

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL



**INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN
MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN
MÉXICO**

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL

POR

LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N.L.

ABRIL 2026

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL



**INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN
MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN
MÉXICO**

POR

LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL

Vo.Bo.

Dra. Fabiola Doracely Yépez Rincón

Director de Tesis

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N.L.

ABRIL 2026

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL



**INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN
MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN
MÉXICO**

POR

LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL

Vo.Bo.

Dra. Fabiola Doracely Yépez Rincón

Director de Tesis

Dr. Héctor de León Gómez
Asesor Interno

Dra. Nelly Lucero Ramírez Serrato
Codirector de Tesis

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N.L.

ABRIL 2026



FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL

2026/04/07

DR. JOSÉ MANUEL MENDOZA RANGEL
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
PRESENTE.-

Estimado Dr. Mendoza Rangel,

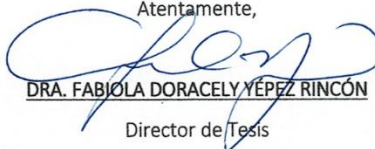
Por medio de la presente, hago de su conocimiento que he finalizado la revisión del documento de TESIS, cuyo título es **"INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN MÉXICO"**, que presenta el ING. LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES, como requisito parcial para obtener el grado de MAESTRO EN CIENCIAS, del programa MAESTRÍA EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL.

Por lo anterior, me permito informar a Usted que el documento CUENTA con la calidad y nivel CIENTÍFICO, adecuados para su defensa, por lo que dictamino que este trabajo sea (APROBADO).

Asimismo, anexo a este documento el formato de evaluación correspondiente, donde hago saber mis comentarios y observaciones al respecto.

Sin otro particular por el momento, me despido y quedo a sus órdenes para cualquier duda o aclaración que considere pertinente.

Atentamente,



DRA. FABIOLA DORACELY YÉPEZ RINCÓN
Director de Tesis



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

Av. Pedro de Alba S/N Ciudad Universitaria, San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México, C.P. 66455

81 8329 4000 ext. 4060 • www.fic.uanl.mx



Universidad Nacional
Autónoma de México

INSTITUTO DE GEOFÍSICA



FECHA: 2026/03/19

DR. JOSÉ MANUEL MENDOZA RANGEL
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
PRESENTE.-

Estimado Dr. Mendoza Rangel,

Por medio de la presente, hago de su conocimiento que he finalizado la revisión del documento de **TESIS**, cuyo título es **"INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN MÉXICO"**, que presenta el **ING. LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES**, como requisito parcial para obtener el grado de **MAESTRO EN CIENCIAS**, del programa **MAESTRÍA EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL**.

Por lo anterior, me permito informar a Usted que el documento **CUENTA** con la calidad y nivel **CIENTÍFICO**, adecuados para su defensa, por lo que dictamino que este trabajo sea **APROBADO**.

Asimismo, anexo a este documento el formato de evaluación correspondiente, donde hago saber mis comentarios y observaciones al respecto.

Sin otro particular por el momento, me despido y quedo a sus órdenes para cualquier duda o aclaración que considere pertinente.

Atentamente,

Dra. Nelly Lucero Ramírez Serrato/ Investigador Titular A
Instituto de Geofísica
Evaluador





FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL

2026/03/21

DR. JOSÉ MANUEL MENDOZA RANGEL
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
PRESENTE.-

Estimado Dr. Mendoza Rangel,

Por medio de la presente, hago de su conocimiento que he finalizado la revisión del documento de TESIS, cuyo título es **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL APLICADA A UN MODELO PREDICTIVO DE MOVIMIENTOS EN MASA EN MÉXICO”**, que presenta el ING. LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES, como requisito parcial para obtener el grado de MAESTRO EN CIENCIAS, del programa MAESTRÍA EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN INGENIERÍA AMBIENTAL.

Por lo anterior, me permito informar a Usted que el documento CUENTA con la calidad y nivel CIENTÍFICO, adecuados para su defensa, por lo que dictamino que este trabajo sea (APROBADO). Asimismo, anexo a este documento el formato de evaluación correspondiente, donde hago saber mis comentarios y observaciones al respecto.

Sin otro particular por el momento, me despido y quedo a sus órdenes para cualquier duda o aclaración que considere pertinente.

Atentamente,

DR. HÉCTOR DE LEÓN GÓMEZ

Evaluador



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

Av. Pedro de Alba S/N Ciudad Universitaria, San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México, C.P. 66455

81 8329 4000 ext. 4060 • www.fic.uanl.mx



UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL
SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

Comprobante de corrección de escritos

ESTUDIANTE PROFESOR

NOMBRE: LUIS EDUARDO ARISTA CÁZARES

TIPO DE DOCUMENTO: ARTÍCULO TESIS PI OTRO

TÍTULO DEL DOCUMENTO A REVISAR:
INTELIGENCIA ARTIFICIAL GEOESPACIAL
APLICADA A UN MODELO PREDICTIVO DE
MOVIMIENTOS EN MASA EN MÉXICO.

RECOMENDACIONES ADICIONALES:
REALIZAR LAS CORRECCIONES QUE APAREZCAN
EN LA TESIS IMPRESA

*Este documento certifica la corrección DEFINITIVA del trabajo arriba
identificado, en los aspectos: ortográfico, metodológico y estilístico.

Nombre y firma de quien corrigió: Amongoríal

Arq. Ramón Longoria Ramírez
Asesor Profesional de Apoyo

[Signature]
Dr. José Manuel Mendoza Rangel

Subdirector de Estudios de Posgrado e Investigación DIRECCIÓN DE ESTUDIOS
Ciudad Universitaria, 27 de Marzo de 2020 DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN



Av. Universidad S/N Cd. Universitaria
San Nicolás de los Garza, Nuevo León, México, C.P.P. 66455
Tels. (81) 14424400 ext. 4448 | 83294000 ext. 7216, 7234
correo electrónico: spi.fic@uanl.mx

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Civil
Subdirección de Estudios de Posgrado e Investigación.

Los miembros del comité evaluador recomendamos que la Tesis titulada **“Inteligencia artificial geoespacial aplicada a un modelo predictivo de movimientos en masa en México”**, realizada por el **Ing. Luis Eduardo Arista Cázares**, con número de matrícula **1748868**, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de **Maestro en Ciencias** dentro del programa **Maestría en Ciencias con Orientación en Ingeniería Ambiental**.

El Comité Evaluador:

Dra. Fabiola Doracely Yépez Rincón
Director de tesis

Dra. Nelly Lucero Ramírez Serrato
Evaluador 1 de la tesis

Dr. Héctor de León Gómez
Evaluador 2 de la tesis

Dr. José Manuel Mendoza Rangel
Subdirector de Estudios de Posgrado e Investigación

Por este medio declaro bajo protesta, haber realizado esta tesis de manera personal y haber utilizado los medios, herramientas y metodologías descritas en la misma.

Atentamente,

Luis Eduardo Arista Cázares

abril de 2026

DEDICATORIA

A mi padre **José Luis Arista Delgado**,
mi madre **Gloria Nelly Cázares Contreras**,
mis abuelos paternos **José Arista** (*† 2013*) y **Oralia Delgado Pérez** (*† 2015*), y
mis abuelos maternos **Rodolfo Cázares Garza** (*† 2008*) y **Paula Contreras Gutiérrez** (*† 2002*)



**Fragmento final de la Sinfonía no. 5
en si bemol mayor, WAB. 105: IV.
Finale. Adagio-Allegro moderato.**

-Anton Bruckner
(1824 – 1896)



«No volvería a escribir algo así por nada del mundo».

-Anton Bruckner



«Un ejército de instrumentos de viento-metal, que debían de estar ocultos sigilosamente tras la percusión, se alzó con toda su fuerza y remató con un coral, probablemente concebido por el piadoso compositor como una invocación a “*Der alte deutsche Gott*”».

- Arnold Bax



«No es un simple mortal quien nos habla a través de esta música».

- Ludwig Speidel

AGRADECIMIENTOS

A la **Universidad Autónoma de Nuevo León**, por haberme brindado la oportunidad, desde 2014, de formar parte de esta Casa de Estudios. En 2016, mi vida tomó un rumbo decisivo al ser aceptado en la **Facultad de Ciencias de la Tierra**, en Linares, Nuevo León, y posteriormente en la **Facultad de Ingeniería Civil**. Todos estos años han representado un valioso aprendizaje. Agradezco profundamente el apoyo recibido, las facilidades otorgadas y las becas concedidas. A la **Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI)**, por el apoyo económico brindado durante el desarrollo de la maestría, a través del programa de Becas Nacionales para Estudios de Posgrado Convocatoria 2024-1 (CVU: 1347829).

A mi Directora de Tesis, la **Dra. Fabiola Doracely Yépez Rincón**, por haberme aceptado como su estudiante, por impulsarme a pensar más allá de lo evidente y por su constante acompañamiento en la elaboración de este trabajo. Asimismo, al Departamento de Geomática que usted lidera, por facilitar los equipos y el espacio necesarios para llevar a cabo esta investigación.

A la **Dra. Nelly Lucero Ramírez Serrato**, del Instituto de Geofísica de la Universidad Nacional Autónoma de México, por su entusiasmo y motivación para iniciar el posgrado. Todo comenzó con un pequeño correo tras asistir virtualmente a su ponencia de encuentro de egresados de la FCT. Gracias por inspirarme y motivarme.

Al **Dr. Héctor de León Gómez**, por haber aceptado formar parte del comité de revisión. Usted fue una luz que me apoyó durante estos dos años. Gracias calidad humana, por reflejar su pasión por la geología y la enseñanza, y por brindarme un espacio que con aprecio denominé “capilla geológica”.

A los **docentes** que me impartieron las materias llevadas en el programa MCOIA, por sus valiosas enseñanzas y la atención brindada a lo largo de la maestría.

A mis compañeros de la Maestría, **Nacho** y **Sara Nachito**, no pude haber tenido un mejor compañero en este proceso; gracias por tu valiosa amistad, apoyo constante y por recordarme siempre el lado positivo de las cosas. **Sara**, sin duda fuiste la Hermonie de los tres; gracias por siempre seguirme la corriente y por la paciencia que nos tuviste como traductora.

A los **compañeros** que conocí en el **Departamento de Geomática** con quienes compartí grandes experiencias. Gracias por su motivación y compañerismo, que hicieron más agradable este tiempo.

A los **Arista**: mi padre, mi prima Ceci, mi tía Rosy y mi tía Martha; y los **Cázares**: mi madre, mi tío Rodolfo y mi primo Rodolfo, por siempre estar presente, motivándome en todos mis logros.

A la **familia Palomino Obregón**. Mariam, gracias por estos 13 años de amistad, por los innumerables momentos compartidos que han sido de mucho aprendizaje, gracias por siempre estar ahí. Sra. Lety y Sr. Crescencio, gracias por siempre escucharme, aconsejarme y verme crecer.

A mis valiosos seres cercanos: **Yadira**: gracias por tu amistad holística, **Isamary**: tus risas son vitaminas para todo aquel que las escucha, **Eladio**: gracias por tu compañía y consejos.

Finalmente, a la **música clásica**, uno de los grandes tesoros que mi padre me ha heredado. Me enorgullece compartir con él este profundo aprecio. En particular, durante estos últimos dos años, a la música de **Anton Bruckner**, no es casualidad conocer sus obras en este tiempo.

- Con aprecio, Luis Arista.

ÍNDICE DE CONTENIDO

Página

ÍNDICE DE CONTENIDO	I
ÍNDICE DE FIGURAS	III
ÍNDICE DE TABLAS	VIII
RESUMEN	IX
ABSTRACT.....	X
CAPÍTULO 1. GENERALIDADES.....	1
1.1. INTRODUCCIÓN	1
1.1.1. Estudios previos generales.....	1
1.1.2. Estudios previos en la Zona Metropolitana de Monterrey	2
1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	4
1.3. JUSTIFICACIÓN DEL PRESENTE ESTUDIO	6
1.4. HIPÓTESIS.....	7
1.5. OBJETIVOS	8
1.5.1. Objetivo general	8
1.5.2. Objetivos particulares	8
1.6. MARCO TEÓRICO.....	9
1.6.1. Movimiento en masa	9
1.6.2. Tipos de movimientos en masa	10
1.6.3. Causas de movimientos en masa.....	14
1.6.4. Niveles de estudio para la evaluación de movimientos en masa	16
1.6.5. Mapeo de susceptibilidad a movimientos en masa.....	17
1.6.6. Validación y evaluación de modelos de susceptibilidad	19
1.6.7. Machine learning (ML)	20
CAPÍTULO 2. ÁREA DE ESTUDIO.....	22
2.1. LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA	22
2.2. FISIOGRAFÍA	23
2.3. HIDROLOGÍA E HIDROGEOLOGÍA	25
2.4. CLIMA.....	27
2.5. CONTEXTO GEOLÓGICO	27
2.5.1. Geología local	30
CAPÍTULO 3. MÉTODO.....	49
3.1. CARTA DE FLUJO DE TRABAJO	49
3.1.1. Insumos	50

3.1.2. Inventario de movimientos en masa.....	51
3.1.3. Preprocesamiento de los factores condicionantes.....	52
3.1.4. Validación y evaluación de precisión.....	57
CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	58
4.1. FACTORES CONDICIONANTES.....	58
4.1.1. Elevación.....	58
4.1.2. Pendiente.....	59
4.1.3. Aspecto.....	60
4.1.4. Curvatura planar y Curvatura de perfil.....	61
4.1.5. Índice Topográfico de Humedad (TWI).....	63
4.1.6. Litología.....	64
4.1.7. Distancia a lineamientos estructurales.....	65
4.1.8. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).....	67
4.1.9. Uso/cobertura del suelo.....	68
4.1.10. Distancia a corrientes de agua.....	69
4.1.11. Distancia a vialidades.....	70
4.2. INVENTARIO DE MOVIMIENTOS EN MASA.....	71
4.3. ANÁLISIS POR WOE.....	74
4.3.1. Importancia relativa de los factores condicionantes.....	78
4.3.2. Validación del modelo por WoE.....	79
4.4. ANÁLISIS POR RF.....	80
4.4.1. Evaluación y validación del modelo RF.....	82
4.4.2. Importancia relativa de los factores condicionantes.....	83
4.5. COMPARACIÓN DE MODELOS DE SUSCEPTIBILIDAD.....	84
4.6. VALIDACIÓN EN EL CAMPO.....	84
4.6.1. Zona de estudio Sierra del Fraile.....	85
4.6.2. Zona de estudio Cerro de las Mitras.....	87
4.6.3. Zona de estudio anticlinal Los Muertos.....	88
4.6.4. Zona de estudio Cerro de la Silla.....	90
4.6.5. Zona de estudio campus Mederos, UANL.....	91
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	93
RECOMENDACIONES.....	95
PRODUCTOS GENERADOS Y DIFUSIÓN DEL CONOCIMIENTO.....	95
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS CONSULTADAS.....	97

ÍNDICE DE FIGURAS

	Página
Figura 1. Mapa global de susceptibilidad a movimientos en masa (NASA, 2017).	2
Figura 2. Esquema general de un movimiento en masa tipo deslizamiento rotacional con sus elementos morfológico (Highland y Bobrowsky, 2008).	9
Figura 3. Movimiento en masa por caído. A) Representación teórica del proceso. B) Ejemplo de caída de rocas en Clear Creek Canyon, Colorado, EUA; fotografía cortesía de Colorado Geological Survey. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).	10
Figura 4. Movimiento en masa por vuelco. A) Representación teórica del proceso. B) Ejemplo de vuelco de bloques de roca en Fort St. John, Columbia Británica, Canadá; fotografía cortesía de G. Bianchi Fasani. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).	11
Figura 5. Movimiento en masa tipo traslacional y rotacional. A) y C) Representación teórica del proceso, respectivamente. B) Ejemplo ocurrido en 2001 en el valle del río Beatton, Columbia Británica, Canadá; fotografía cortesía de Réjean Couture, Canada Geological Survey y D) Ejemplo ocurrido en Nueva Zelanda; fotografía cortesía de Michael J. Crozier, Enciclopedia de Nuevo Zelanda. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).	12
Figura 6. Movimiento en masa por expansión. A) Representación teórica del proceso. B) Ejemplo ocurrido por la propagación lateral en una carretera por el terremoto de Loma Prieta en 1989, EUA; fotografía cortesía Steve Ellen, U.S. Geological Survey. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).	13
Figura 7. Movimiento en masa por flujo. A) Representación teórica del proceso por flujo de detritos. B) Ejemplo de daño de flujo de detritos a la ciudad de Caraballeda, Venezuela en diciembre de 1999 por lluvias torrenciales; fotografía por L.M. Smith, Waterways Experiment Station, U.S. Army Corps of Engineers. C) Representación teórica de flujo por reptación. D) Ejemplo ocurrido en Chalk Grasslands, East Sussex, Reino Unido; fotografía por Ian Alexander. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).....	14
Figura 8. Niveles de análisis de movimientos en masa (Ramírez-Serrato, 2019).....	16
Figura 9. Esquema de los procesos en la gestión del riesgo de movimientos en masa (Capobianco et al., 2025).....	17
Figura 10. Ejemplo teórico del AUC-ROC (Martínez-Ríos et al., 2021).	19
Figura 11. Área de estudio (INEGI, 2011).	22
Figura 12. Provincias fisiográficas en el área de estudio (INEGI, 2001a).	23
Figura 13. Suprovincias fisiográficas en el área de estudio (INEGI, 2001b).	24

Figura 14. Topoformas en el área de estudio (INEGI, 2001c).	25
Figura 15. Corrientes de agua en el área de estudio (INEGI, 2014, 2019a-c, 2021a, 2021b).	26
Figura 16. Tipo de clima en el área de estudio (CONABIO, 2008).	27
Figura 17. Mapa que representa la extensión de las dos orogenias responsables de los pliegues y cabalgaduras en Norteamérica. (Ch: Chihuahua, D: Durango y M: Monterrey. Chávez-Cabello (2016).	28
Figura 18. Principales elementos geológico-estructurales en la Curvatura de Monterrey (Padilla y Sánchez, 1982) CO-Concepción del Oro; LV-La Ventura; ES-El Salvador: EC-El Carmen; G-Galeana; L-Linares; S-Saltillo; SA-San Antonio de las Alazanas; MS-Montemorelos; A-Allende; MY-Monterrey.	29
Figura 19. Mapa geológico de la Curvatura de Monterrey. Modificado de Padilla y Sánchez (1982).	31
Figura 20. Columna estratigráfica del noreste de México. Modificado de Michalzik (1988).	32
Figura 21. Vista panorámica del núcleo de la Sierra del Fraile, donde se muestra la distribución de las formaciones geológicas (Fm) que afloran, siendo estas: Minas Viejas (MV), La Casita (LC), Taraises (Ta), Cupido (Cu); además de material aluvial (Al).....	33
Figura 22. Afloramientos de la Formación Zuloaga en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratos masivos a gruesos de caliza. B) Estrato de caliza recristalizada con presencia de metamorfismo de bajo grado. Escala: pica geológica = 33 cm.	34
Figura 23. Afloramiento de la Formación La Casita en la porción central del Cerro de la Silla, donde se compone de estratos gruesos a masivos de caliza con intercalaciones de marga.	35
Figura 24. Afloramiento de la Formación Taraises en el cañón de la Boca, Cerro de la Silla, compuesto por calizas delgadas intercaladas con lutita laminar.....	36
Figura 25. Afloramientos de la Formación Tamaulipas Inferior, Cerro de la Silla. A) Calizas gruesas masivas con fracturas perpendiculares a la estratificación y estructuras de carga. B) Calizas gruesas con nódulos de pedernal.	37
Figura 26. Afloramientos de la Formación de Cupido en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) y B) Sierra del Fraile, donde se presentan estratos masivos de caliza con presencia de karstificación, y C) Muestra de caliza con abundantes rudistas, cercano al lugar turístico “Grutas de García”. D) Porción central del Cerro de las Mitras, camino a Pico “Perico”, donde se aprecia la secuencia de calizas masivas. E) y F) Anticlinal Los Muertos, entrada principal a “La Huasteca”, donde se presentan estratos gruesos de caliza con una inclinación cercano a 90°, observándose además procesos de	

karstificación. Fm: Cu: Formación Cupido, Fm Au: Formación Auroa, Fm: LP: Formación La Peña, K: Karstificación..... 38

Figura 27. Afloramientos de la Formación La Peña en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) Vista aérea de la entrada a la Sierra del Fraile, donde se aprecia la depresión del relieve topográfico y el aumento de la vegetación característico de la unidad entre la Formación Cupido (Fm Cu) y Formación Aurora (Fm Au). B) Contacto inferior de la Formación La Peña con la Formación Tamaulipas Inferior (Fm TI) / San Ángel (Fm SA), delimitado por la primera aparición de lutita laminar. 39

