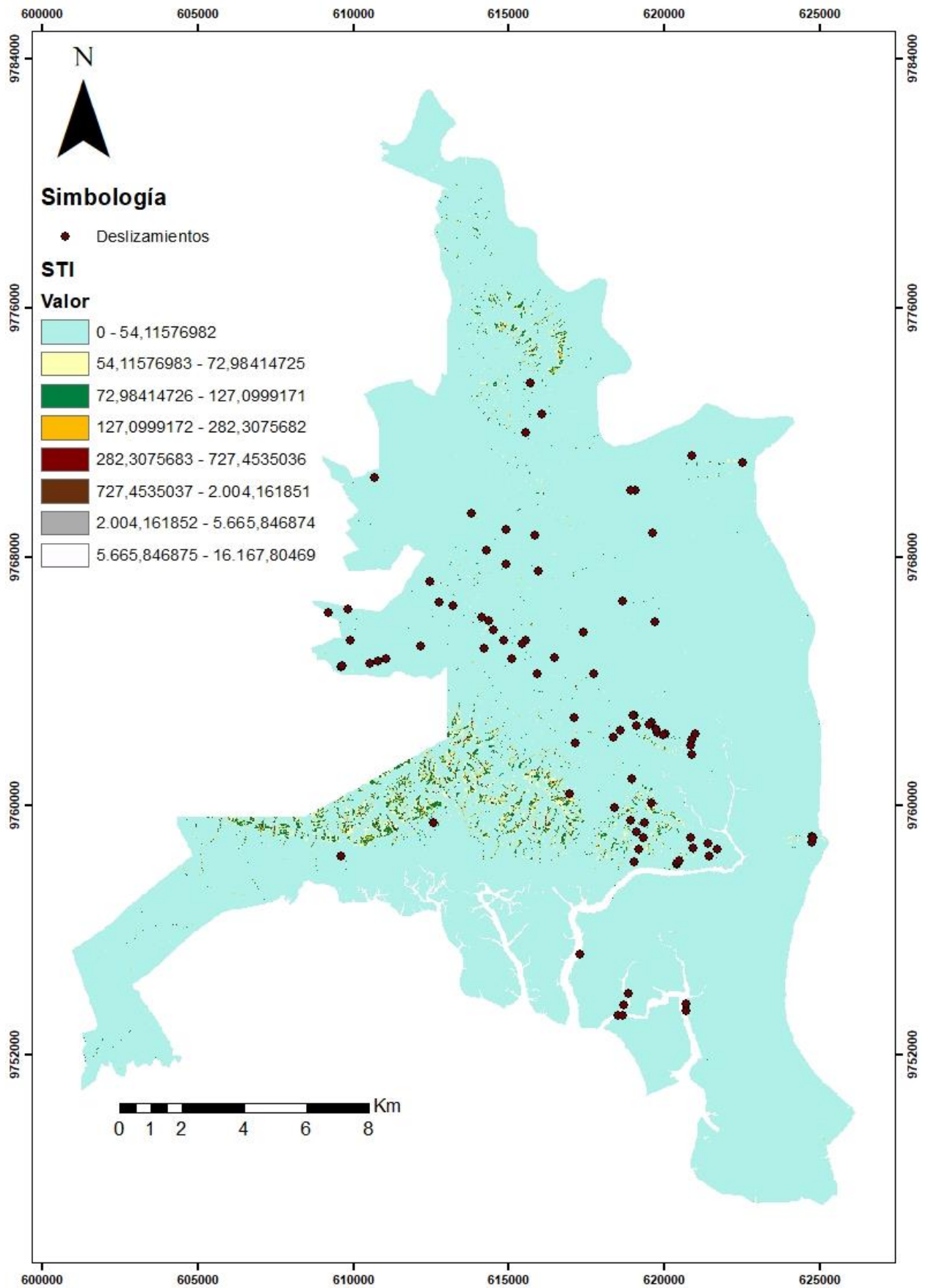


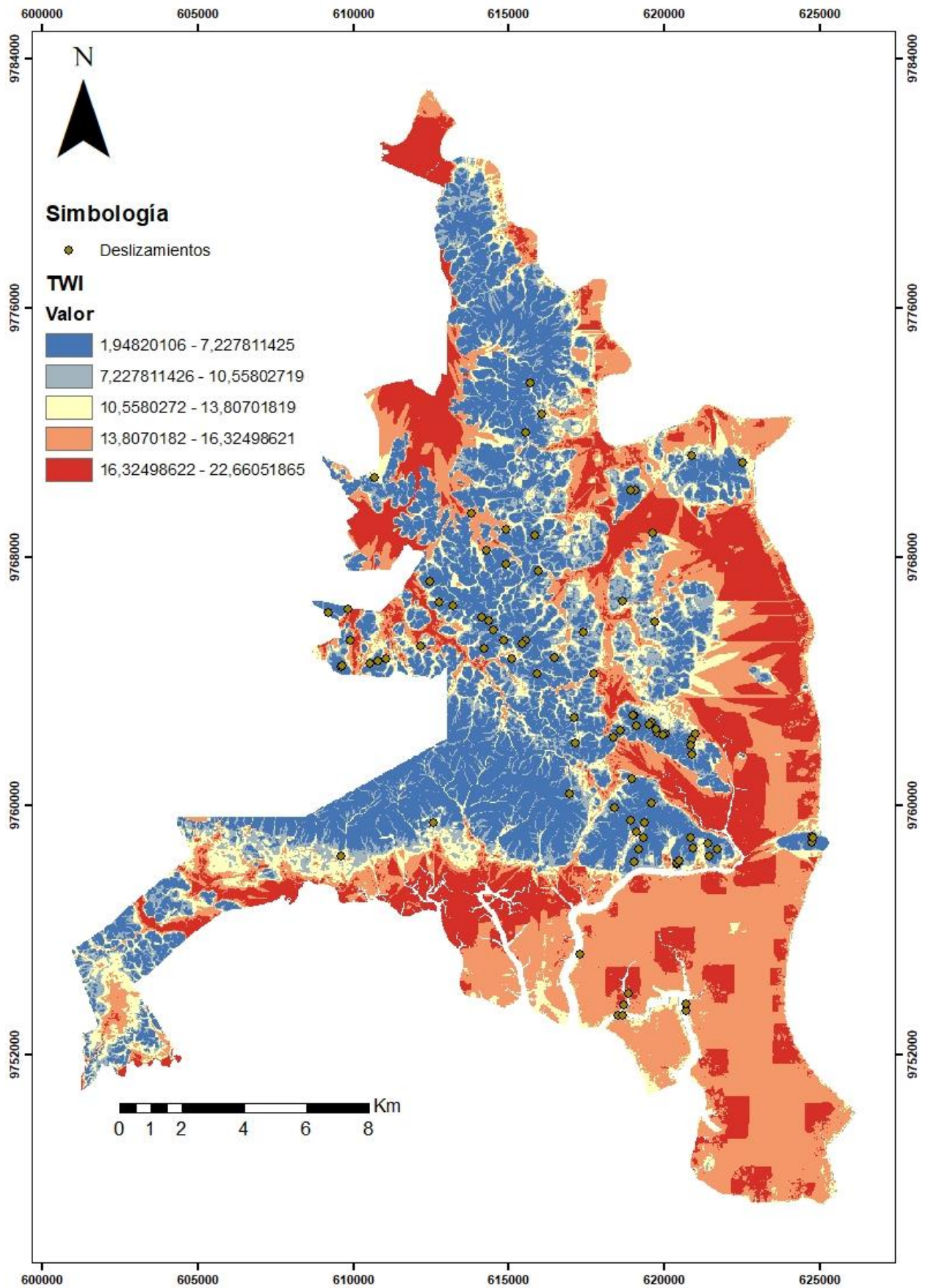


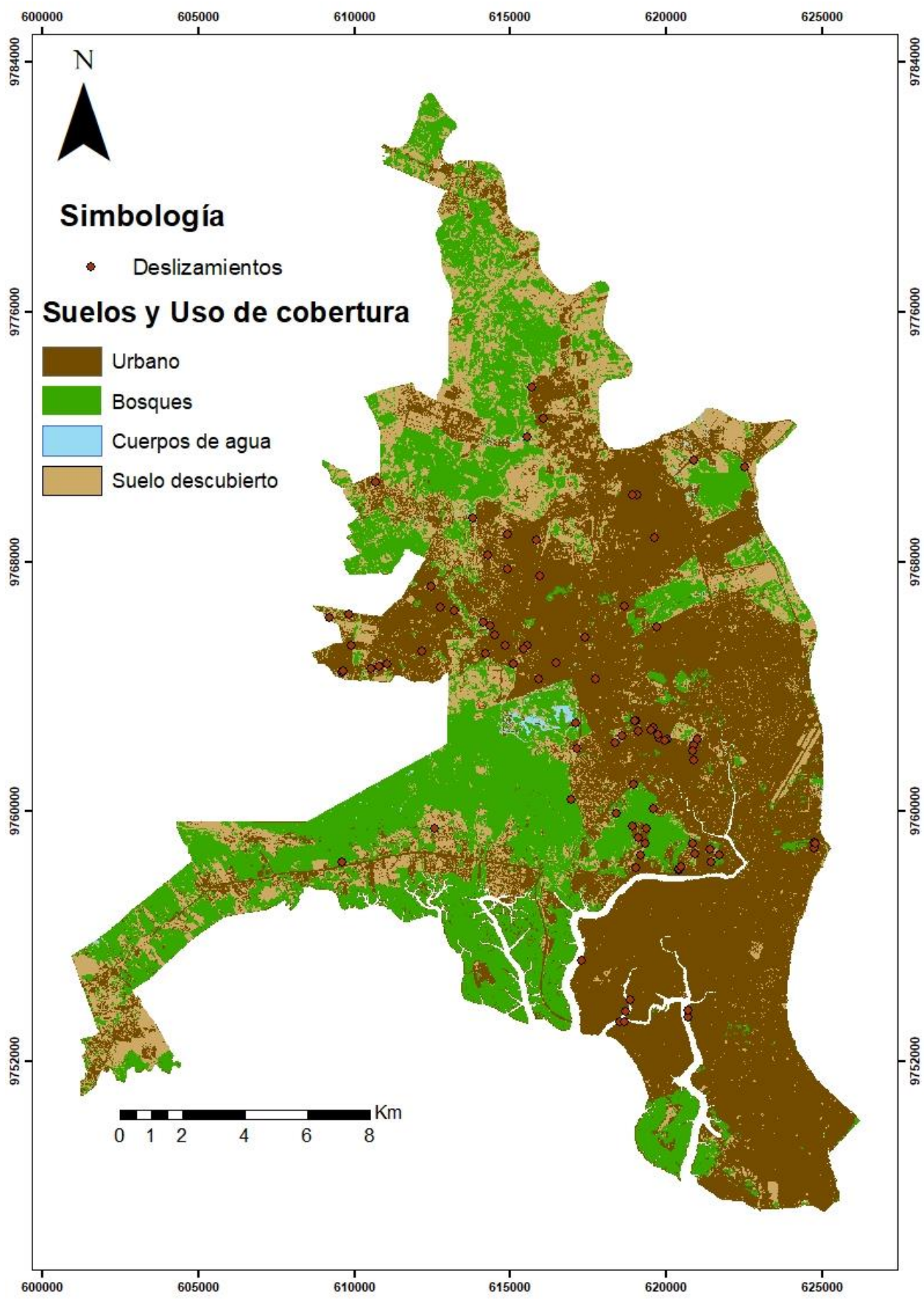


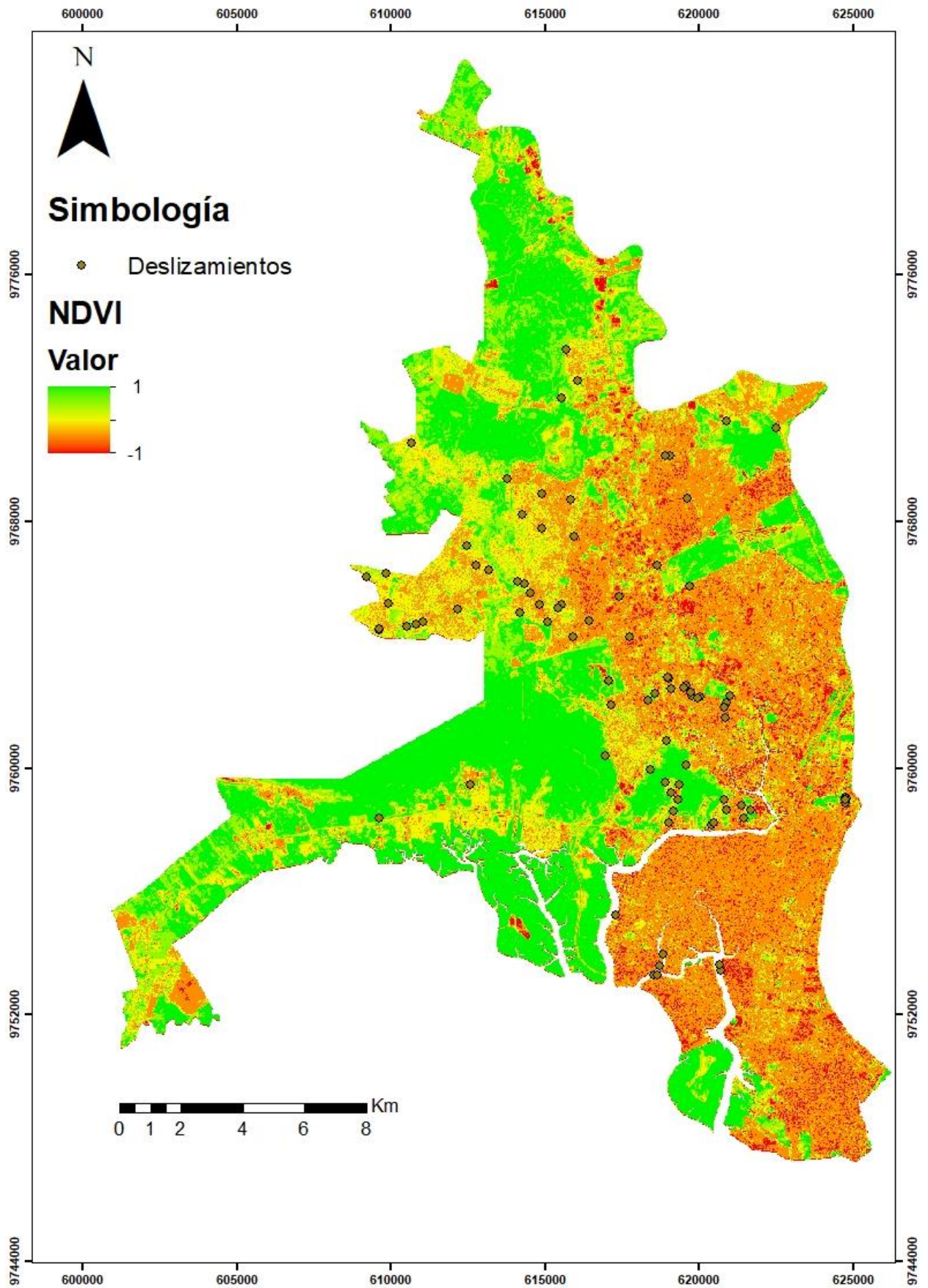








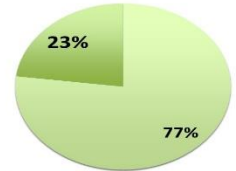




MODELO DE SUSCEPTIBILIDAD A DESLIZAMIENTOS CON MACHINE LEARNING EN EL ENTORNO URBANO DE GUAYAQUIL

PROBLEMA

El área urbana de Guayaquil, por sus características geológicas está expuesta a diversos eventos adversos, de los cuales el 23% corresponden a deslizamientos. Sin embargo, los factores que desencadenan estos eventos de forma espacial y temporal, aún es poco entendida, siendo un desafío por la localidad del fenómeno y carencia de inventarios multitemporales.

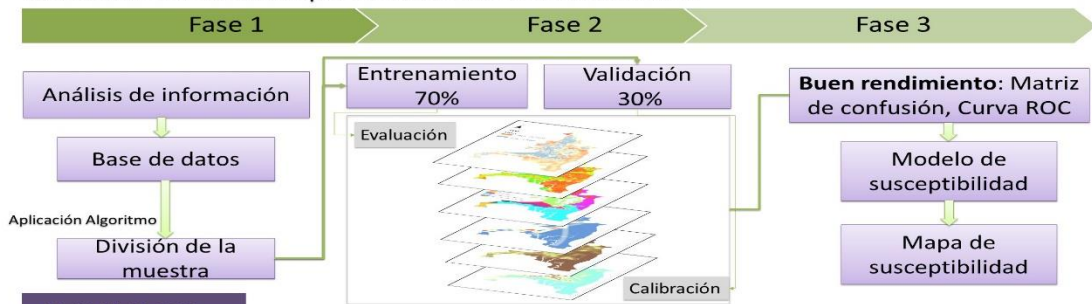


OBJETIVO GENERAL

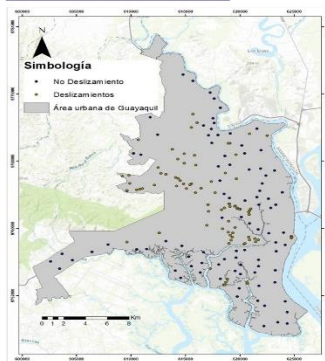
Elaborar un modelo de susceptibilidad a deslizamientos mediante técnicas de machine learning para la evaluación del riesgo de desastres en el entorno urbano de Guayaquil.