Figura 28. Afloramiento de la Formación Aurora en la porción septentrional de la sierra del Cerro de la Silla, constituida por capas gruesas de calizas con nódulos de pedernal y procesos de karstificación. 40

Figura 29. Afloramientos de la Formación Tamaulipas Superior en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratos gruesos a masivos de caliza con cuerpos de pedernal. B) Estilolitas diagenéticas y tectónicas. 41

Figura 30. Afloramientos de la Formación Cuesta del Cura en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratificación ondulada de calizas, margas y lutitas con bandas de pedernal. B). Caliza ondulada donde se distingue un lente de pedernal alterado. 42

Figura 31. Afloramientos de la Formación Agua Nueva en la porción central del Cerro de la Silla. A) Secuencia intercalada de caliza de espesores delgados, con marga y lutita laminar. B) y C) Estrato de lutita bituminosa laminar con vetillas de calcitas rellenas de pirita..... 43

Figura 32. Afloramientos de la Formación San Felipe en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) Estratificación intercalada de caliza, lutita y marga en el anticlinal Loma Larga (Rodríguez-Martínez, 2024). B) Estratificación rítmica de caliza, lutita calcárea y marga en la porción central del Cerro de la Silla, donde se aprecia C) un fracturamiento en forma escalonada cortando perpendicularmente la estratificación, y en ocasiones D) se aprecia un fracturamiento en la caliza de tipo concoidal, típico de esta formación. . 45

Figura 33 Afloramiento de la Formación Méndez en la porción central del Cerro de la Silla, constituido por una alternancia de lutita calcárea masiva y caliza-marga. 46

Figura 34. Diagrama de flujo del método utilizado. Elaboración propia. 49

Figura 35. Procedimiento simplificado para la aplicación del método WoE en un SIG (Van Western, 2013). 53

Figura 36. Sección del script donde se define los parámetros de clasificador del algoritmo RF para el modelo de susceptibilidad. 56

Figura 37. Mapa de elevación en el área de estudio..... 58

Figura 38. Mapa de la pendiente en el área de estudio..... 59

Figura 39. Mapa del aspecto de la pendiente en el área de estudio.	60
Figura 40. Mapa de la curvatura planar en el área de estudio.....	61
Figura 41. Mapa de la curvatura de perfil en el área de estudio.....	62
Figura 42. Mapa del TWI en el área de estudio.	63
Figura 43. Mapa de la litología en el área de estudio.....	65
Figura 44. Mapa de los lineamientos estructurales en el área de estudio.	66
Figura 45. Mapa del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada en el área de estudio.....	67
Figura 46. Mapa del uso/cobertura del suelo en el área de estudio.	69
Figura 47. Mapa de la distancia a corrientes de agua en el área de estudio.....	70
Figura 48. Mapa de la distancia a vialidades en el área de estudio.	71
Figura 49. Fotointerpretación de movimientos en masa a basa de imágenes multitemporales donde se muestra la condición morfológica del relieve montañoso antes (A) y después (B) de la ocurrencia de movimientos en masa, donde se muestran huellas de deslizamiento, cerca de la colonia Miguel Hidalgo en el municipio de San Pedro Garza García. Adquisición de las imágenes por Google Earth Pro.....	72
Figura 50. Mapa del inventario de movimientos en masa en el área de estudio.	73
Figura 51. Mapa de densidad a movimientos en masa en el área de estudio.	74
Figura 52. Mapa susceptibilidad a movimientos en masa mediante el método WoE....	77
Figura 53. Gráfico de la importancia de los factores condicionantes ante la probabilidad de ocurrencia a movimientos en masa.....	79
Figura 54. Validación del modelo de susceptibilidad a movimientos en masa bajo el AUC-ROC por el método WoE.	80
Figura 55. Modelo de susceptibilidad a movimientos en masa por RF en el área de estudio.....	81
Figura 56. Validación del modelo de susceptibilidad a movimientos en masa bajo el AUC-ROC mediante el algoritmo RF.....	82
Figura 57. Gráfico de la importancia de los factores condicionantes ante la probabilidad de ocurrencia a movimientos en masa por el modelo RF.....	83
Figura 58. Sierra del Fraile. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Vista general del flanco donde se encuentra ubicado la atracción turística “Grutas de García”, donde	

se observa una cicatriz de movimiento en masa y zonas de desprendimiento. C) Detalle ampliado de la zona encuadrada en B), mostrando acumulación de detritos en canales naturales y superficies de ruptura expuestas. D) Vista panorámica de la ladera occidental en la entrada a la sierra, con evidencia de caída de bloques. E) Detalle del macizo rocoso fractura y con presencia de karsticidad..... 86

Figura 59. Cerro de Las Mitras. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Vista general del flanco occidental, donde se aprecian caídos de rocas antiguos de rocas provenientes de la Formación Cupido. C) – E) Evidencias movimientos en masa recientes indicados en flecha amarilla..... 87

Figura 60. Anticlinal Los Muertos. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) y C) Movimientos en masa reportados en el flanco noreste correspondiente a un deslizamiento traslacional y flujo de detritos, respectivamente. D) Estado in situ de la secuencia homogénea de calizas (Formación Cupido) donde se distingue la inclinación vertical de los estratos susceptibles a mecanismo de falla por vuelco. E) Vulnerabilidad ante movimientos en masa de tipo deslizamiento traslacional por mecanismo de falla planar, debido los asentamientos humanos que se encuentran a favor del buzamiento de la estratificación y de la pendiente del terreno. 89

Figura 61. Cerro de la Silla. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Zonas inestables del macizo rocoso, correspondiente a calizas de la Formación Tamaulipas Superior. C) Vulnerabilidad en los asentamientos irregulares ante una posible ocurrencia de inestabilidad en el terreno, a lo largo de la Presa La Boca, D) y E) Movimiento en masa activo, justo detrás al sur de la cortina de la Presa La Boca. 90

Figura 62. Campus Mederos, UANL en el Cerro El Mirador. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) – D) Evidencias de rasgos de movimiento en masa por reptación en el área de estacionamiento de la Dirección General de Planeación de Proyectos Estratégicos y la Unidad de Seminarios. E) Inclinación de árboles que evidencia este tipo de movimiento. 92

ÍNDICE DE TABLAS

	Página
Tabla 1. Resumen de la litología presente en las formaciones geológicas en la Zona Metropolitana de Monterrey.....	48
Tabla 2. Valores de la ponderación de las clases de factores condicionales por clase en función de los movimientos en masa mediante el método de Pesos de Evidencia.	76
Tabla 3. Porcentaje de superficie ocupada por zonas de susceptibilidad mediante el método WoE.	78
Tabla 4. Porcentaje de superficie ocupada por zonas de susceptibilidad mediante el algoritmo RF.....	82

RESUMEN

Los movimientos en masa representan uno de los principales procesos geodinámicos que afectan a la Zona Metropolitana de Monterrey (ZMM), debido a la interacción de condiciones geológicas, geomorfológicas, hidrológicas y antrópicas que favorecen a la inestabilidad de laderas. En este contexto, el objetivo de la presente investigación fue evaluar la susceptibilidad a movimiento en masa mediante la aplicación y comparación de dos enfoques metodológicos: el método estadístico bivariado de Pesos de Evidencia (WoE) y el algoritmo de aprendizaje automático (*machine learning*) *Random Forest* (RF).

La metodología se estructuró en cuatro fases: (1) procesamiento de factores condicionantes, (2) elaboración y actualización del inventario de movimientos en masa, (3) generación de modelos de susceptibilidad y (4) validación y evaluación de cada modelo. El inventario fue integrado a partir de registros oficiales, fotointerpretación multitemporal y trabajo de campo, identificándose 292 eventos registrados durante el periodo 1988-2025. Se emplearon doce factores condicionantes estandarizados a una resolución espacial de 5 m: pendiente, elevación, aspecto, curvatura planar, curvatura de perfil, índice topográfico de humedad, litología, distancia a lineamientos estructurales, índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), uso/cobertura del suelo, distancia a corrientes de agua y distancia a vialidades.

Los resultados del modelo WoE indican que la pendiente, la litología y la elevación son los factores con mayor influencia en la ocurrencia de movimientos en masa. Por su parte, los factores con mayor importancia para el modelo RF son el aspecto, la distancia a lineamientos estructurales, la litología y el NDVI. La validación mediante la métrica de área bajo la curva característica operativa del receptor evidenció una precisión de 0.77 para WoE y 0.86 para RF, lo que confirma el mejor desempeño del enfoque basado en aprendizaje automático.

Se recomienda destacar que esta investigación constituye la primera aplicación y comparación sistemática de los métodos WoE y RF para el modelado de

susceptibilidad a movimientos en masa en la ZMM, lo cual aporta una base metodológica replicable para estudios futuros.

ABSTRACT

Landslides represent one of the main geodynamic processes affecting the Monterrey Metropolitan Area (MMA), due to the interaction of geological, geomorphological, hydrological, and anthropogenic conditions that favor slope instability. In this context, the objective of this research was to assess landslides susceptibility through the application and comparison of two methodological approaches: the bivariate statistical method Weights of Evidence (WoE) and the machine learning algorithm Random Forest (RF).

The methodology was structured into four phases: (1) processing of conditioning factors, (2) development and updating of the landslide inventory, (3) generation of susceptibility models, and (4) validation and evaluation of each model. The inventory was compiled from official records, multitemporal photointerpretation, and fieldwork, identifying a total of 292 landslide events recorded during the period 1988-2025. Twelve conditioning factors were standardized to a spatial resolution of 5m: slope, elevation, aspect, plan curvature, profile curvature, topographic wetness index (TWI), lithology, distance to structural lineaments, normalized difference vegetation index (NDVI), land use/land cover, distance to drainage network, and distance to roads.

The WoE model results indicate that slope, lithology, and elevation are the most influential factors controlling landslide occurrence. In contrast, the RF model identified aspect, distance to structural lineaments, lithology, and NDVI as the most important conditioning factors. Model validation using the area under the ROC curve (AUC) metric yielded an accuracy of 0.77 for WoE and 0.86 for RF, confirming the superior predictive performance of the machine learning approach.

This research represents the first systematic application and comparison of WoE and RF methods for landslide susceptibility modeling in the MMA, providing a replicable methodological framework for future studies in the region.

CAPÍTULO 1. GENERALIDADES

1.1. INTRODUCCIÓN

1.1.1. Estudios previos generales

Los movimientos en masa es un tipo de fenómeno natural que representa el 9% de los riesgos naturales a nivel global (Galli et al., 2008). Este tipo de fenómeno se presenta principalmente en regiones montañosas (Figura 1), como cordilleras escarpadas con pendientes pronunciadas, siendo las lluvias torrenciales extraordinarias el detonante principal para su ocurrencia; además de estar condicionado por factores como la geología subyacente, la presencia de infraestructura vial, la resistencia al macizo rocoso y de los suelos, la proximidad a fallas geológicas, así como por procesos de pérdida de suelo y deforestación (Stanley y Kirschbaum, 2017).

En este sentido, los factores fundamentales para el estudio de estos fenómenos incluyen variables de carácter topográfico, geológico, hidrológico y de cobertura de suelo, entre otros (Reichenbach et al., 2008). La disponibilidad de estos elementos varía de una región a otra, dependiendo del acceso a información existente o, en su defecto, de la necesidad de generar insumos requeridos y por lo tanto, condicionan directamente la selección de variables y la confiabilidad en la generación de modelos.

De manera general, una de las principales variables para analizar este tipo de fenómeno corresponde a los datos de elevación. Actualmente, dicha información puede obtenerse mediante modelos digitales de elevación (MDE), a partir de los cuales es posible derivar diversos factores topográficos y morfológicos esenciales para el análisis de movimientos en masa, tal como la pendiente, la curvatura, el aspecto y la rugosidad del terreno.

Pourghasemi et al. (2018) identificaron que, en el nivel global, los factores condicionantes más empleados en la evaluación de la susceptibilidad a movimientos en masa, en orden de mayor a menor frecuencia de uso, son: la

pendiente, la litología, el aspecto de la pendiente, el uso/cobertura del suelo, la elevación, la distancia a corrientes de agua, la distancia a lineamientos estructurales, la curvatura planar, la distancia de vialidades y la curvatura de perfil.

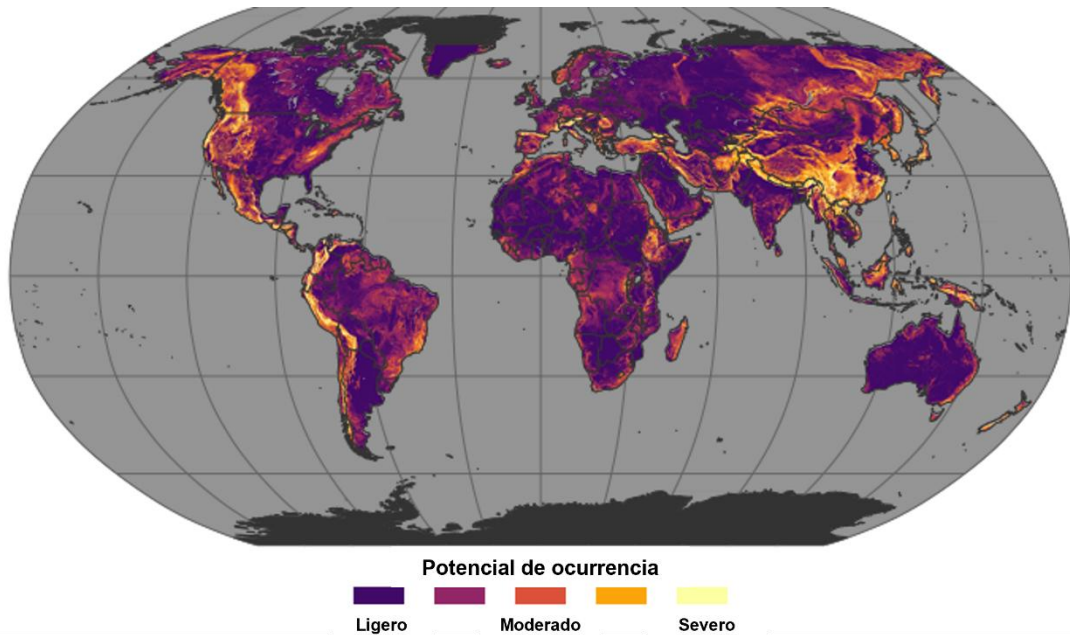


Figura 1. Mapa global de susceptibilidad a movimientos en masa (NASA, 2017).

1.1.2. Estudios previos en la Zona Metropolitana de Monterrey

En la región del noreste de México, se encuentra la Zona Metropolitana de Monterrey (ZMM), el cual es una de las principales metrópolis del país; sin embargo, debido a sus características morfológicas en las que está asentada la población, la ocurrencia de movimientos en masa o deslizamientos de ladera es un fenómeno común en la región, principalmente inducido por eventos hidrometeorológicos (Montalvo-Arrieta et al., 2010; Salinas-Jasso et al., 2020).

En el nivel nacional, Herrera-Castañeda (2002) presentó una carta de regionalización de potencial de ocurrencia a movimientos en masa, indicando la región de la ZMM en una clase media. El Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED, 2015) desarrolló un mapa de susceptibilidad por inestabilidad de laderas con una resolución de 5 m, a partir de un proceso de

cuantificación relativa de la importancia de solamente tres factores: la pendiente, la litología y el uso de suelo.

Los primeros estudios sobre la evaluación de deslizamientos en la ZMM se le atribuye a Chapa-Guerrero (1993), el cual realizó un análisis geomorfológico en el anticlinal Los Muertos (ladera de Chipinque, San Pedro Garza García), llegando a determinar categorías de riesgo a movimientos en masa, además de identificar y clasificar de manera detallada los diferentes materiales rocosos no consolidados que pueden ocasionar desplazamiento en las zonas de mediana y baja montaña.

Por su parte, Montalvo-Arrieta et al. (2010) evaluaron las causas y efectos de estos fenómenos en la porción central de la ZMM a partir de datos geológicos, estructurales y climatológicos.

En el nivel regional, Aguilar-Duran (2017) realiza un modelo de evaluación de peligro a movimientos en masa en la porción central de la ZMM considerando el factor desencadenante de precipitación y factores condicionantes. Aparte de los eventos de precipitación, Salinas-Jasso et al. (2018) determinaron que también en la región de la Curvatura de Monterrey los movimientos en masa pueden ser inducidos por sismicidad. Por su parte, Ramírez-Serrato (2019) realiza un inventario y modelo de susceptibilidad a deslizamientos de laderas en la porción central de la ZMM a partir de factores condicionantes.

De manera particular, se han elaborado diferentes evaluaciones a partir de mapeo sobre movimientos en masa en diversas zonas montañosas. López-Oliva (1989) documentó algunos movimientos en masa y factores que pueden incidir en su ocurrencia en la Sierra del Fraile.

Por su parte, Sánchez-Carlín (2001) realizó un mapa de riesgo a movimientos en masa en la porción septentrional del Cerro de la Silla a partir de la agrupación de zonas litológicamente homogéneas.

El Cerro de las Mitras ha sido evaluado en diversas ocasiones el riesgo ante movimientos en masa (García-Quintero, 2008; Chapa-Arce, 2017; Viveros-

Ramírez, 2019) a partir de estudios de la evaluación del macizo rocoso mediante valoraciones geomecánicas y zonas litológicamente homogéneas.

Recientemente, Rodríguez-Martínez (2024) realiza una evaluación geomecánica e hidrogeológica en el Túnel de vialidad del anticlinal Loma Larga, identificando mecanismos de inestabilidad en el macizo rocoso.

Cabe mencionar que también se han estudiado antiguos movimientos en masa en la ZMM, destacando el deslizamiento de Olinalá en SPGG, donde Salinas-Jasso et al. (2020) elaboraron modelos de escenarios ante riesgo de reactivación a partir de diferentes condiciones desencadenantes.

1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La ZMM, se localiza dentro de un valle intermontano rodeado por elevaciones pertenecientes a la Sierra Madre Oriental (SMO), lo que le confiere condiciones geomorfológicamente favorables para la inestabilidad natural del terreno o del macizo rocoso. Por lo tanto, la presencia de pendientes pronunciadas, rocas sedimentarias plegadas y fracturadas, así como la interacción entre procesos erosivos y tectónicos, generan un entorno natural propenso a la inestabilidad de laderas.

A estas condiciones naturales se suma el acelerado crecimiento demográfico y la expansión urbana hacia zonas montañosas, lo que ha propiciado asentamientos irregulares en las laderas de montaña con características geomecánicas desfavorables, llegando a modificar la dinámica natural del terreno.

Adicionalmente, en las últimas décadas, la ZMM ha sido impactada por precipitaciones extraordinarias asociadas al paso de ciclones tropicales, los cuales constituyen uno de los principales factores detonantes de movimientos en masa en la región. Por ejemplo, el huracán Gilberto en septiembre de 1988, huracán Emily en julio de 2005 (Comisión Nacional del Agua, CONAGUA, 2005), el huracán Hanna en julio de 2020 (CONAGUA, 2020) y la tormenta tropical

Alberto en junio de 2024 (*National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA, 2025*), generaron múltiples movimientos en masa llegando a ocasionar daños materiales e interrupciones en la movilidad urbana.

En un contexto de cambio climático, diversos estudios (p. ej., Touma et al., 2019; Waleed y Sajjad, 2023) han señalado un posible aumento en la frecuencia e intensidad de eventos hidrometeorológicos extremos, lo que podría favorecer la recurrencia de movimientos en masa y elevar el nivel de riesgo en zonas urbanas montañosas.

A pesar de la relevancia de este problema, la ZMM aún carece de estudios integrales y sistemáticos que permitan evaluar espacialmente la susceptibilidad a movimientos en masa mediante enfoques cuantitativos y actualizados. Si bien, se han desarrollado inventarios parciales en sectores específicos de la región (p. ej., Ramírez-Serrato, 2019), no se dispone de un inventario regional y actualizado que sirva como base para la elaboración de modelos predictivos confiables.

1.3. JUSTIFICACIÓN DEL PRESENTE ESTUDIO

Ante el incremento de la exposición de la población y la infraestructura urbana a la ocurrencia de movimientos en masa, resulta esencial desarrollar herramientas que permitan evaluar y predecir espacialmente la susceptibilidad a dicho fenómeno en la ZMM.

En este sentido, la presente investigación propone el desarrollo e implementación de un modelo de susceptibilidad a movimientos en masa a partir del uso de inteligencia artificial mediante *machine learning* (ML), los cuales han demostrado un alto desempeño en el análisis de fenómenos geoespaciales complejos (Pourghasemi et al., 2021; Zhou et al., 2021; Lee y Lee, 2024). A diferencia de métodos tradicionales, los modelos basados en ML permiten analizar relaciones no lineales entre múltiples factores condicionantes, reducir la subjetividad en la asignación de pesos y mejorar la capacidad predictiva mediante procesos de entrenamiento y validación estadística (Ospina-Gutiérrez y Aristizábal, 2021).