PROPUESTA

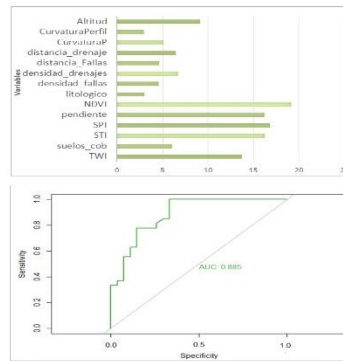
La propuesta de este proyecto está basado en identificar zonas susceptibles potenciales, evaluando los factores que condicionan al deslizamiento.



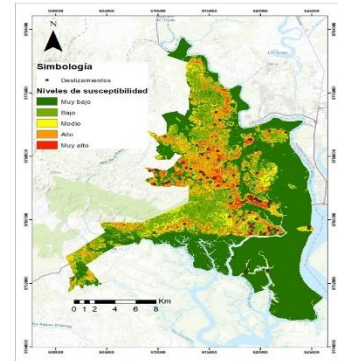
RESULTADOS



Inventario de deslizamientos



Evaluación de variables y Rendimiento del modelo



Mapa de susceptibilidad

CONCLUSIONES



La metodología planteada demostró que las técnicas de machine learning, son eficaces para la evaluación e identificación de zonas susceptibles, esto fue reflejado en el rendimiento del modelo, con un AUC de 0.885



El inventario de deslizamientos fue elaborado utilizando la base de datos de eventos adversos de la Secretaría de Gestión de Riesgos y complementado mediante el levantamiento en campo de deslizamientos identificados por el GADM de Guayaquil. Logrando inventariar un total de 90 deslizamientos en el periodo 2011 al 2024.

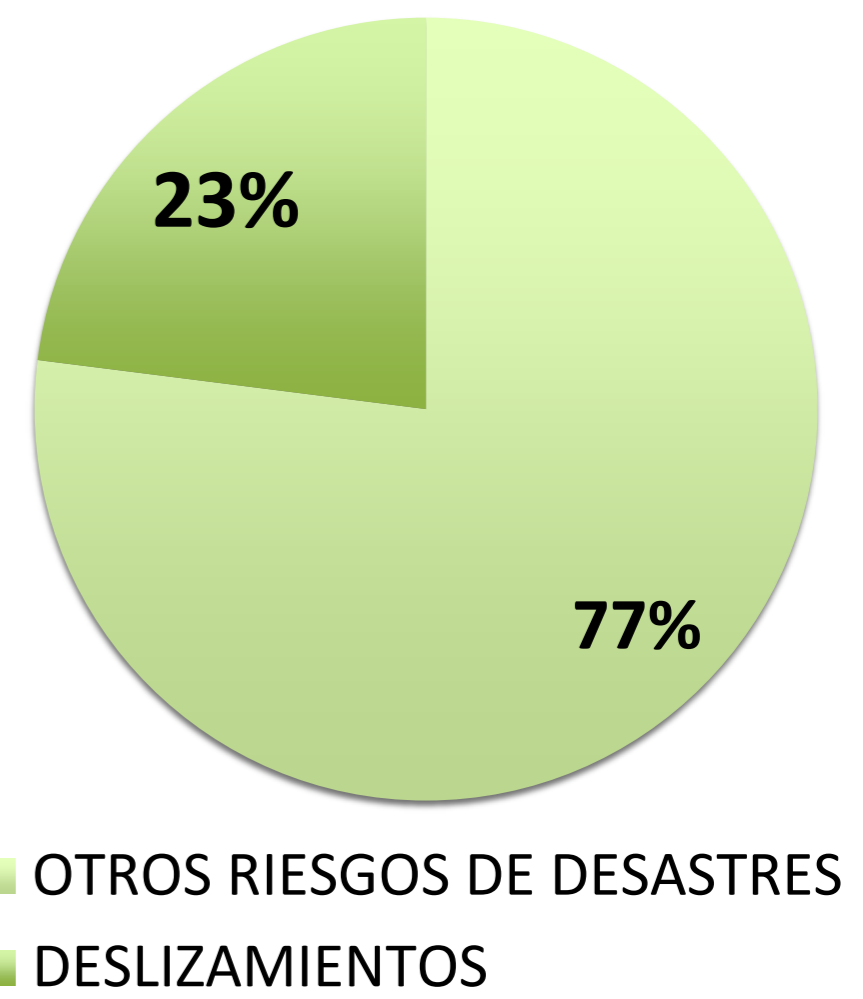


La modelización de susceptibilidad, fue clasificada en cinco clases, representando niveles muy bajos a muy altos las áreas susceptibles. El 19% de la superficie evaluada representa un nivel de susceptibilidad entre alto a muy alto.