Aunque en la ZMM existen estudios previos sobre la susceptibilidad a movimientos en masa, estos han empleado enfoques estadísticos convencionales como el análisis multicriterio, o bien análisis cualitativos. En contraste, los modelos basados en ML ofrecen una mejor objetividad en el procesamiento de datos, reproducibilidad de resultados, la posibilidad de actualización continua conforme a la incorporación de nuevos datos, así como la capacidad de evaluar la importancia relativa de los factores de incidencia (Youssef y Pourghasemi, 2021; Ado et al., 2022).

1.4. HIPÓTESIS

La implementación de un modelo de *machine learning*, mediante la integración de factores condicionantes topográficos, geológicos, hidrológicos y de cobertura del suelo, mejora significativamente la precisión predictiva y la confiabilidad espacial de los mapas de susceptibilidad a movimientos en masa en la Zona Metropolitana de Monterrey, en comparación con métodos estadísticos tradicionales, evaluado mediante métricas de validación como el área bajo la curva característica operativa del receptor.

1.5. OBJETIVOS

1.5.1. Objetivo general

Desarrollar y comparar modelos de susceptibilidad a movimientos en masa en la Zona Metropolitana de Monterrey mediante la técnica de Pesos de Evidencia y el algoritmo de *machine learning Random Forest*, con el fin de evaluar su desempeño en la predicción geoespacial.

1.5.2. Objetivos particulares

- 1.- Recopilar y preprocesar los factores condicionantes de movimientos en masa en la zona de estudio, empleando modelos digitales de elevación, imágenes satelitales y base de datos oficiales.
- 2.- Elaborar un inventario de movimientos en masa a partir de la fotointerpretación de imágenes multitemporales y el análisis de registros históricos.
- 3.- Implementar modelos de susceptibilidad mediante: (a) la técnica por Pesos de Evidencia en un entorno SIG y (b) el algoritmo de *Random Forest*.
- 4.- Evaluar la influencia de los factores condicionantes en la ocurrencia de movimientos en masa en cada modelo.
- 5.- Validar y comparar el desempeño de los modelos de susceptibilidad mediante el cálculo del área bajo la curva característica operativa del receptor, identificando el modelo con mejor desempeño.

1.6. MARCO TEÓRICO

1.6.1. Movimiento en masa

Los movimientos en masa, también conocidos como deslizamientos o deslaves, constituyen procesos geomorfológicos caracterizados por el desplazamiento descendente de materiales rocosos, suelo o materiales detríticos a lo largo de una pendiente bajo la acción de la gravedad (Figura 2). Específicamente, se define como el transporte de materiales geológicos pendiente abajo cuando las fuerzas gravitacionales que actúan sobre una masa superan la resistencia interna del material (Highland y Bobrowsky, 2008).

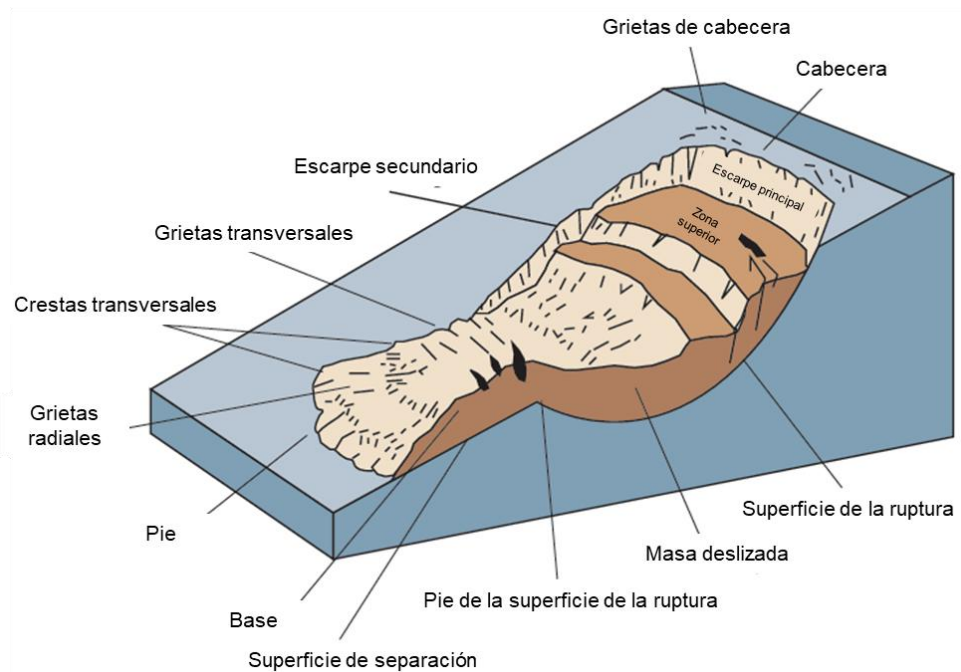


Figura 2. Esquema general de un movimiento en masa tipo deslizamiento rotacional con sus elementos morfológico (Highland y Bobrowsky, 2008).

Por lo tanto, la estabilidad de una ladera o de un macizo rocoso depende del equilibrio entre las fuerzas resistentes controladas por la cohesión, fricción interna y la estructura del material, aunado a las fuerzas desestabilizadoras asociadas a factores geomorfológicos, hidrológicos, tectónicos y antrópicos.

1.6.2. Tipos de movimientos en masa

Diversos autores han propuesto sistemas de clasificación basados en el tipo de movimiento y el material que lo constituye, destacan la clasificación propuesta por Varnes (1978, 1984), posteriormente ampliada por Highland y Bobrowsky, (2008). Estas clasificaciones reconocen distintos tipos de procesos entre los cuales destacan los caídos, vuelcos, deslizamientos, expansiones y flujos, los cuales se describen en los siguientes apartados:

1.6.2.1. Caídos

Los caídos (Figura 3) corresponden al desprendimiento abrupto de fragmentos de roca o suelo desde pendientes muy pronunciadas o escarpes verticales, ocurriendo generalmente en laderas rocosas, acantilados costeros y márgenes escarpados de corrientes fluviales.

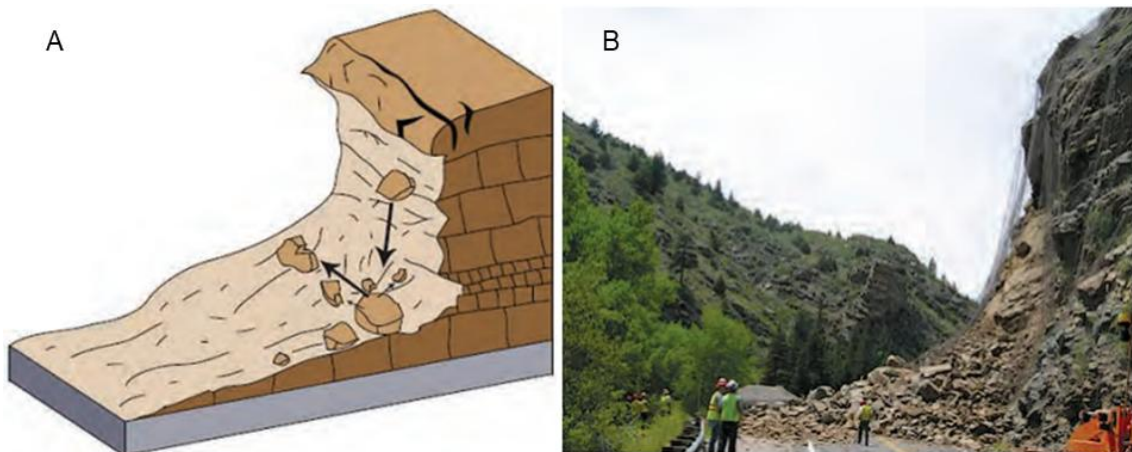


Figura 3. Movimiento en masa por caído. A) Representación teórica del proceso. B) Ejemplo de caída de rocas en Clear Creek Canyon, Colorado, EUA; fotografía cortesía de Colorado Geological Survey. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).

El desplazamiento se caracteriza por el movimiento de caída libre, rebote o rodamiento de fragmentos que pueden variar desde guijarros hasta rocas de espesores masivas mayores a 2 m. Las velocidades alcanzadas suelen ser muy rápidas (aproximadamente 3 m/s) a extremadamente rápido (5 m/s). Este tipo de procesos se asocia frecuentemente con fenómenos de meteorización física,

fracturamiento estructural del macizo rocoso, actividad sísmica y vibraciones inducidas por actividades humanas.

1.6.2.2. Vuelcos

Los vuelcos (Figura 4) consisten por la rotación frontal de una masa de roca o suelo respecto a un punto o eje localizado en la base de la pendiente, ocurriendo en laderas fuertemente fracturadas o estratificadas, donde los planos de discontinuidad favorecen el basculamiento de bloques, llegando a culminar en caída o en deslizamiento, dependiendo de la geometría de la masa inestable.

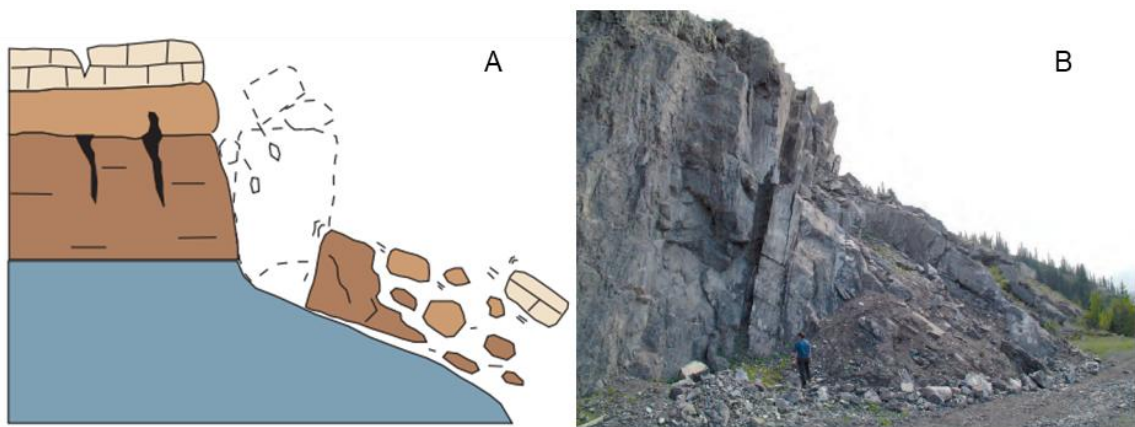


Figura 4. Movimiento en masa por vuelco. A) Representación teórica del proceso. B) Ejemplo de vuelco de bloques de roca en Fort St. John, Columbia Británica, Canadá; fotografía cortesía de G. Bianchi Fasani. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).

Por lo general es provocado por la presencia de agua o hielo en las fracturas del macizo rocoso a lo largo de corrientes de agua. La velocidad del movimiento es de extremadamente lenta (0.3 m/5 años) a extremadamente rápida.

1.6.2.3. Deslizamientos

Los deslizamientos corresponden a movimientos caracterizados por la deformación cortante y el desplazamiento progresivo de una masa de suelo o roca que se desplaza a lo largo de una o varias superficies de ruptura bien definidas. Generalmente, ocurren en pendientes con inclinaciones entre 20° y 40°, con una velocidad del movimiento extremadamente lento a rápido (1.8 m/h).

Este tipo de procesos se subdivide en deslizamiento planar y deslizamiento rotacional.

El deslizamiento planar o traslacional (Figura 5.A-B) ocurren cuando el desplazamiento de la masa se produce sobre superficies relativamente planas, coincidentes con planos de estratificación, fracturas o fallas geológicas, cuyo movimiento depende de la inclinación del plano de ruptura y de la resistencia al corte del material a lo largo de dicha superficie.

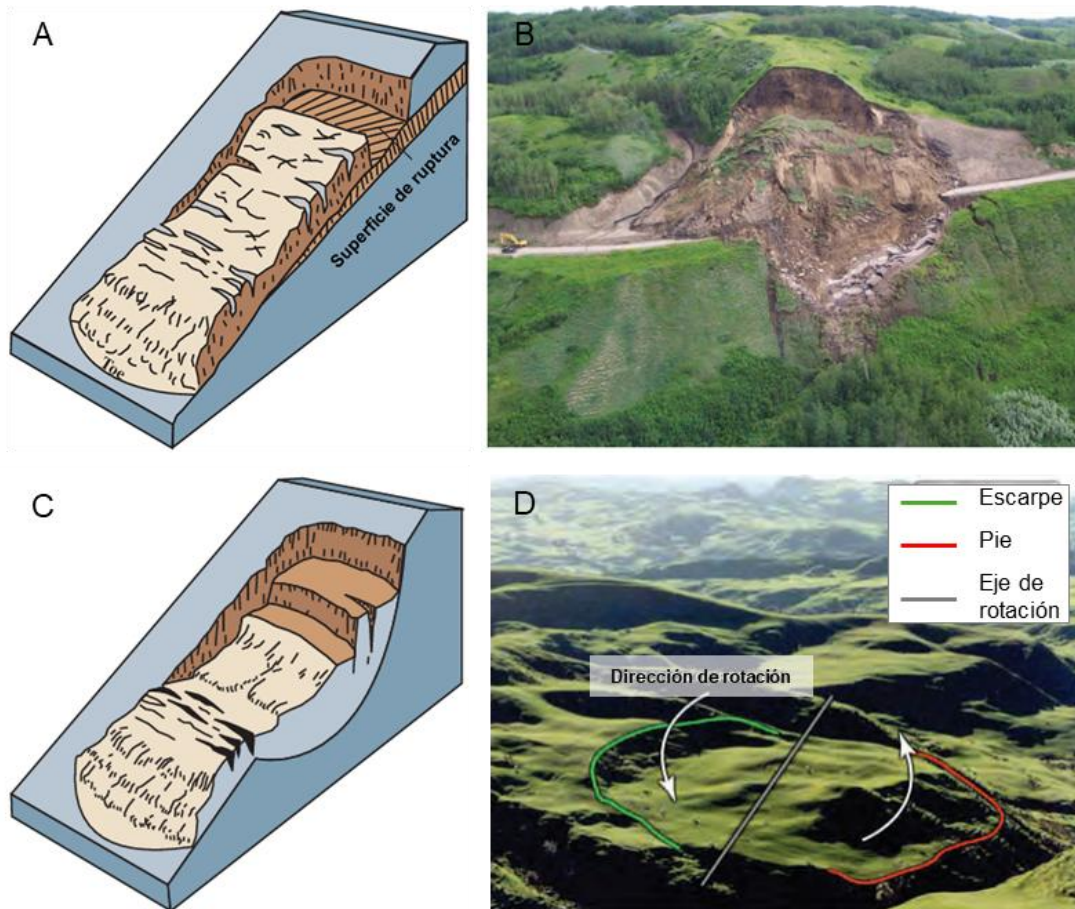


Figura 5. Movimiento en masa tipo traslacional y rotacional. A) y C) Representación teórica del proceso, respectivamente. B) Ejemplo ocurrido en 2001 en el valle del río Beatton, Columbia Británica, Canadá; fotografía cortesía de Réjean Couture, Canada Geological Survey y D) Ejemplo ocurrido en Nueva Zelanda; fotografía cortesía de Michael J. Crozier, Enciclopedia de Nuevo Zelanda. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).

Un deslizamiento rotacional (Figura 5.C-D) se desarrolla sobre superficies de ruptura curvas, cóncavas hacia arriba, generando el movimiento rotacional de la

masa inestable, produciendo escarpes semicirculares y deformaciones internas en el material movilizado. Por lo general, este tipo de deslizamiento es detonado por precipitaciones intensas, saturación del suelo, deshielo o actividad sísmica.

1.6.2.4. Expansiones

Las expansiones (Figura 6) corresponden a movimientos dominados por la extensión lateral del terreno, asociados generalmente con la deformación del material subyacente, llegando a desarrollarse en suelos o rocas fracturadas, particularmente cuando ocurre licuefacción o flujo plástico en capas inferiores.

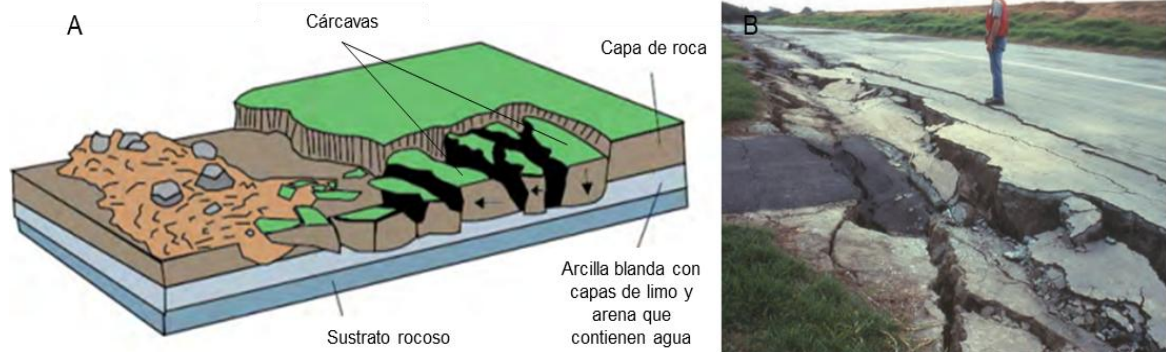


Figura 6. Movimiento en masa por expansión. A) Representación teórica del proceso.

B) Ejemplo ocurrido por la propagación lateral en una carretera por el terremoto de Loma Prieta en 1989, EUA; fotografía cortesía Steve Ellen, U.S. Geological Survey.

Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).

Este tipo de movimiento suele estar relacionado con eventos sísmicos, sobrecarga del terreno o incremento del contenido de agua en el subsuelo. La velocidad del desplazamiento puede variar desde unos pocos mm/día hasta decenas de m²/día.

1.6.2.5. Flujos

Movimiento continuo compuesto de materiales no consolidados (derrubios) en forma de flujos o lodo. Ocurre cuando la masa interna pierde cohesión en un deslizamiento planar o rotacional o llega acumularse agua.

Este movimiento es frecuente en laderas montañosas en forma de “v”, principalmente inducido por eventos de precipitación, con poca cobertura vegetal o suelos frágiles; así como en erosión por deshielo, áreas volcánicas y actividad sísmica.

La velocidad del movimiento es de extremadamente lento a extremadamente rápido. Cuando el movimiento es extremadamente lento, se le conoce como flujo por reptación, con una velocidad de 1 m por década, causado por un esfuerzo cortante interno suficiente para causar deformación, donde es afectado por la temperatura y la humedad.

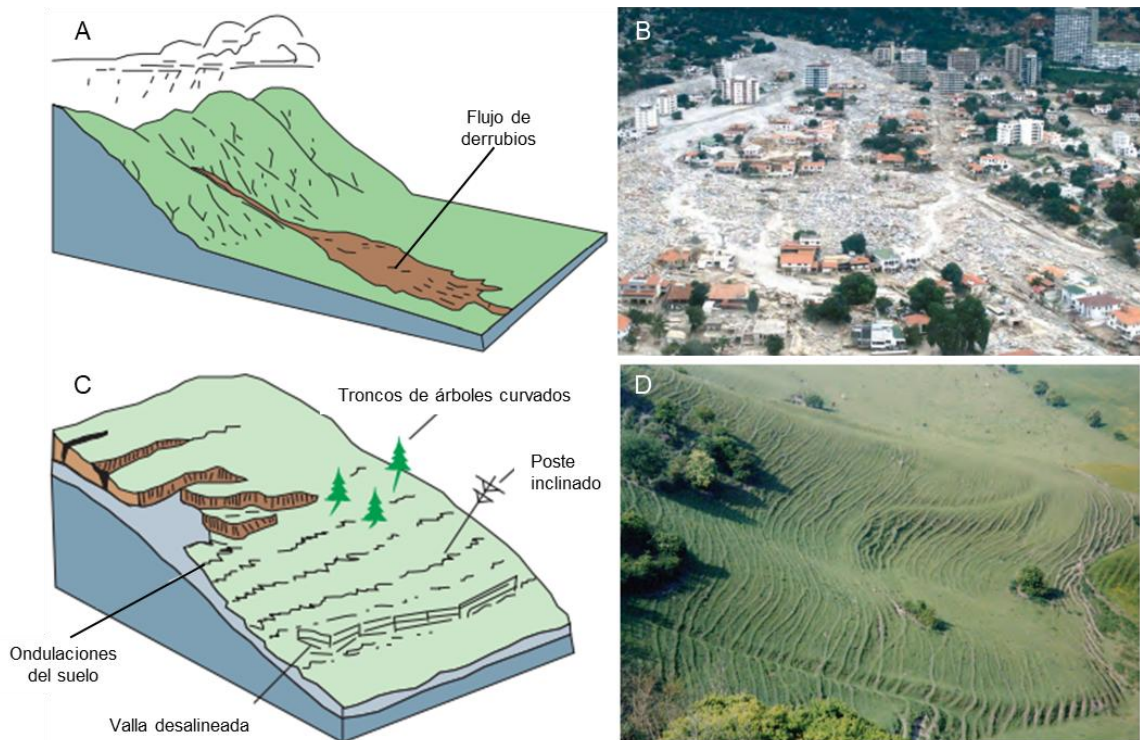


Figura 7. Movimiento en masa por flujo. A) Representación teórica del proceso por flujo de detritos. B) Ejemplo de daño de flujo de detritos a la ciudad de Caraballeda, Venezuela en diciembre de 1999 por lluvias torrenciales; fotografía por L.M. Smith, Waterways Experiment Station, U.S. Army Corps of Engineers. C) Representación teórica de flujo por reptación. D) Ejemplo ocurrido en Chalk Grasslands, East Sussex, Reino Unido; fotografía por Ian Alexander. Modificado de Highland y Bobrowsky (2008).