MODELO DE SUSCEPTIBILIDAD A DESLIZAMIENTOS CON MACHINE LEARNING EN EL ENTORNO URBANO DE GUAYAQUIL

PROBLEMA

El área urbana de Guayaquil, por sus características geológicas está expuesta a diversos eventos adversos, de los cuales el 23% corresponden a deslizamientos. Sin embargo, los factores que desencadenan estos eventos de forma espacial y temporal, aún es poco entendida, siendo un desafío por la localidad del fenómeno y carencia de inventarios multitemporales.



OBJETIVO GENERAL

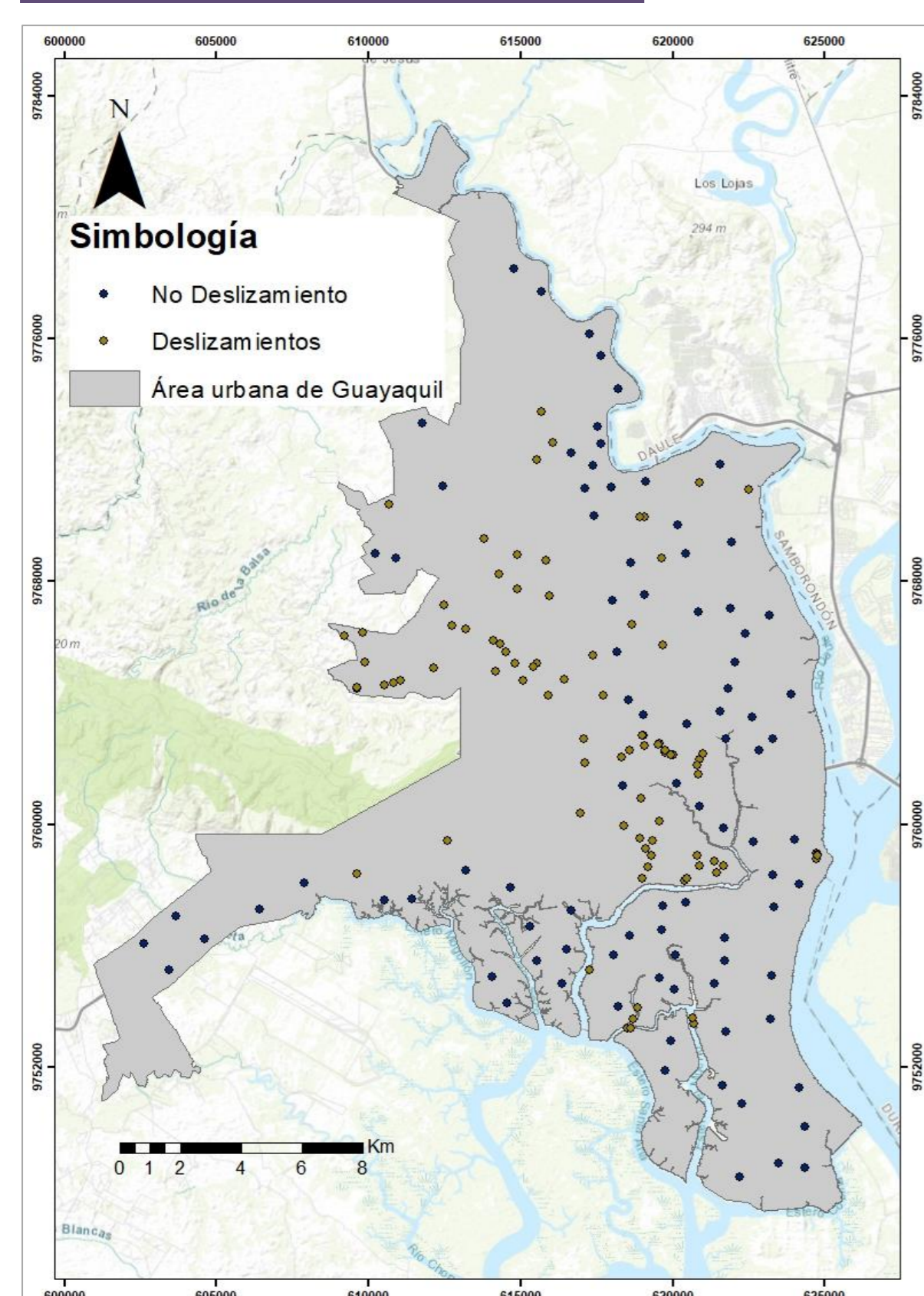
Elaborar un modelo de susceptibilidad a deslizamientos mediante técnicas de machine learning para la evaluación del riesgo de desastres en el entorno urbano de Guayaquil.