1.6.3. Causas de movimientos en masa

Los movimientos en masa son procesos geomorfológicos que reflejan la dinámica del medio geológico y pueden ser detonados por factores naturales y antrópicos.

Entre los factores naturales destaca la actividad sísmica, las erupciones volcánicas, la evolución morfológica del relieve y los procesos meteorológicos extremos, particularmente aquellos asociados a precipitaciones intensas o prolongadas (Montalvo-Arrieta, 2010; Salinas-Jasso, 2023).

Por otro lado, las actividades antropogénicas, desempeñan un papel fundamental en la modificación de las condiciones de la estabilidad de los macizos rocosos. Procesos como la urbanización acelerada y la construcción de infraestructura vial, los cortes de talud, la deforestación y la alteración de los sistemas naturales de drenaje pueden modificar las condiciones de estabilidad del terreno e incrementar la susceptibilidad a su ocurrencia (González de Vallejo et al., 2002).

Diversos autores han propuesto clasificaciones para sistematizar las causas que originan los movimientos en masa, entre las cuales destaca la propuesta de Highland y Brobowsky (2008), quien agrupa estos factores en tres categorías principales: geológicas, morfológicas y antrópicas, las cuales se mencionan a continuación:

- Causas geológicas: materiales débiles o altamente meteorizados, rocas fracturadas, discontinuidades con orientación desfavorable y contrastes en las propiedades mecánicas e hidráulicas en los materiales.
- Causas morfológicas: levantamiento tectónico, erosión fluvial y subterránea, acumulación de materiales en la cresta de las laderas, pérdida de cobertura vegetal; meteorización física por ciclos de congelamiento-descongelamiento, así como procesos de expansión-contracción.
- Causas antrópicas: excavación y sobrecarga de taludes, deforestación, minería, riego, construcción de infraestructura, vibraciones artificiales y fugas de agua provenientes de redes de servicios.

Adicionalmente, en las regiones montañosas con alta densidad poblacional, los movimientos en masa representan una amenaza significativa debido a sus impactos materiales, económicos y sociales. En las últimas décadas, factores

como la expansión urbana desordenada, las transformaciones en el uso y cobertura del suelo, así como el incremento en la frecuencia e intensidad de eventos meteorológicos extremos, han contribuido a la exposición y vulnerabilidad de la población frente a estos procesos geodinámicos (Alcántara-Ayala, 2025).

1.6.4. Niveles de estudio para la evaluación de movimientos en masa

La zonificación de movimientos en masa puede realizarse mediante diferentes enfoques (Figura 8 y 9), dependiendo del objetivo de investigación y el nivel de detalle requerido. Corominas et al. (2014) propone una clasificación jerárquica de los principales tipos de mapas que se presentan a continuación:

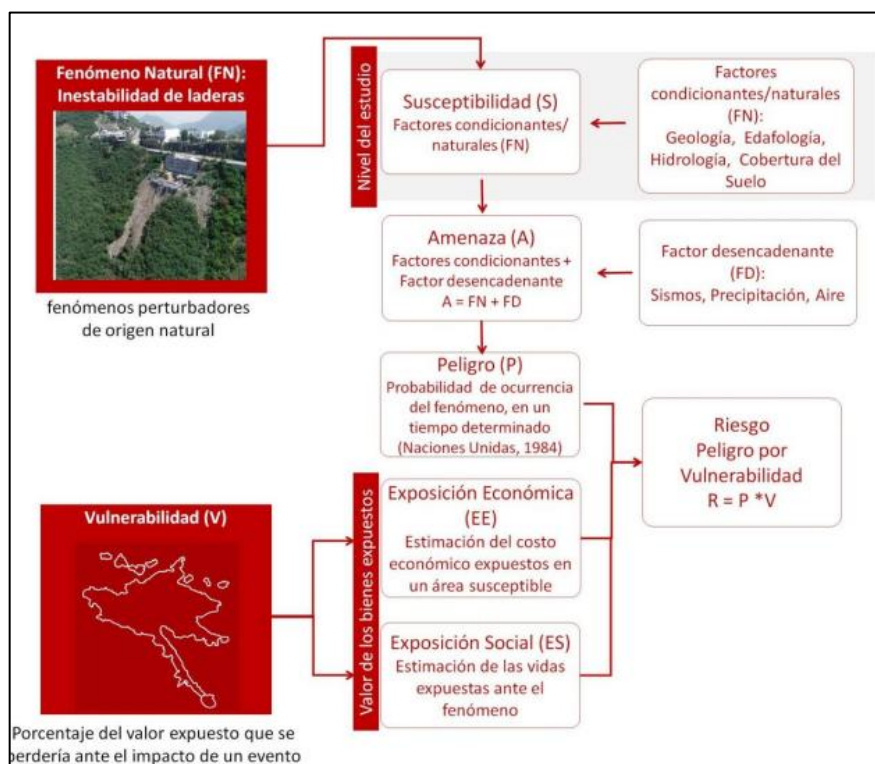


Figura 8. Niveles de análisis de movimientos en masa (Ramírez-Serrato, 2019).

1. Mapas de inventario: reportan la localización y el número de eventos, así como sus características geológicas y topográficas, el agente detonante principal y las afectaciones asociadas (Salinas-Jasso, 2023). Este tipo de

estudios es indispensable para llevar una evaluación integral de movimientos en masa (Guzzetti et al., 2012).

2. Mapas de susceptibilidad: subdivide el área de interés en zonas con diferentes probabilidades de que ocurran deslizamientos de tierra de cierto tipo, en función de los factores que condicionan la estabilidad, como la inclinación del terreno, litología, cobertura del suelo, entre otros.
3. Mapas de peligro: expresan una posible ocurrencia del fenómeno, en un tiempo determinado y considerando al menos un factor detonante (precipitación extrema, sismos, sequía, etc.).
4. Mapas de riesgo: es una medida de la probabilidad y gravedad de un efecto desfavorable de elementos expuestos a amenazas en un área determinada como la población, los bienes, la infraestructura o actividades económicas.

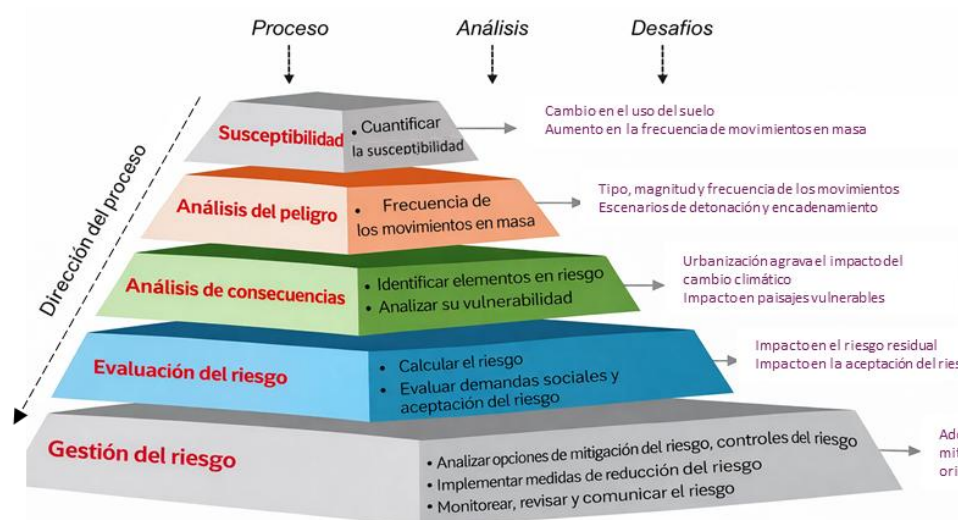


Figura 9. Esquema de los procesos en la gestión del riesgo de movimientos en masa (Capobianco et al., 2025).

1.6.5. Mapeo de susceptibilidad a movimientos en masa

De manera general, los enfoques para el mapeo de susceptibilidad a movimientos en masa pueden agruparse en tres categorías: determinísticos, estadísticos y de aprendizaje automático (ML) (Ospina-Gutiérrez y Aristizábal, 2021). Los métodos determinísticos se fundamentan en los principios físicos que

gobiernan la estabilidad del macizo rocoso y necesitan información geotécnica detallada del subsuelo, lo que restringe su aplicación principalmente a escalas locales. Por su parte, los enfoques estadísticos, se basan en el análisis de la relación espacial entre los inventarios de deslizamientos y los factores condicionantes, con el propósito de estimar la probabilidad de ocurrencia, destacando dentro de ellos la regresión logística y los métodos bayesianos. En años recientes, los enfoques basados en técnicas de ML han cobrado mayor relevancia debido a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y modelar relaciones no lineales entre variables (Ado et al., 2022; Lima et al., 2022).

En la ZMM se han implementado métodos de análisis multicriterio, como la suma lineal ponderada, para cartografiar la ZMM (Aguilar-Durán, 2017; Yépez-Rincón et al., 2017; Ramírez-Serrato, 2019). Estos métodos son de carácter empírico, pues se apoyan en protocolos preestablecidos y en la experiencia de expertos para asignar pesos a los factores condicionantes (Ermini et al., 2005). Ejemplos de su aplicación se encuentran en distintos atlas de riesgos naturales a nivel municipal y estatal (FIC-UANL, 2005; FARQ-UANL, 2016; Gobierno de Monterrey, 2024).

Entre los métodos estadísticos, la técnica de Pesos de Evidencia (*Weight of Evidence*, WoE) ha sido ampliamente utilizada a nivel internacional debido a su robustez y capacidad para integrar diferentes factores condicionantes en un marco probabilístico (Batar y Watanabe, 2021; Nwazelibe et al., 2022; Qazi et al., 2023).

WoE evalúa la presencia o ausencia de cada factor de evidencia en relación con los eventos observados, con el fin de inferir la probabilidad de ocurrencia de nuevos deslizamientos. Una de sus principales características radica en que reduce la subjetividad en la asignación de pesos, al mismo tiempo que permite evaluar cuantitativamente la contribución individual y conjunta de los factores condicionantes (Zhang et al., 2023)

1.6.6. Validación y evaluación de modelos de susceptibilidad

1.6.6.1. Medidas estadísticas

Las medidas estadísticas permiten evaluar el desempeño de los modelos de susceptibilidad mediante la comparación entre las áreas clasificadas como posibilidad de ocurrencia y la distribución espacial de los movimientos en masa observados. Entre los indicadores más utilizados se encuentran el área bajo la curva característica operativa del receptor (AUC-ROC, *receiver operating characteristic curve*) la matriz de confusión, la precisión global, la sensibilidad, la especificidad y el valor predictivo, los cuales permiten cuantificar la capacidad del modelo para discriminar entre zonas con y sin movimiento en masa (Bui et al., 2011).

1.6.6.2. Área bajo la curva característica operativa del receptor (AUC-ROC)

El AUC-ROC es una de las métricas más utilizadas para la evaluación de los modelos de susceptibilidad a movimientos en masa, debido a su capacidad para medir el poder discriminatorio del modelo de manera independiente de un umbral específico (Tsangaratos et al., 2016; Abdo y Richi, 2024). La curva ROC (Figura 10) describe la relación entre la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) y la tasa de falsos positivos (especificidad) evaluada a distintos umbrales de clasificación (Hanley y McNeil, 1982).

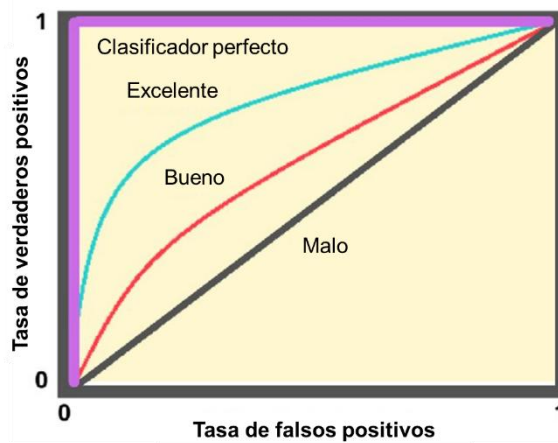


Figura 10. Ejemplo teórico del AUC-ROC (Martínez-Ríos et al., 2021).

El valor de AUC tiene un rango entre 0 y 1, donde los valores cercanos a 0.5 indican un desempeño aleatorio o deficiente, mientras que los valores cercanos a 1 indican una alta capacidad predictiva (Bui et al., 2014):

- Excelente = 0.90 – 1.00
- Bueno = 0.80 – 0.90
- Aceptable = 0.70 – 0.80
- Pobre = 0.60 – 0.70
- Malo = 0.50 – 0.60

1.6.7. Machine learning (ML)

ML es una rama de la inteligencia artificial que emplea técnicas computacionales basadas en métodos estadísticos para mejorar automáticamente el rendimiento de las máquinas a partir de la experiencia y los datos de entrenamiento (Alpaydin, 2010). Este proceso se lleva a cabo mediante algoritmos, los cuales consisten en secuencias de instrucciones diseñadas para ejecutar cálculos y otras operaciones necesarias para la construcción de modelos predictivos (Yanofsky, 2011).

En el mapeo de la susceptibilidad a movimientos en masa, algunos de los algoritmos más utilizados y con mejor desempeño incluyen *Support Vector Machine*, *Random Forest* (RF) y *Logistic Regression* (Ado et al., 2022; Ageenko et al., 2022). Estos métodos han sido aplicados en distintos entornos geográficos y bajo diversos enfoques, tanto en zonas montañosas (Shoaib et al., 2023; Youssef et al., 2023; Lee y Lee, 2024) como en entornos urbanos (Pourghasemi et al., 2018; Hamid et al., 2022).

Entre estos enfoques, RF destaca por su capacidad para procesar grandes volúmenes de información, su robustez frente al sobreajuste y su habilidad para estimar la importancia relativa de los factores condicionantes (Zhao et al., 2021). Estas características lo han posicionado como uno de los métodos más utilizados en investigaciones orientadas al análisis y modelo de movimientos en masa, al

facilitar la integración de factores topográficos, geológicos, hidrológicos y antrópicos dentro de un mismo marco de análisis (Svoboda et al., 2022; Macarringue et al., 2023).

La elección del algoritmo depende del contexto de aplicación, ya que su desempeño varía en función de factores como la escala del estudio y la cantidad de datos disponibles. Por ello, es fundamental evaluar y comparar distintos modelos en la zona de estudio para seleccionar el más preciso y eficiente (Zhou et al., 2018).

2.2. FISIOGRAFÍA

La fisiografía está conformada por dos provincias: la SMO y la Llanura Costera del Golfo Norte (Figura 12). La SMO abarca la mayor parte del área de estudio, y se caracteriza por un relieve montañoso conformado por pliegues estrechos, con una orientación predominante noroeste-sureste.

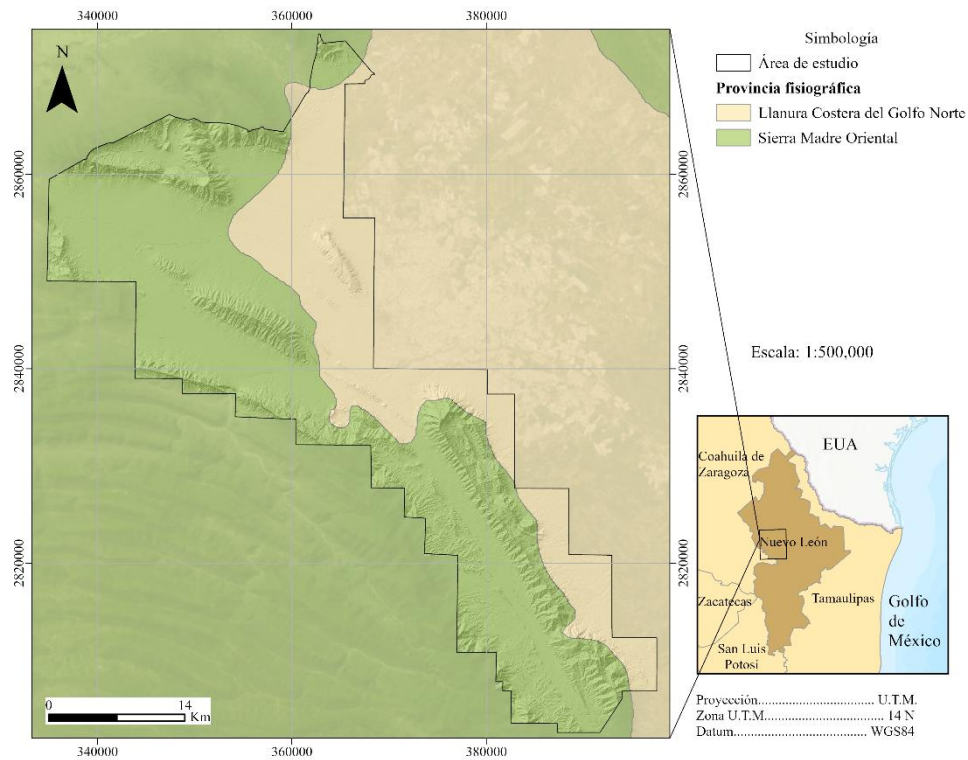


Figura 12. Provincias fisiográficas en el área de estudio (INEGI, 2001a).

En contraste, la Llanura Costera del Golfo Norte presenta un relieve de menor elevación, el cual disminuye gradualmente hacia el oriente de México, y constituye una región de gran importancia para la producción petrolera del país (López-Ramos, 1982).

Asimismo, dentro del área de estudio, la SMO se subdivide en las subprovincias fisiográficas Gran Sierra Plegada, Sierras y Llanuras Coahuilenses, y Pliegues Saltillo Parras; mientras que la Llanura Costera del Golfo Norte se subdivide en la subprovincia Llanuras y Lomeríos (INEGI, 2001b) (Figura 13).

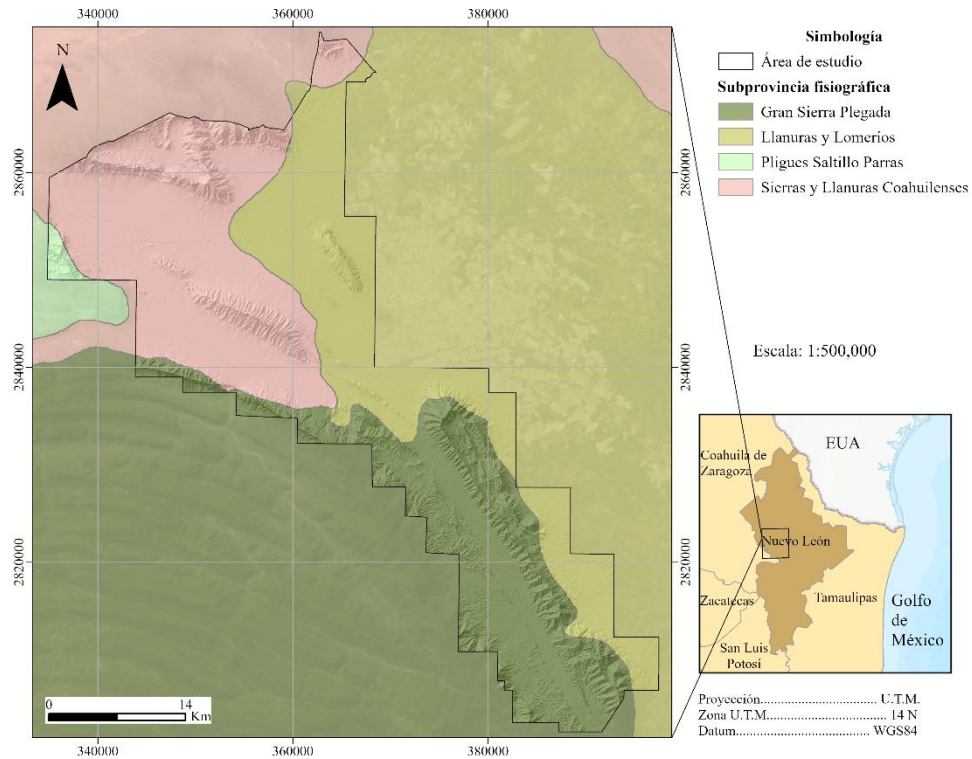


Figura 13. Subprovincias fisiográficas en el área de estudio (INEGI, 2001b).

El sistema de toposformas dentro del área de estudio se clasifica en cuatro clases principales de acuerdo con INEGI (2001c): (1) Sierra, conformada por una heterogeneidad de rocas sedimentarias, con pendientes abruptas y elevaciones mayores a los 800 m s.n.m. (2) Lomerío, constituido por conglomerado sedimentario de origen marino y continental, con pendientes suaves y elevaciones que varían entre 500 y 800 m s.n.m., representando zonas de transición las laderas de montaña y las planicies aluviales. (3) Bajada, integrada por material aluvial, provenientes de las zonas montañosas adyacentes, con pendientes muy suaves y elevaciones comprendidas entre 500 y 800 m s.n.m., y (4) Valle, correspondiente a una llanura aluvial con pendientes suaves y elevaciones menores a los 500 m s.n.m., constituyendo el valle intermontano donde se encuentra asentado gran parte del desarrollo urbano (Figura 14).

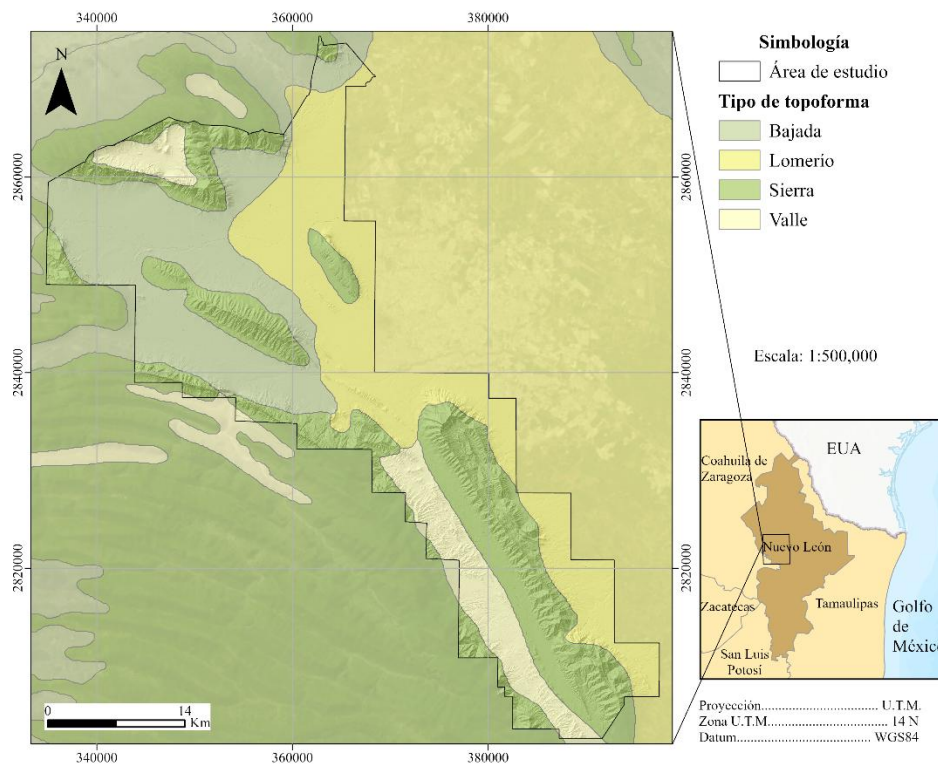


Figura 14. Topoformas en el área de estudio (INEGI, 2001c).

2.3. HIDROLOGÍA E HIDROGEOLOGÍA

El área de estudio se encuentra dentro del acuífero Área Metropolitana de Monterrey (clave 1906), el cual cubre una superficie aproximada de 905 km² (CONAGUA, 2024). Este acuífero forma parte de la Región Hidrológica 24 “Bravo-Conchos”, ubicada dentro de la Subregión Hidrológica “Río San Juan”, en la cuenca “Río Bravo-San Juan” e integra las subcuencas “Río Monterrey” y “Río Pesquería” (Figura 15).

La subcuenca Río Pesquería concentra el escurrimiento proveniente de los ríos Sabinal, Ramos y Topo Chico, incluyendo parte del drenaje urbano de la ZMM; mientras que la subcuenca Río Monterrey integra los ríos Santa Catarina y La Silla, así como las excedencias de la Presa La Boca (CONAGUA, 2024).

El acuífero Área Metropolitana de Monterrey es de tipo libre, heterogéneo y anisótropo, debido a la variabilidad lateral y vertical de los materiales que lo

conforman, así como a la influencia estructural asociada a la deformación de la SMO (CONAGUA, 2024).

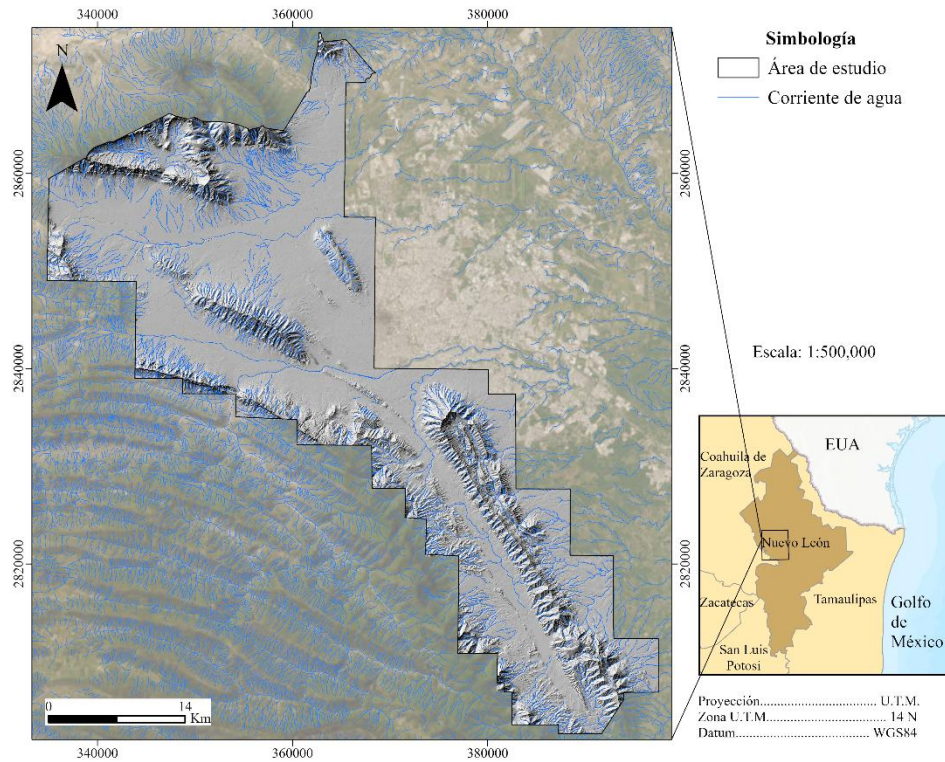


Figura 15. Corrientes de agua en el área de estudio (INEGI, 2014, 2019a-c, 2021a, 2021b).

Específicamente, la porción superior del sistema hidrogeológico está constituida por sedimentos aluviales y conglomerados polimícticos, con espesores que pueden alcanzar hasta decenas de metros de profundidad. Esta unidad, es frecuentemente referida como el acuífero Poros-Gravas, por presentar una alta permeabilidad, por lo que esta unidad favorece procesos de infiltración rápida y recarga directa durante eventos de precipitación intensa, llegando a infiltrarse en macizos rocosos correspondientes a las formaciones geológicas Méndez y San Felipe, las cuales funcionan localmente como una unidad semiconfinante, conformada por calizas no karstificadas y lutitas calcáreas. Subyacente a esta unidad, se encuentra la zona kárstica, correspondiente principalmente a calizas de la Formación Cupido, la cual es representativa del principal abastecimiento de agua para la ZMM (Werner, 1996; Madero et al., 2017).

2.4. CLIMA

La región climática donde se localiza el terreno de estudio tiene un clima semiárido (Figura 16), según la clasificación de Köppen modificada (Comisión Nacional para el Conocimiento y la Biodiversidad, CONABIO, 2008), en una transición entre los trópicos subhúmedos y el desierto (Aguilar Barajas y Ramírez Orozco, 2021), con una temperatura media anual de alrededor de 22.3 °C y una precipitación media anual de 588.9 mm (CONAGUA, 2024), concentrada principalmente en los meses mayo a septiembre, cuando se presentan lluvias convectivas intensas y la influencia ocasional de ciclones tropicales provenientes del Golfo de México.

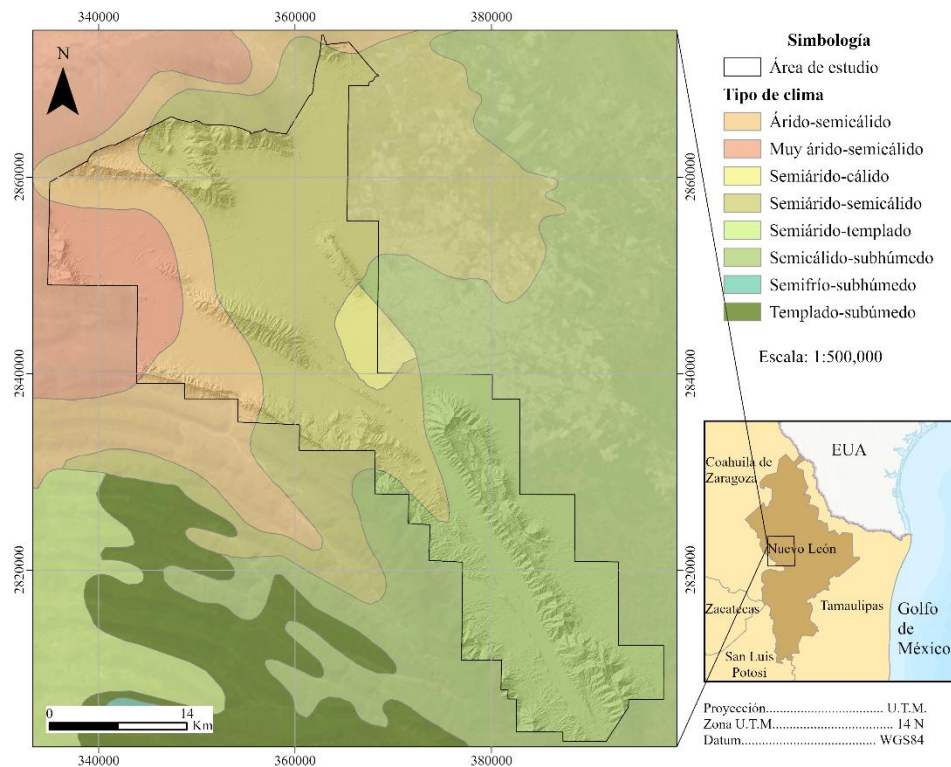


Figura 16. Tipo de clima en el área de estudio (CONABIO, 2008).

2.5. CONTEXTO GEOLÓGICO

Regionalmente, la ZMM se localiza dentro de la cordillera de la SMO, la cual, junto con la Sierra Madre Occidental, constituye uno de los dos principales sistemas montañosos de México.

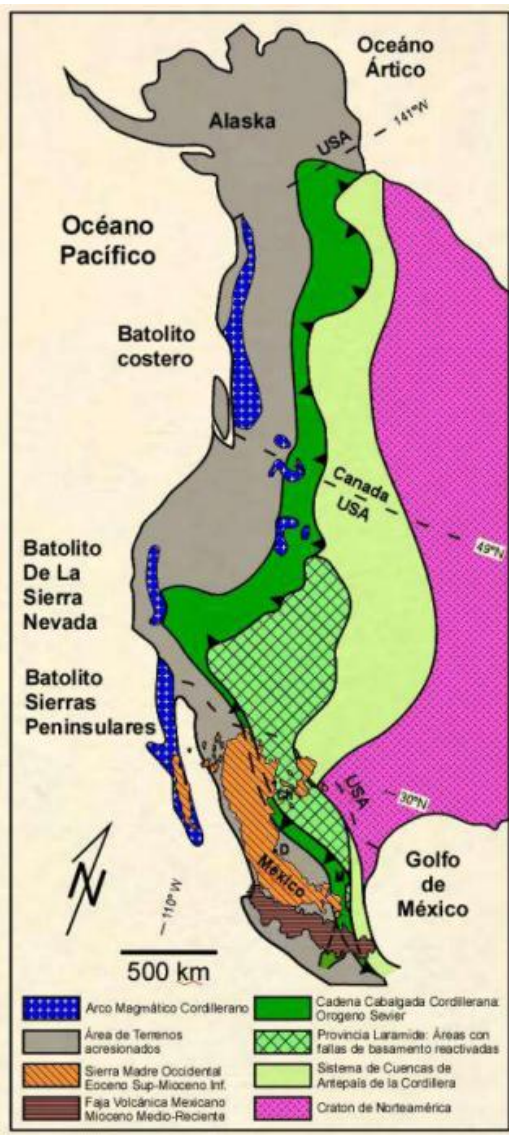


Figura 17. Mapa que representa la extensión de las dos orogenias responsables de los pliegues y cabalgaduras en Norteamérica. (Ch: Chihuahua, D: Durango y M: Monterrey. Chávez-Cabello (2016).

El macizo montañoso de la SMO se extiende longitudinalmente con una orientación noroeste-sureste por más de 800 km, alcanzando elevaciones que superan los 2500 m s.n.m. (Eguiluz de Antuñano et al., 2000). Este sistema abarca desde el estado de Chihuahua, continúa por Coahuila y Nuevo León (donde se presenta la denominada Curvatura de Monterrey), y se prolonga hacia Tamaulipas y San Luis Potosí. Hacia el sur, la SMO queda cubierta por el

Cinturón Volcánico Mexicano, reapareciendo en el sureste del país, donde este sistema montañoso es llamado Sierra Madre del Sur (Padilla y Sánchez, 1982).

La SMO está constituida principalmente por un paquete de rocas sedimentarias, tanto carbonatadas como terrígenas, depositadas durante el desarrollo de una margen pasiva asociada a la apertura del Golfo de México (Chávez-Cabello et al., 2011). Este paquete sedimentario fue posteriormente plegado y cabalgado como resultado de las orogenias Sevier (130-50 Ma) y Laramide (93-43 Ma), eventos que forman parte del desarrollo de la Cordillera de Norteamérica (Chávez-Cabello, 2016; Fitz et al., 2018), vinculados a la subducción de las placas oceánicas Kula-Farallon hace 350 Ma (DeCelles, 2004) (Figura 17).

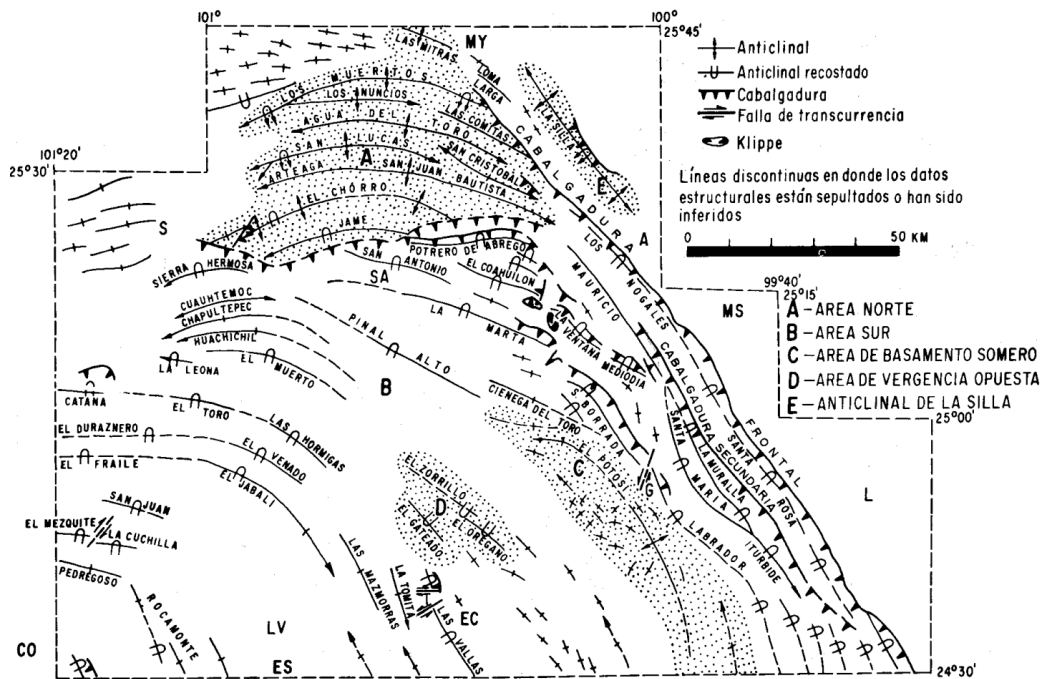


Figura 18. Principales elementos geológico-estructurales en la Curvatura de Monterrey (Padilla y Sánchez, 1982) CO-Concepción del Oro; LV-La Ventura; ES-El Salvador; EC-El Carmen; G-Galeana; L-Linares; S-Saltillo; SA-San Antonio de las Alazanas; MS-Montemorelos; A-Allende; MY-Monterrey.

La orogenia Sevier se extendió hasta el territorio mexicano a partir de la colisión del terreno tectonoestratigráfico Guerrero-Alisitos, contribuyendo a la formación de la SMO mediante el despegue de la secuencia de rocas marinas correspondiente al Mesozoico Superior (Chávez-Cabello et al., 2011; Centeno-

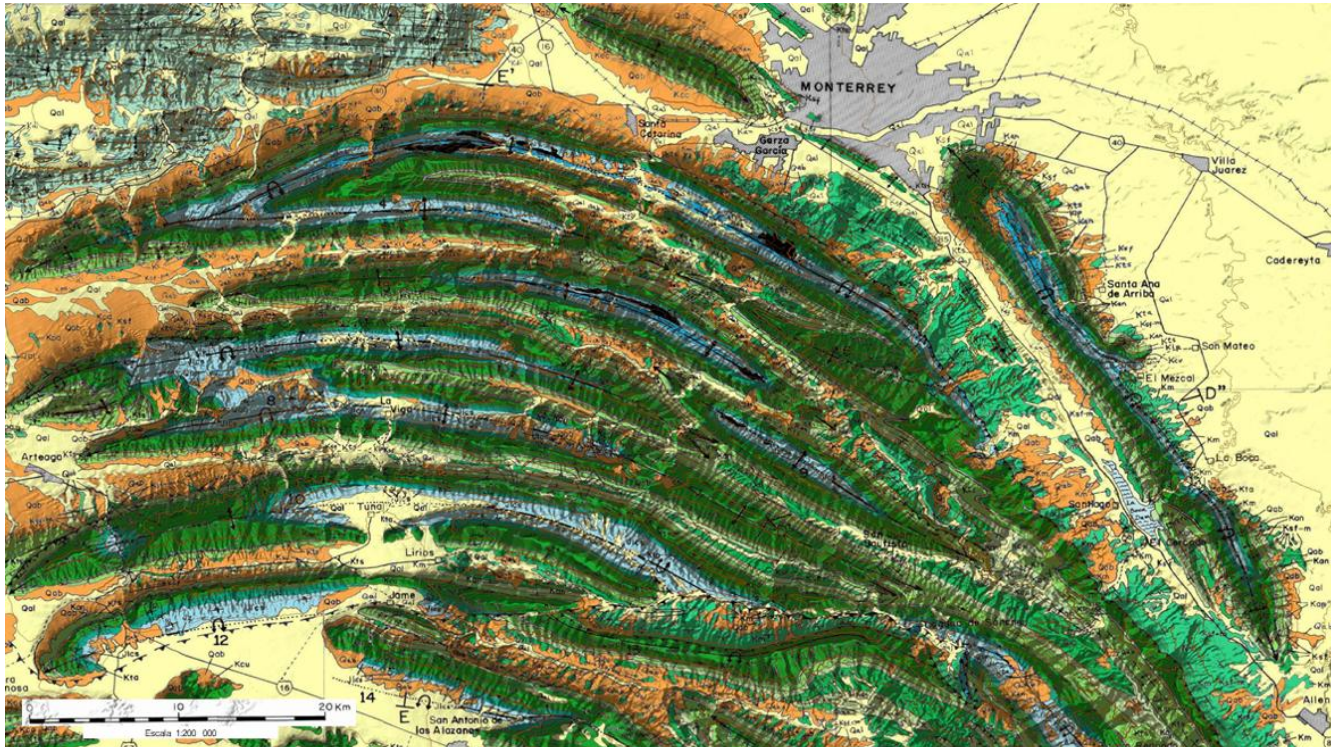
García, 2017; Fitz et al., 2018). Por su parte, la orogenia Laramide generó esfuerzos de cizallamiento en la corteza continental, asociados a la disminución del ángulo de subducción hacia una configuración subhorizontal de la placa Farrallón por debajo de la placa de Norteamérica, provocando una reactivación de fallas sobre un basamento ígneo-metamórfico, dando lugar al levantamiento geomorfológico del noreste de México (Chávez-Cabello, 2016).