PROPUESTA

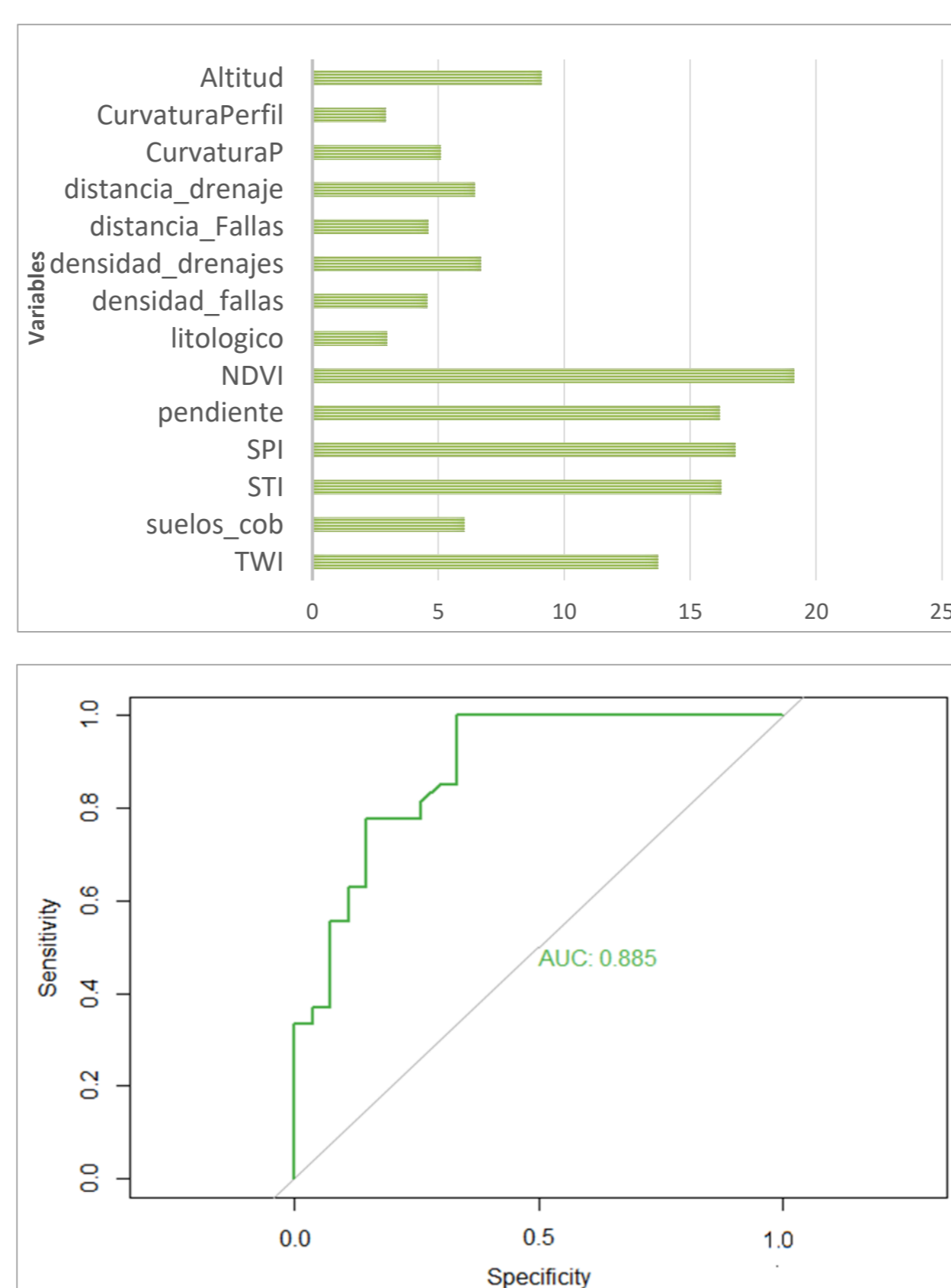
La propuesta de este proyecto está basado en identificar zonas susceptibles potenciales, evaluando los factores que condicionan al deslizamiento.