Específicamente, la ZMM se localiza dentro de la Curvatura o Saliente de Monterrey, cuyo nombre se atribuye al cambio en la orientación de las estructuras geológicas, que pasan de una dirección NNW-SSE a una orientación SW-NE hacia la región de Saltillo, Coahuila, (Padilla y Sánchez, 1985) (Figura 18).

Este sistema montañoso representa el arco de pliegue más prominente de la SMO y se caracteriza por tener un alto grado de fracturamiento fallamiento y cabalgamiento, con planos axiales que muestran vergencia hacia el NNE y NE, así como estructuras de orientación vertical. Los núcleos de estas estructuras están conformados principalmente por rocas evaporíticas del Jurásico inferior-medio (Calloviano-Oxfordiano) (Chávez-Cabello et al., 2011).

2.5.1. Geología local

La estratigrafía de la ZMM comprende un paquete de rocas sedimentarias con un espesor aproximado de 2500 m, que abarca desde rocas evaporíticas de la Formación Minas Viejas, correspondiente al Jurásico inferior hasta rocas terrígenas-marinas constituidas por secuencias de lutita y caliza de la Formación Méndez, del Cretácico Superior. Estas unidades conforman el relieve montañoso que rodea el valle de la ZMM, destacando los estratos masivos de caliza que coronan gran parte de las elevaciones rocosas, principalmente las formaciones Cupido y Aurora (Padilla y Sánchez, 1985; Santiago-Carrasco et al., 2008) (Figura 19 y 20). En la Tabla 1 se muestra un resumen de las principales características litológicas de las formaciones geológicas en la ZMM, así como los sitios de afloramiento.



Holoceno		Cretácico		Jurásico superior			
Rtr	Travertino	Kdi	Formación Difunta	Kan	Formación Agua Nueva	Jlcj	Formación La Caja
Cuaternario		Km	Formación Méndez	Kcc	Formación Cuesta del Cura	Jlcs	Formación La Casita
Qab	Abanicos aluviales y suelos residuales	Kpa	Formación Parras	Kts	Formación Tamaulipas Superior	Jz	Formación Zuloaga
Qal	Aluvión	Kca	Formación Caracol	Klp	Formación La Peña	Jo	Formación Olvido
		Ksf	Formación San Felipe	Kcu	Formación Cupido		Yeso
		Ki	Formación Indidura	Kta	Formación Taraises		

Figura 19. Mapa geológico de la Curvatura de Monterrey. Modificado de Padilla y Sánchez (1982).

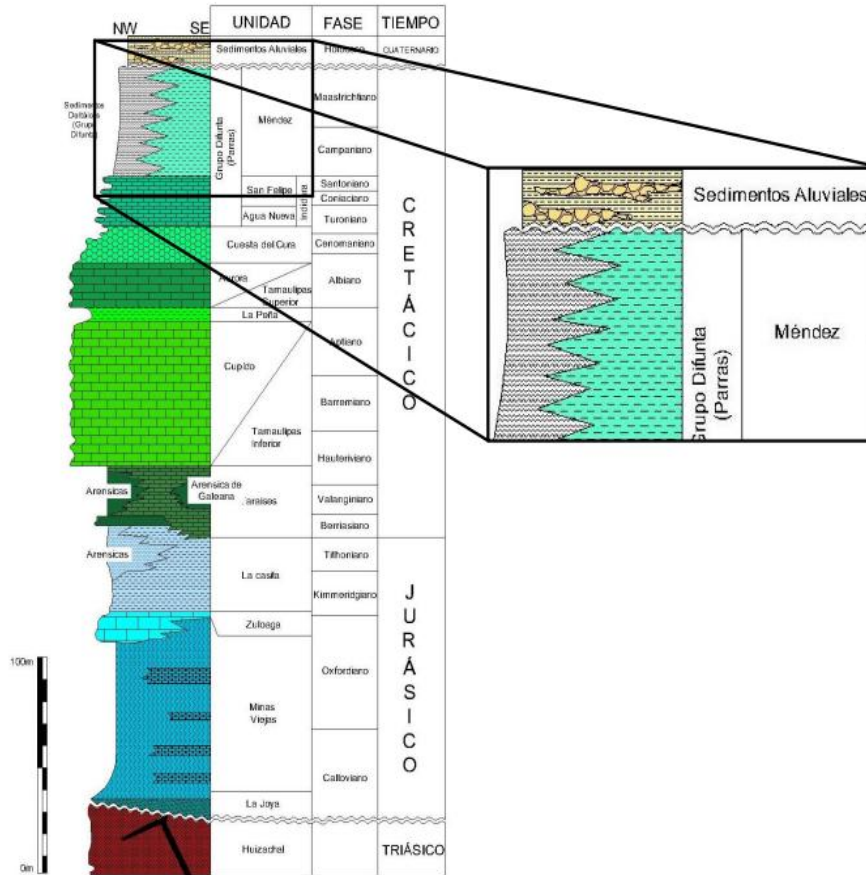


Figura 20. Columna estratigráfica del noreste de México. Modificado de Michalzik (1988).

2.5.1.1. Formación Minas Viejas (Jurásico Medio-Jurásico Tardío).

La primera descripción de esta formación fue realizada por Humprey y Díaz (1956), describiéndola como una secuencia masiva (aproximadamente 883 m de espesor) de yeso granular con intercalaciones de lutita carbonosa, caliza laminar y limolita. López-Oliva (1989) la describe en la Sierra del Fraile, al noroeste de la ZMM.

Precisamente en la ZMM, esta formación aflora únicamente en la Sierra del Fraile, donde en la Figura 21, se puede apreciar los cuerpos de yesos en el núcleo del anticlinal.

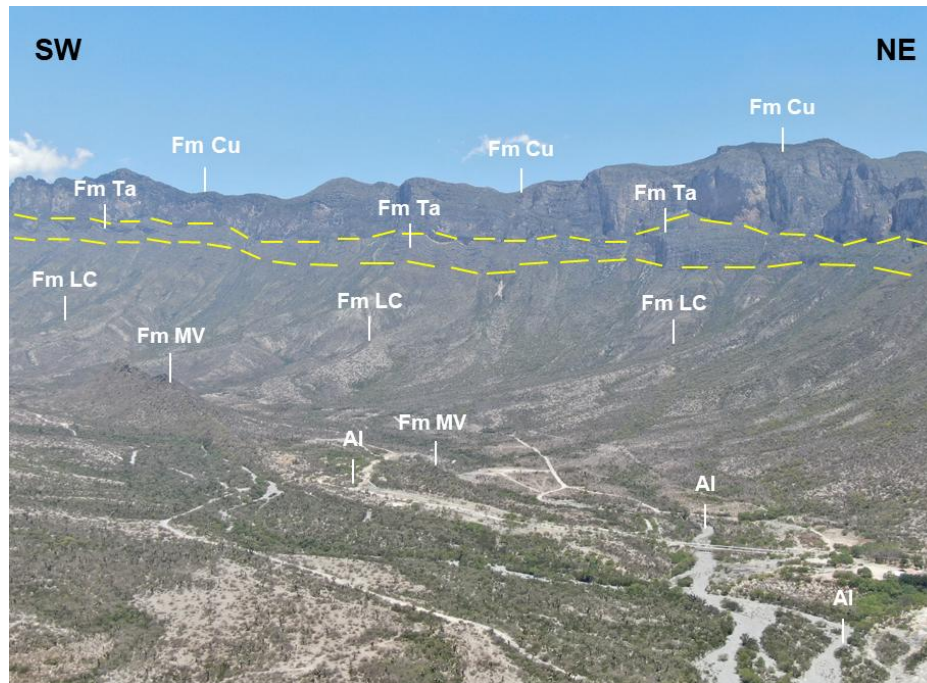


Figura 21. Vista panorámica del núcleo de la Sierra del Fraile, donde se muestra la distribución de las formaciones geológicas (Fm) que afloran, siendo estas: Minas Viejas (MV), La Casita (LC), Taraises (Ta), Cupido (Cu); además de material aluvial (Al).

2.5.1.2. Formación Zuloaga (Jurásico Tardío)

Esta formación se le atribuye a Imlay (1938), la cual la define como una unidad constituida por caliza gruesa a masiva de color gris oscuro, con nódulos de pedernal y contenido fosilífero; además de presentar granos esféricos no esqueletales de calicita conocidos como ooides y fracturas estilolíticas. Su espesor aproximado es de 584.64 m en su localidad tipo.

Dentro de la ZMM, aflora en la porción central del Cerro de la Silla, como calizas gruesas a masivas (Figura 22.A) donde puede llegar a presentar un metamorfismo de bajo grado, con una ligera recristalización, producto de la falla inversa (Figura 22.B) y en el anticlinal Los Muertos.



Figura 22. Afloramientos de la Formación Zuloaga en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratos masivos a gruesos de caliza. B) Estrato de caliza recrystalizada con presencia de metamorfismo de bajo grado. Escala: pica geológica = 33 cm.

2.5.1.3. Formación La Casita (Jurásico Superior)

Esta formación fue definida por Imlay (1936), compuesta por una intercalación de lutita, arenisca y caliza, además de presentar contenido de carbón o lutita bituminosa. Se caracteriza por presentar abundantes fósiles, principalmente amonitas. El mismo autor reporta un espesor de 61 m en la Sierra de Parras, Coahuila.

Dentro de la ZMM, aflora en el anticlinal Los Muertos, Sierra del Fraile y en la porción central del Cerro de la Silla, donde en esta última se reporta un espesor de hasta 211 m (Pantoja-Irrys et al., 2022), con una litología compuesta de caliza

masiva con presencia de materia orgánica, margas de estratos de gruesos y lutitas laminares (Figura 23).



Figura 23. Afloramiento de la Formación La Casita en la porción central del Cerro de la Silla, donde se compone de estratos gruesos a masivos de caliza con intercalaciones de marga.

2.5.1.4. Formación Taraises (Cretácico Inferior)

Esta unidad litológica fue propuesta por Imlay (1936), la cual la describe seccionándola en dos miembros: un miembro integrado por estratos de caliza, y un miembro superior constituido por caliza y marga de espesores delgados. Además, se reporta presencia de fósiles, principalmente por amonitas y belemnites. Comprende un espesor aproximado de 148 m.

En la ZMM, se ha documentado en el anticlinal Los Muertos, el Cerro de la Silla (Figura 24) y la Sierra del Fraile, donde en esta última se ha reportado estar constituida de estratos delgados a gruesos de caliza intercalados con lutita delgada, con presencia de nódulos de hierro y moldes de impresiones de amonitas; llegando a estimar un espesor de 200 a 380 m (Munguía-Rojas et al., 2015).

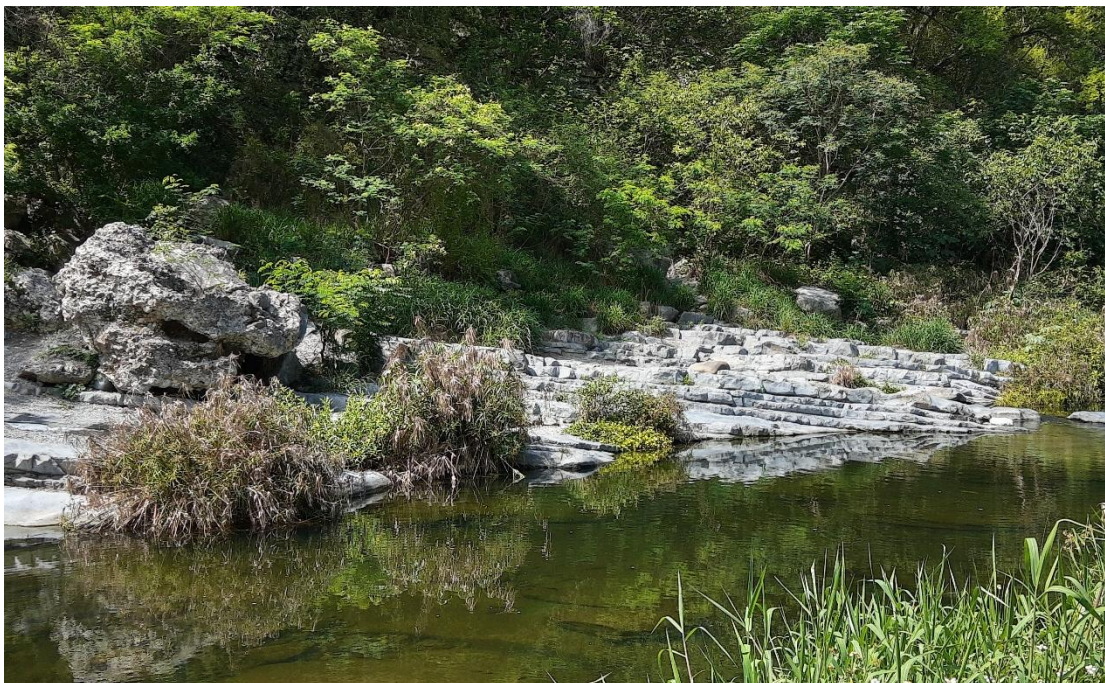


Figura 24. Afloramiento de la Formación Taraises en el cañón de la Boca, Cerro de la Silla, compuesto por calizas delgadas intercaladas con lutita laminar.

2.5.1.5. Formación Tamaulipas Inferior (Cretácico Inferior)

Fue definida por primera vez por Muir (1936), quien la caracterizó como una sucesión de calizas cristalinas con escasa presencia de pedernal y abundante microfauna de organismos planctónicos, sugiriendo un ambiente de depósito marino relativamente profundo y de baja energía. Por otro lado, Longoria y Dávila (1979) la describen en la porción central del Cerro de la Silla como una secuencia monótona de caliza gruesa con cuerpos de pedernal negro, alcanzando un espesor aproximado de 682 m.

Dentro de la ZMM, esta unidad aflora en dicho anticlinal (Figura 25) donde, de acuerdo con Pantoja-Irys et al. (2022), la formación está compuesta por estratos masivos de caliza con espesores de hasta 2.5 m de espesor, con diferentes nódulos y lentes de pedernal de hasta 50 cm de diámetro. Asimismo, presenta estilolitas tanto paralelas a la estratificación, asociadas a procesos diagenéticos, como oblicuas vinculadas a deformación tectónica; además de la presencia de moldes de carga en las capas de caliza.

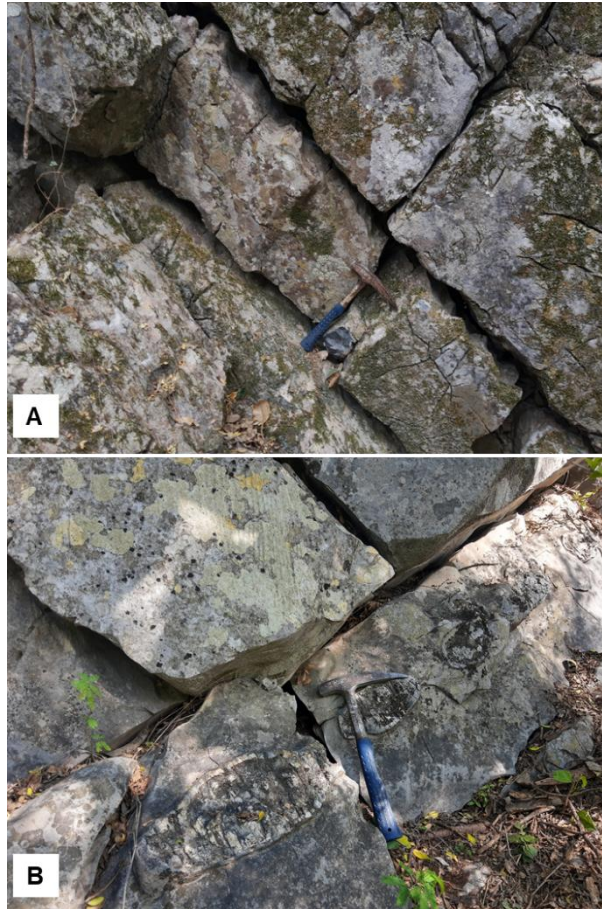


Figura 25. Afloramientos de la Formación Tamaulipas Inferior, Cerro de la Silla. A) Calizas gruesas masivas con fracturas perpendiculares a la estratificación y estructuras de carga. B) Calizas gruesas con nódulos de pedernal.

2.5.1.6. Formación Cupido (Cretácico Inferior)

Esta formación fue propuesta por Imlay (1937), en la que la describe como una secuencia de calizas masivas con concreciones de pedernal y pirita, además de presentar frecuentemente vetillas de calcita y líneas estilolíticas.

Entre sus características principales destacan por tener abundantes fósiles llamados rudistas, y presentar procesos de karstificación, debido a la meteorización o disolución de la caliza por presencia de CO_2 , por lo que es susceptible a crear erosión en las rocas formando cuevas, galerías y dolinas como morfología kárstica.

Esta unidad geológica aflora en gran parte de la ZMM, coronando la mayoría de los anticlinales de la región, principalmente en la parte septentrional del Cerro de

la Silla, la Sierra del Fraile (Figura 26.A.C), el Cerro de las Mitras (Figura 26.D), anticlinal Los Muertos (Figura 26.E-F) y el Cerro del Topo Chico.

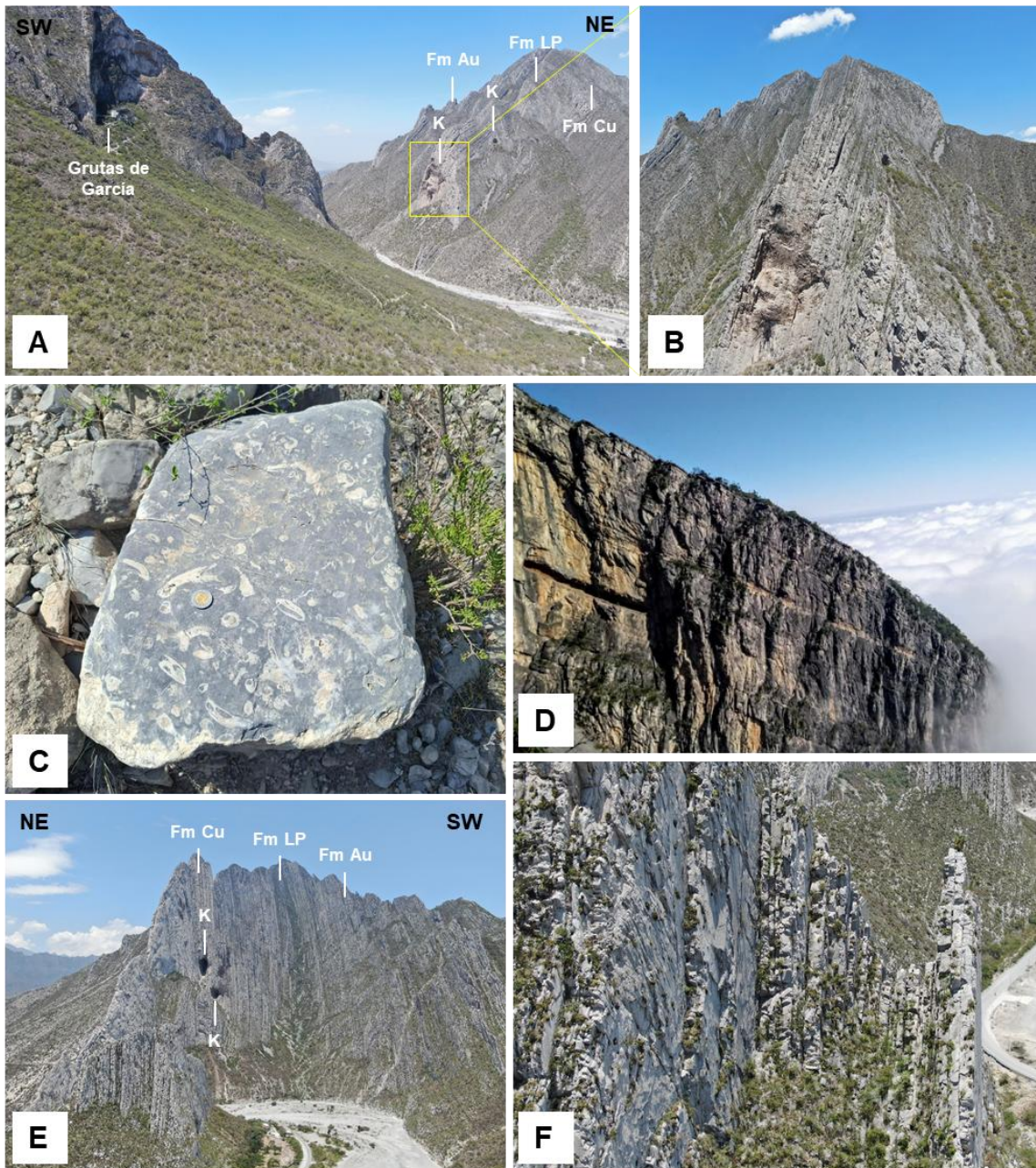


Figura 26. Afloramientos de la Formación de Cupido en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) y B) Sierra del Fraile, donde se presentan estratos masivos de caliza con presencia de karstificación, y C) Muestra de caliza con abundantes rudistas, cercano al lugar turístico “Grutas de García”. D) Porción central del Cerro de las Mitras, camino a Pico “Perico”, donde se aprecia la secuencia de calizas masivas. E) y F) Anticlinal Los Muertos, entrada principal a “La Huasteca”, donde se presentan estratos gruesos de caliza con una inclinación cercano a 90°, observándose además procesos de karstificación. Fm: Cu: Formación Cupido, Fm Au: Formación Auroa, Fm LP: Formación La Peña, K: Karstificación.