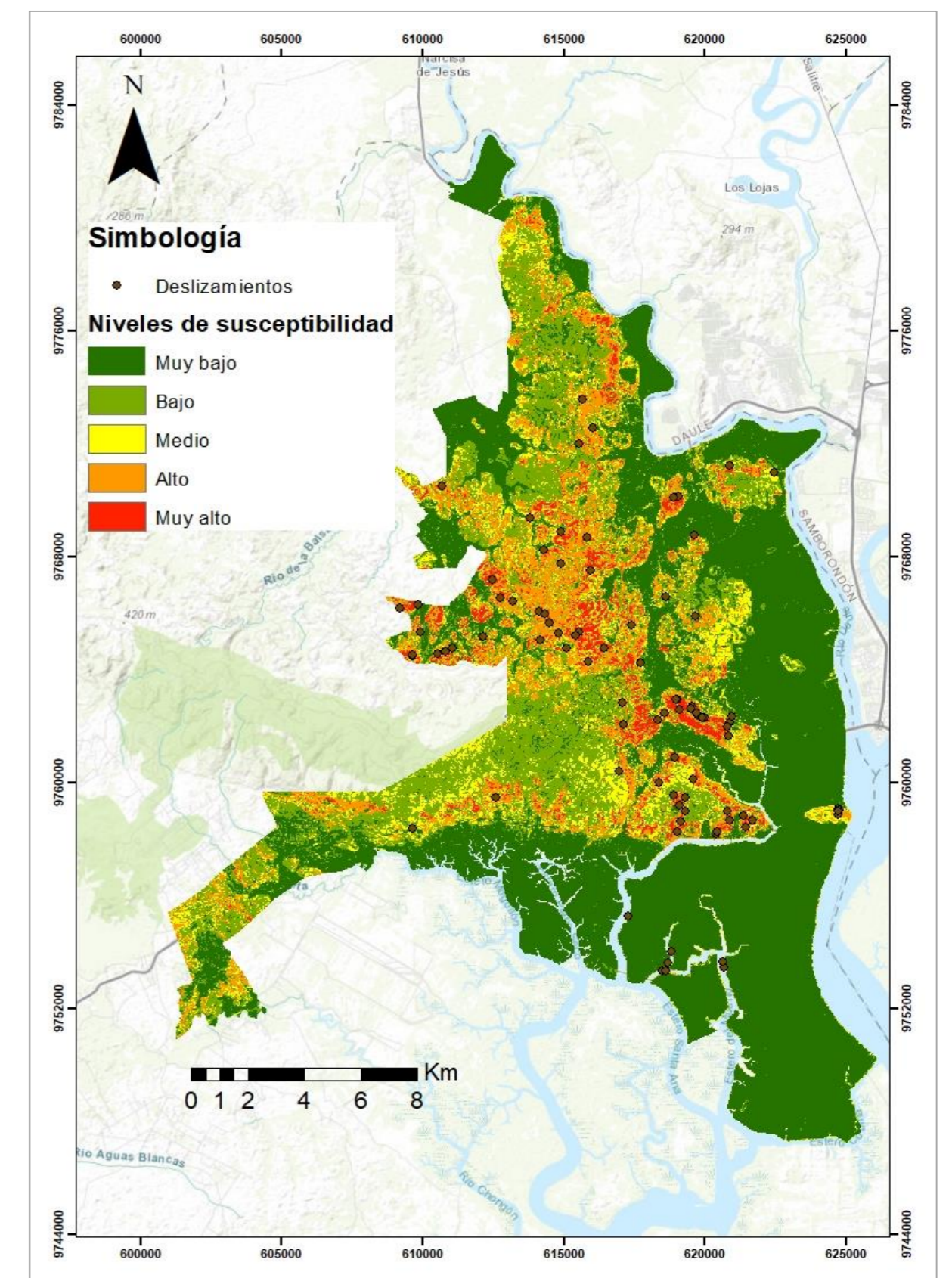
RESULTADOS



Inventario de deslizamientos



Evaluación de variables y Rendimiento del modelo



Mapa de susceptibilidad

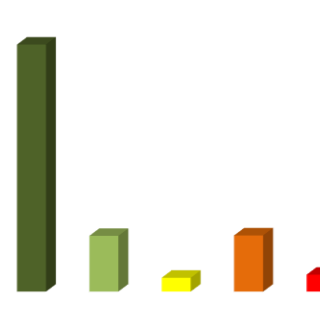
CONCLUSIONES



La metodología planteada demostró que las técnicas de machine learning, son eficaces para la evaluación e identificación de zonas susceptibles, esto fue reflejado en el rendimiento del modelo, con un AUC de 0.885



El inventario de deslizamientos fue elaborado utilizando la base de datos de eventos adversos de la Secretaría de Gestión de Riesgos y complementado mediante el levantamiento en campo de deslizamientos identificados por el GADM de Guayaquil. Logrando inventariar un total de 90 deslizamientos en el periodo 2011 al 2024.



La modelización de susceptibilidad, fue clasificada en cinco clases, representando niveles muy bajos a muy altos las áreas susceptibles. El 19% de la superficie evaluada representa un nivel de susceptibilidad entre alto a muy alto.