2.5.1.7. Formación La Peña (Cretácico Inferior)

Esta unidad litológica fue definida por Imlay (1936) como una sucesión de lutita delgada a laminar con caliza de espesores medianos a gruesos, con abundantes foraminíferos planctónicos, reportando un espesor de hasta 450 m; sin embargo, se ha considerado que el espesor de esta formación es variable.

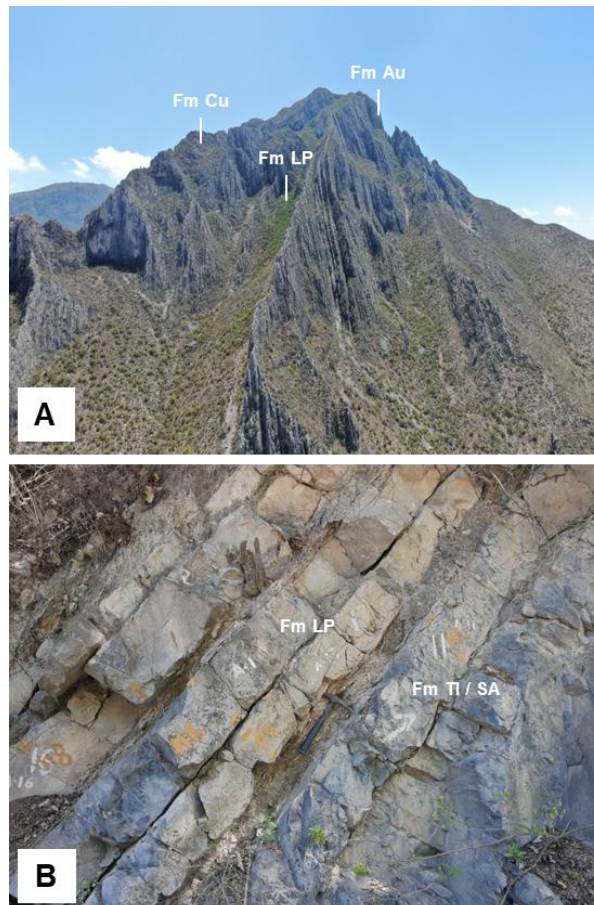


Figura 27. Afloramientos de la Formación La Peña en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) Vista aérea de la entrada a la Sierra del Fraile, donde se aprecia la depresión del relieve topográfico y el aumento de la vegetación característico de la unidad entre la Formación Cupido (Fm Cu) y Formación Aurora (Fm Au). B) Contacto inferior de la Formación La Peña con la Formación Tamaulipas Inferior (Fm TI) / San Ángel (Fm SA), delimitado por la primera aparición de lutita laminar.

La Formación La Peña se caracteriza por presentar alto contenido de materia orgánica al estar constituida principalmente por lutita; esto hace distinguirse morfológicamente entre las dos formaciones que la delimitan, debido al abrupto contraste entre dos sucesiones masivas de caliza, lo que hace reconocerse

desde vista área y en el campo, al notar un notorio aumento de la vegetación, aunado a la depresión topográfica que se forma. Asimismo, se destaca la abundancia de microfauna en esta unidad, tales como ammonitas, belemnites, gasterópodos, entre otros (López-Oliva, 1989).

Dentro de la ZMM, esta formación aflora en la mayoría de los anticlinales de la región, destacando el anticlinal Los Muertos (Figura 26.E-F), la Sierra del Fraile (Figura 27.A) y el Cerro de la Silla (Figura 27.B), donde Pantoja-Irys et al. (2022) reportan un espesor entre 80 a 138 m.

2.5.1.8. Formación Aurora (Cretácico Inferior)

Esta unidad fue definida por Burrows (1910), descrita como una secuencia monótona de caliza gruesa semipura con nódulos de hierro y pedernal, además de abundantes fósiles y karstificación. Presenta un espesor variante, llegando a reportarse hasta 1500 m (Imlay, 1944).



Figura 28. Afloramiento de la Formación Aurora en la porción septentrional de la sierra del Cerro de la Silla, constituida por capas gruesas de calizas con nódulos de pedernal y procesos de karstificación.

En la ZMM, la Formación Aurora aflora en el Cerro de las Mitras, la Sierra del Fraile (Figura 27.A), anticlinal los Muertos y en la porción septentrional del Cerro

de la Silla (Figura 28), donde Romo-Ramírez et al. (2021) reportan un espesor aproximado de 60 a 100 m.

2.5.1.9. Formación Tamaulipas Superior (Cretácico Inferior)

Fue descrita por primera vez por Belt (1925), en la que reporta estar constituida por una secuencia de calizas compactas de espesores gruesos a masivos, con lentes y nódulos de pedernal. El espesor de esta unidad ronda los 65 m (Longoria, 1975).

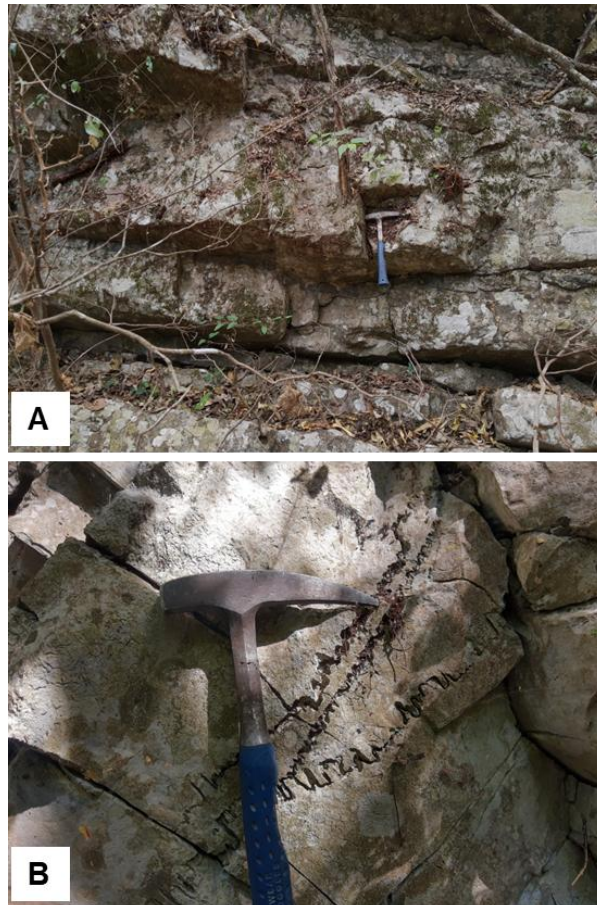


Figura 29. Afloramientos de la Formación Tamaulipas Superior en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratos gruesos a masivos de caliza con cuerpos de pedernal. B) Estilolitas diagenéticas y tectónicas.

En la ZMM, esta unidad aflora en la porción central y sur del Cerro de la Silla, en la que se reporta calizas gruesas a masivas de hasta 2 m de espesor (Figura 29.A), con estilolitas diagenéticas y tectónicas (Figura 29.B), además de moldes

de carga, nódulos de hierro y cuerpos de pedernal; reportando un espesor entre 57 a 117 m (Pantoja-Irlys et al., 2022).

2.5.1.10. Formación Cuesta del Cura (Cretácico Superior)

Esta formación fue propuesta por Imlay (1936) para una sucesión de estratos delgados, ondulares y compactos de caliza intercalada con capas de lutita y bandas de pedernal. Su espesor oscila en 64 m.

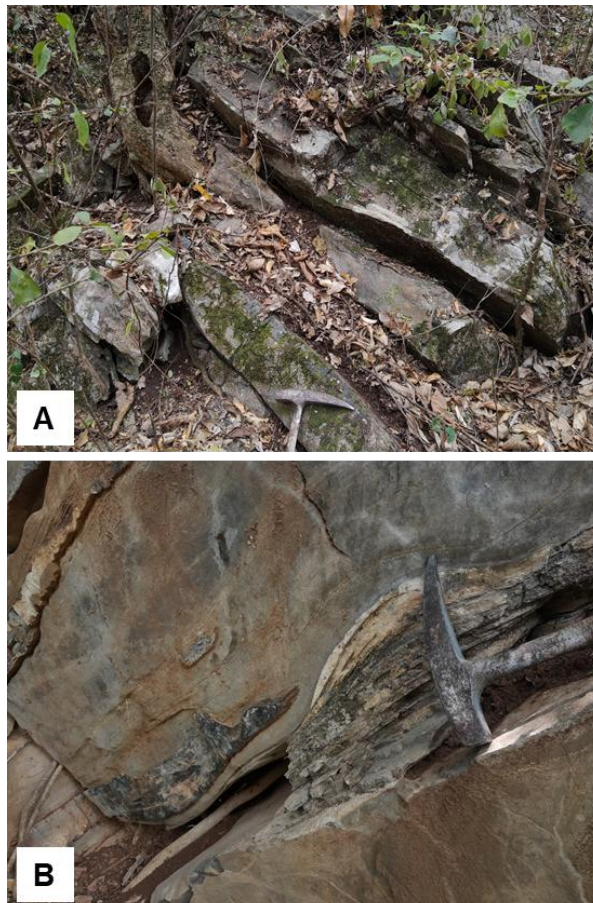


Figura 30. Afloramientos de la Formación Cuesta del Cura en la porción central del Cerro de la Silla. A) Estratificación ondulada de calizas, margas y lutitas con bandas de pedernal. B). Caliza ondulada donde se distingue un lente de pedernal alterado.

En la ZMM, la Formación Cuesta del Cura aflora en el anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitrás, Cerro del Topo Chico, Sierra de El Fraile y el Cerro de la Silla, donde en este último anticlinal, Pantoja-Irlys et al. (2022) la describen como una alternancia de estratos ondulados de espesores delgados a gruesos de

caliza-marga, con lutita laminar, cuyo espesor que oscila entre 97 y 139 m con cuerpos de pedernal (Figura 30).

2.5.1.11. Formación Agua Nueva (Cretácico Superior)

Fue definida por Muir (1934), quien la describe como una secuencia de caliza con pedernal, intercalada con lutita bituminosa y horizontes de bentonita, reportando un espesor que varía de 61 a 91.5 m.

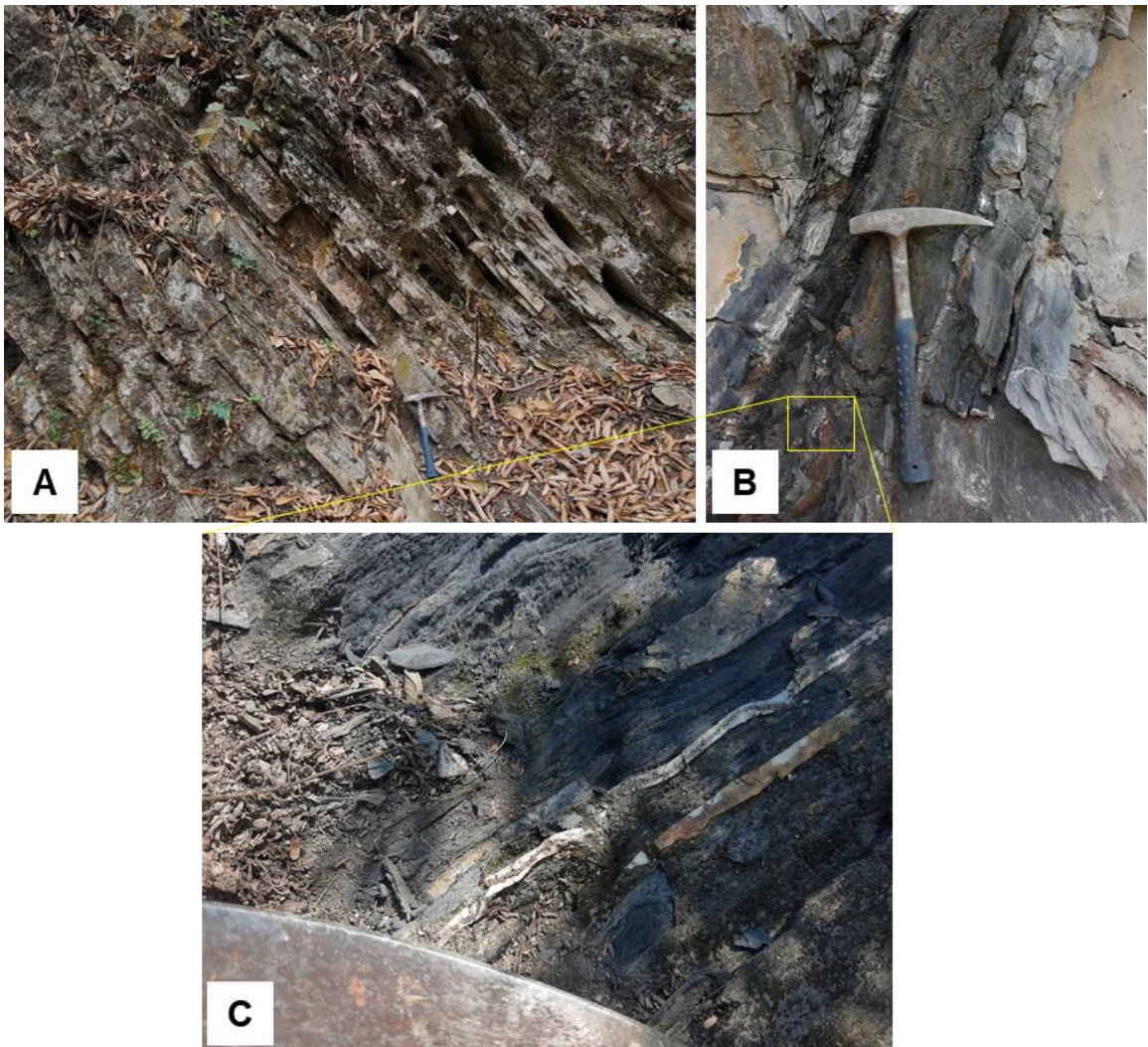


Figura 31. Afloramientos de la Formación Agua Nueva en la porción central del Cerro de la Silla. A) Secuencia intercalada de caliza de espesores delgados, con marga y lutita laminar. B) y C) Estrato de lutita bituminosa laminar con vetillas de calcitas rellenas de pirita.

En la ZMM, esta unidad aflora en la Sierra del Fraile, Cerro del Topo Chico, anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitras y el Cerro de la Silla, donde se ha reportado como una secuencia intercalada de caliza con lutita laminar y marga de espesores delgados a gruesos (Figura 31.A) (García-Quintero, 2008; Viveros-Ramírez, 2019; Rodríguez-Martínez, 2024). Aunado a ello, Pantoja-Irlys et al. (2022) reportan en la parte superior de la unidad, estar caracterizado por lutita bituminosa con, nódulos de hierro y cristales de pirita dispersos en vetas de calcita (Figura 31.B-C), determinando un espesor que oscila entre 176 y 218 m.

2.5.1.12. Formación San Felipe (Cretácico Superior)

La primera definición formal de esta formación se le atribuye a Muir (1936), caracterizándola por una alternancia rítmica de estratos gruesos de calizas, lutitas y margas.

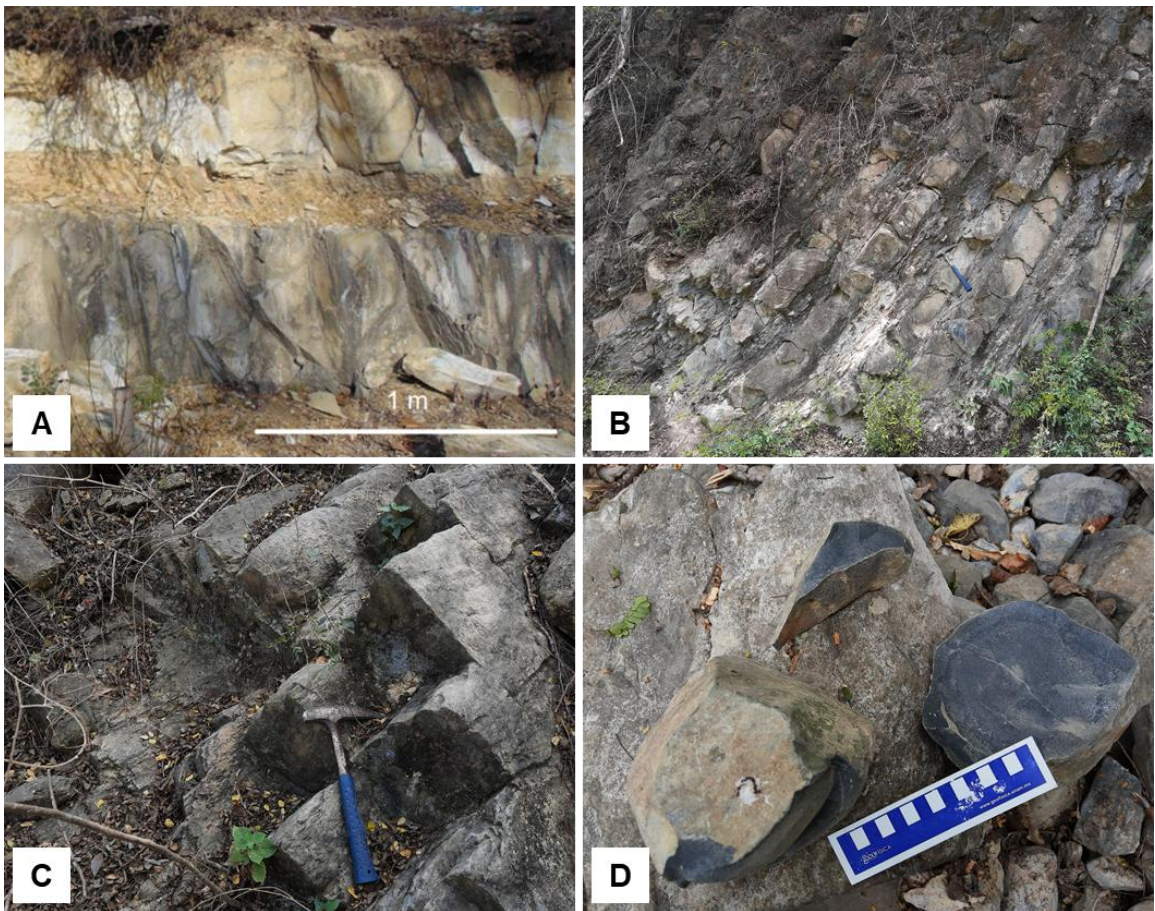


Figura 32. Afloramientos de la Formación San Felipe en la Zona Metropolitana de Monterrey. A) Estratificación intercalada de caliza, lutita y margas en el anticlinal Loma Larga (Rodríguez-Martínez, 2024). B) Estratificación rítmica de caliza, lutita calcárea y margas en la porción central del Cerro de la Silla, donde se aprecia C) un fracturamiento en forma escalonada cortando perpendicularmente la estratificación, y en ocasiones D) se aprecia un fracturamiento en la caliza de tipo conoidal, típico de esta formación.

En la ZMM, la Formación San Felipe, aflora en el anticlinal Loma Larga, Cerro las Mitras, la Sierra del Fraile, el anticlinal Los Muertos y el Cerro de la Silla.

Principalmente, el macizo rocoso del anticlinal de Loma Larga se encuentra en gran medida constituido por esta formación, en la cual Rodríguez-Martínez (2024) detalla la descripción litológica en diferentes zonas del anticlinal, determinando estar constituida por calizas medianas a masiva de hasta 2 m de espesor, con fracturas rellenas de calcita e intercalaciones de margas-lutita de carácter laminar, así como la presencia de horizontes de bentonita.

Aunado a ello, Pantoja-Irys et al. (2022) reportan que la Formación San Felipe presenta un espesor que varía entre 161 y 193 m en la porción central del Cerro de la Silla, cuya unidad está caracterizada por una secuencia rítmica de calizas, lutitas y margas con espesores delgados hasta masivos (Figura 32).

2.5.1.13. Formación Méndez (Cretácico Superior)

Esta unidad fue definida formalmente por DeGolyer en 1915 que conforman una serie de lutita, margas y arcilla, con escasas capas de caliza y arenisca, con un espesor muy irregular, en la que Muir (1936) reporta 300 m.

La Formación Méndez aflora en gran medida de la ZMM, siendo la unidad litológica donde se encuentra la mayoría de los asentamientos irregulares en las laderas montañosas. En la Figura 33 se muestra el contacto inferior de la Formación Méndez con la Formación San Felipe, ubicado en el Cerro de la Silla.



Figura 33 Afloramiento de la Formación Méndez en la porción central del Cerro de la Silla, constituido por una alternancia de lutita calcárea masiva y caliza-marga.

2.5.1.14. Sedimentos (Cenozoico)

En la ZMM, se presentan depósitos consolidados y no consolidados del Terciario (66 – 2.6 Ma) y Cuaternario (2.6 Ma – actualidad), que se asientan discordantemente sobre las formaciones del Cretácico y Jurásico, originados a partir de la fracturación y degradación de los macizos rocosos (Chapa-Guerrero, 1993), por lo que estos tipos de materiales se distribuyen en zonas de media y baja montaña, así como en el valle de la ZMM, e incluyen depósitos de conglomerado y travertino. Dichos depósitos fueron clasificados por primera vez para la ZMM por Chapa-Guerrero (1993), basado en Foucault y Raoult (1985) distinguiéndose los siguientes tipos:

- Coluvión: depósitos de rocas fracturadas generados por procesos gravitacionales y meteorización física y química, con tamaños mayores a 30 cm, donde suelen ocurrir en zonas de alta montaña (laderas y acantilados), por lo general a partir de bloques masivos provenientes de las formaciones Cupido / Tamaulipas Inferior y Aurora / Tamaulipas Superior.

- Derrubio: depósitos de rocas con granulometría irregular (5 cm – 30 cm, formados por la acción combinada de procesos gravitacionales y flujos torrenciales, con una inclinación entre 10° y 30°. Por lo general presentan una granulometría heterogénea, derivados de la fragmentación de coluviones o provenientes de otras formaciones geológicas.
- Proluvión: detritos rocosos con granulometría relativamente homogénea, transportados y depositados por flujos torrenciales, con pendientes menores a 10°. Por lo general presenta una granulometría homogénea, derivados del fracturamiento y transporte del fracturamiento de afloramientos cercanos a corrientes de agua.
- Aluvión: depósitos fluviales formados por el transporte y sedimentación de materiales por corrientes de agua, por lo general en zonas de poca inclinación o en llanuras y cañones inmediatamente debajo de la falda de montaña.

Tabla 1. Resumen de la litología presente en las formaciones geológicas en la Zona Metropolitana de Monterrey.

Formación	Edad	Descripción litológica	Lugar de afloramiento*
Méndez (DeGolyer, 1915)	Maastrichtiano - Campaniano	Lutita foliada con fuerte fracturamiento; vetillas de calcita (Sánchez-Carlín, 2001; Rodríguez-Martínez, 2024).	Loma Larga, Anticlinal Los Muertos, Cerro de la Silla, Cerro de las Mitras.
San Felipe (Muir, 1936)	Campaniano temprano - Cenomaniano tardío	Alternancia de caliza delgada a gruesa con marga, lutita y limolita (Sánchez-Carlín, 2001; García-Quintero, 2008; Rodríguez-Martínez, 2024).	Loma Larga, Anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitras, Cerro de la Silla, Sierra El Fraile.
Agua Nueva (Muir, 1934)	Turoniano - Cenomaniano	Intercalación de caliza con lutita y marga de espesor delgado (García-Quintero, 2008; Viveros-Ramírez, 2019; Rodríguez-Martínez, 2024).	Loma Larga Anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitras, Cerro de la Silla, Cerro del Topo Chico, Sierra El Fraile.
Cuesta del Cura (Imlay, 1936)	Cenomaniano – Albiano	Caliza ondulosa de espesor mediano con nódulos de pedernal, intercalada con marga (García-Quintero, 2008).	Anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitras, Cerro de la Silla, Cerro del Topo Chico, Sierra El Fraile.
Tamaulipas Superior (Belt, 1925)	Cenomaniano – Albiano	Secuencia de caliza de espesor grueso y masivo con nódulos de pedernal (Pantoja-Irys et al., 2022).	Sierra Cerro de la Silla.
Aurora (Burrows, 1910)	Albiano Superior-Inferior	Caliza de espesor mediano a masivo con nódulos de pedernal y vetillas de calcita (Viveros-Ramírez, 2019).	Cerro de la Silla, Sierra El Fraile, Cerro de las Mitras, anticlinal Los Muertos
La Peña (Imlay, 1936)	Aptiano	Alternancia de caliza arcillosa mediana a delgada, lutita de espesor delgado y caliza de estratos gruesos (Sánchez-Carlín, 2001; Viveros-Ramírez, 2019).	Anticlinal Los Muertos, Cerro de las Mitras, Cerro de la Silla, Cerro del Topo Chico, Sierra El Fraile.
Cupido (Imlay, 1937)	Aptiano – Hauteriviano	Caliza gruesa a masiva de color gris oscuro con gasterópodos y rudistas (García-Quintero, 2008; Viveros-Ramírez, 2019).	Cerro de las Mitras, anticlinal Los Muertos, Cerro de la Silla, Cerro del Topo Chico, Sierra El Fraile.
Tamaulipas Inferior (Muir, 1936)	Aptiano – Berriasiano	Secuencia monótona de calizas micríticas gruesas a masivas con nódulos de pedernal.	Sierra Cerro de la Silla.
Taraises (Imlay, 1936)	Hauteriviano – Berriasiano	Secuencia alternada de marga y caliza (López-Oliva, 1989).	Anticlinal Los Muertos, Cerro de la Silla, Sierra El Fraile.
La Casita (Imlay, 1936)	Tithoniano - Kimmeridgiano	Caliza gruesa, lutita bituminosa alternada con caliza; arenisca gruesa intercalada con lutita (Pantoja-Irys et al., 2022).	Anticlinal Los Muertos, Cerro de la Silla, Sierra El Fraile.
Zuloaga (Imlay, 1938)	Oxfordiano	Caliza micrítica gruesa a masiva, en ocasiones dolomitizada (López-Oliva, 1989).	Anticlinal Los Muertos, Cerro de la Silla.
Minas Viejas (Humphrey y Díaz, 1956)	Oxfordiano – Calloviano	Secuencia masiva evaporítica de yeso y anhidrita (López-Oliva, 1989).	Sierra El Fraile.

*La mención específica de los anticlinales constituye una aportación propia derivada del análisis cartográfico .

CAPÍTULO 3. MÉTODO

3.1. CARTA DE FLUJO DE TRABAJO

El método que se emplea para el desarrollo de los modelos de susceptibilidad a movimientos en masa (Figura 34) se establece en las siguientes fases de trabajo: (1) procesamiento de datos de los factores condicionantes, (2) depuración y actualización del inventario de movimientos en masa, (3) aplicación de los métodos de análisis para la construcción de modelos; y (4) validación y evaluación del desempeño predictivo de los modelos generados.

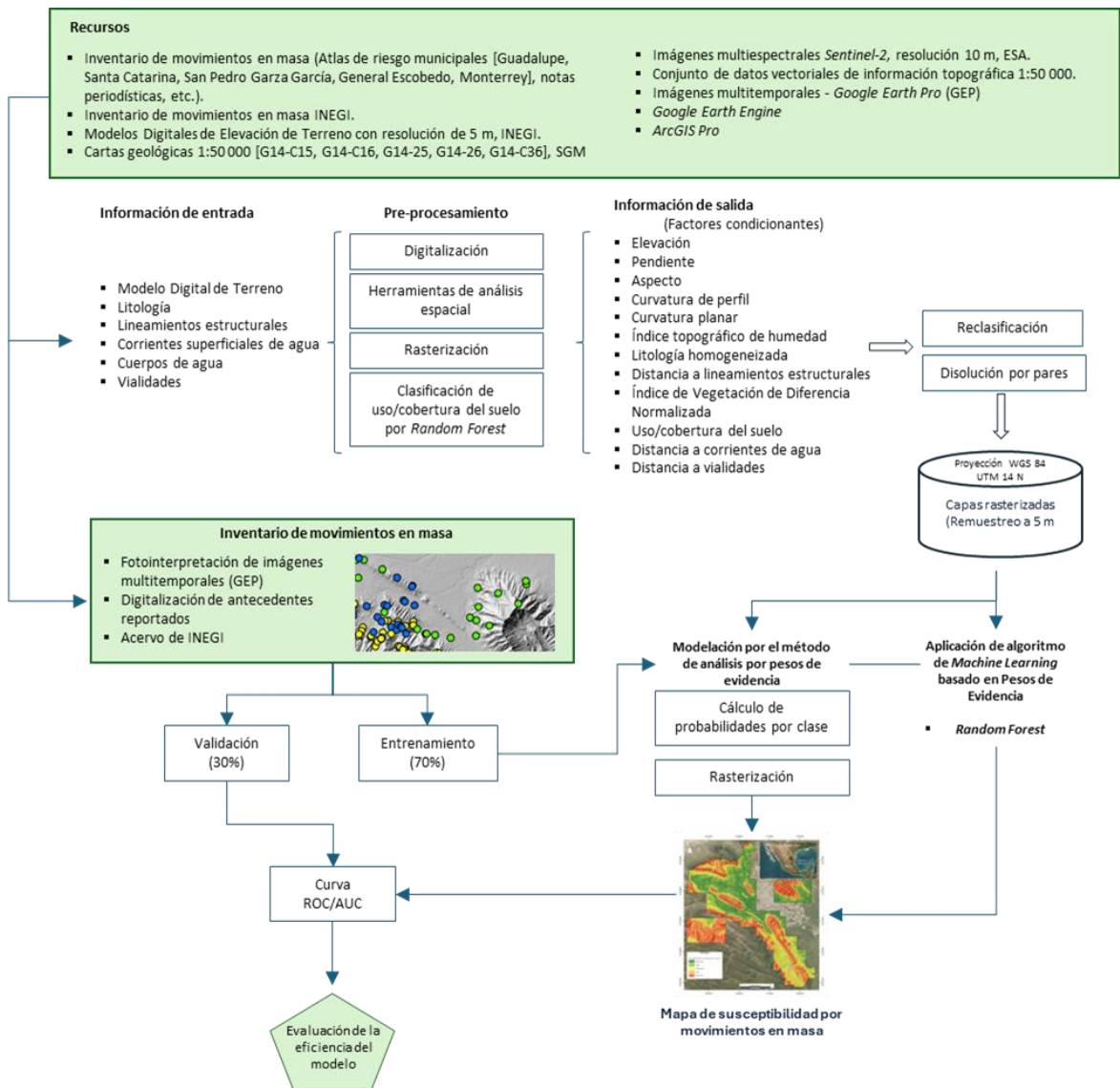


Figura 34. Diagrama de flujo del método utilizado. Elaboración propia.

3.1.1. Insumos

3.1.1.1. Datos ópticos multiespectrales

Se emplearon datos ópticos multiespectrales de imágenes utilizadas correspondientes al satélite Sentinel-2, perteneciente al programa *Copernicus* de la Agencia Espacial Europea (ESA) a través de la plataforma EOSDA LandViewe (<https://eos.com/landviewer/>). Este sistema consta de satélites gemelos (Sentinel-2A y Sentinel-2B) que proporcionan imágenes multiespectrales con una resolución espacial de 10, 20 y 60 m, y una alta resolución temporal, lo que facilita el monitoreo de la superficie terrestre.

Específicamente, Sentinel-2 dispone de 13 bandas espectrales distribuidas en las regiones del visible, infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de onda corta (SWIR), lo que lo convierte en una fuente adecuada para el análisis de la cobertura vegetal y del estado del terreno (EOS Data Analytics, s.f.).

Las imágenes Sentinel-2 fueron adquiridas en nivel de procesamiento L2A, el cual corresponde a reflectancia de superficie corregida atmosféricamente, lo que permite su uso directo en el cálculo de índices espectrales.

3.1.1.2. Modelo digital de elevación (MDE)

El MDE es el principal insumo para el análisis de la susceptibilidad a movimientos en masa, ya que permite representar la topografía del terreno y derivar parámetros morfométricos directamente relacionados con la inestabilidad de laderas.

Para este estudio el MDE fue obtenido a partir de un mosaico de cartas de elevación del terreno provenientes del INEGI en la plataforma Espacios y Datos de México (<https://www.inegi.org.mx/app/mapa/espacioydatos/default.aspx>), con una resolución LiDAR de 5 m.

3.1.1.3. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, Normalized Difference Vegetation Index) es un indicador del estado y densidad de la cobertura vegetal, el cual ha sido ampliamente utilizado en estudios de susceptibilidad a movimientos en masa como una variable indirecta que permite representar las condiciones de cobertura vegetal y su posible relación con la ocurrencia de estos procesos (Cabello et al., 2021; Zhang et al., 2024).

3.1.1.4. Google Earth Engine (GEE)

Google Earth Engine (GEE) es una plataforma digital de procesamiento geoespacial desarrollada como método de computación de almacenamiento masivo basada en la nube donde proporciona acceso y servicio gratuito a: (1) un volumen extenso de observaciones satelitales a largo plazo; (2) procesar algoritmos de ML; (3) trabaja mediante lenguajes de programación como *JavaScript* y *Python* (Tamiminia et al., 2020).

De esta manera, *GEE* es una buena herramienta para visualizar y analizar información geoespacial a grandes dimensiones de fácil acceso, lo que hace eficiente llevar a cabo monitoreos continuos a gran escala de modelaciones de distintas temáticas, como es el caso para mapas de susceptibilidad a inestabilidad de laderas.

3.1.2. Inventario de movimientos en masa

El inventario de movimientos en masa es generado mediante tres fuentes:

1. Recopilación y digitalización de antecedentes reportados: atlas de riesgos municipales (Guadalupe, Santa Catarina, San Pedro Garza García, General Escobedo y Monterrey), notas periodísticas, etc.
2. Uso de información del INEGI.

3. Fotointerpretación de imágenes multitemporales a partir de *Google Earth Pro*.

A partir de estos datos, el valor total será dividido en un 70% para entrenamiento del modelo y un 30% para la validación del mismo. Esta proporción es ampliamente utilizada en estudios de modelado espacial de riesgos naturales, debido a que se obtiene un balance adecuado entre la cantidad de datos disponibles para calibrar el modelo y un conjunto independiente lo suficientemente representativo para evaluar su desempeño predictivo (Abdo y Richi, 2024). Esto se debe a que cuando se un asigna un porcentaje mayor que el entrenamiento permite capturar la variabilidad espacial de los factores condicionantes, reduciendo la posibilidad de sesgo en la estimación de las relaciones estadísticas; mientras que reservar un 30% del inventario para validación garantiza la independencia de la evaluación, disminuyendo el riesgo de sobreajuste y aportando robustez a la estimación de la capacidad predictiva del modelo.

3.1.3. Preprocesamiento de los factores condicionantes

3.1.3.1. Pesos de Evidencia (WoE)

En este estudio, se aplicó el método WoE para generar el modelo de susceptibilidad a deslizamientos de tierra. Este método está basado en los principios de probabilidad bayesiana, tal como lo proponen Bonham-Carter et al. (1989); por lo que permite la combinación de múltiples capas de evidencia para determinar la posible ocurrencia de un evento específico. Su principio central radica en evaluar la asociación espacial entre cada factor condicionante y la presencia o ausencia de eventos de deslizamiento de tierra (Zhang et al., 2023).

El método asigna un peso estadístico a cada clase dentro de un factor condicionante que refleja su influencia relativa en la ocurrencia de deslizamientos de tierra (Figura 35). Estas ponderaciones se calculan en función de la presencia

(W^+) y la ausencia (W^-) de eventos de movimientos en masa dentro de cada clase, a partir de las siguientes fórmulas (Van Western, 2013):

$$W^+ = \ln \frac{P(c|m)}{P(c|\bar{m})} \quad \text{Fórmula (1)}$$

Siendo $P(c|m)$ igual al número de movimientos ocurridos por clase entre el número total de movimientos en masa dentro del área de estudio; y $P(c|\bar{m})$ representa el cociente del área total de la clase (km^2) menos el número de movimientos en masa dentro de la clase, y el área total de estudio (km^2).

$$W^- = \ln \frac{P(\bar{c}|m)}{P(\bar{c}|\bar{m})} \quad \text{Fórmula (2)}$$

Siendo $P(\bar{c}|m)$ igual al número total de movimientos en masa del área de estudio menos el número de depósitos dentro de la clase, dividido por número total de movimientos en masa; y $P(\bar{c}|\bar{m})$ representa: el área total del área de estudio menos el área total de la clase junto con el número de movimientos totales del área de estudio y sumado con el número de movimientos dentro de la clase, esto dividido entre la diferencia del área total de la clase y el número de movimientos totales del área de estudio.

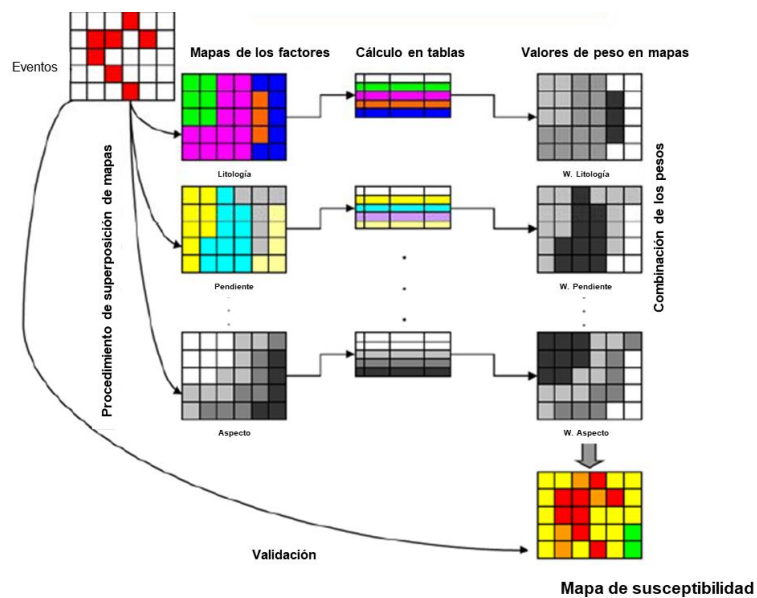


Figura 35. Procedimiento simplificado para la aplicación del método WoE en un SIG (Van Western, 2013).

El número total de movimientos en masa del área de estudio corresponde al valor total del 70% de los datos de entrenamiento. Para obtener el área de cada categoría de los factores condicionantes, se aplica la técnica de disolución por pares para unificar por clase y se le asigna un atributo de área en *ArcGIS Pro* para calcular la geometría con el sistema de coordenadas adecuado.

Posteriormente, se calcula el contraste de peso (C), que compara la diferencia entre las probabilidades de ocurrencia de un movimiento en masa en presencia y ausencia del factor condicionante y se calcula como $C = W^+ - W^-$.

El cálculo de índice de susceptibilidad a movimientos en masa se genera partir de la sumatoria de los pesos de cada clase. Para calcular y reflejar este valor en un mapa de índice de susceptibilidad, primeramente, las capas rasterizadas se convierten a archivos vectoriales para asignarle el valor correspondiente de peso a cada clase dentro de cada factor y se vuelve a rasterizar cada factor considerando solamente el valor del nuevo atributo del peso. Con ello, se suman todos los raster mediante la herramienta de álgebra de capas utilizando la sintaxis de *Python* en *ArcGIS Pro*. Finalmente, se obtiene un nuevo ráster indicando el índice de susceptibilidad, para el cual se le asigna una clasificación, generando cinco clases de susceptibilidad a movimientos en masa.

3.1.3.2. Random Forest (RF)

RF fue propuesto por Breiman (2001), el cual es un algoritmo de ML que funciona mediante un proceso de muestreo aleatorio, donde selecciona subconjuntos de datos de entrenamiento y características. Posteriormente, construye múltiples árboles de decisión de manera independiente para cada subconjunto. Cada árbol genera una predicción donde el resultado final se determina a través de un voto mayoritario entre todos los árboles de decisión (Abdo y Richi, 2024).

Este modelo, al ser un método de aprendizaje automatizado, requiere un proceso de entrenamiento tanto de ubicaciones con evidencia y ausencia de movimientos en masa. La ausencia de movimientos en masa se puede entender como áreas

donde no se han identificado movimientos en masa, sin embargo, esto no implica necesariamente la ausencia absoluta del fenómeno, sino la identificación de áreas donde no se han registrado eventos. Por lo tanto, es necesario entrenar al modelo indicando en qué zonas no se tiene evidencia de ocurrencia. Para ello, se realiza un muestreo aleatorio simple.

Como parte del método, este algoritmo fue implementado en la plataforma GEE. Para garantizar la comparabilidad entre metodologías, se emplearon los mismos doce factores condicionantes previamente utilizados en el modelo basado en WoE. Cada factor condicionante fue incorporado en GEE en formato ráster, manteniendo una resolución espacial homogénea de 5 metros.

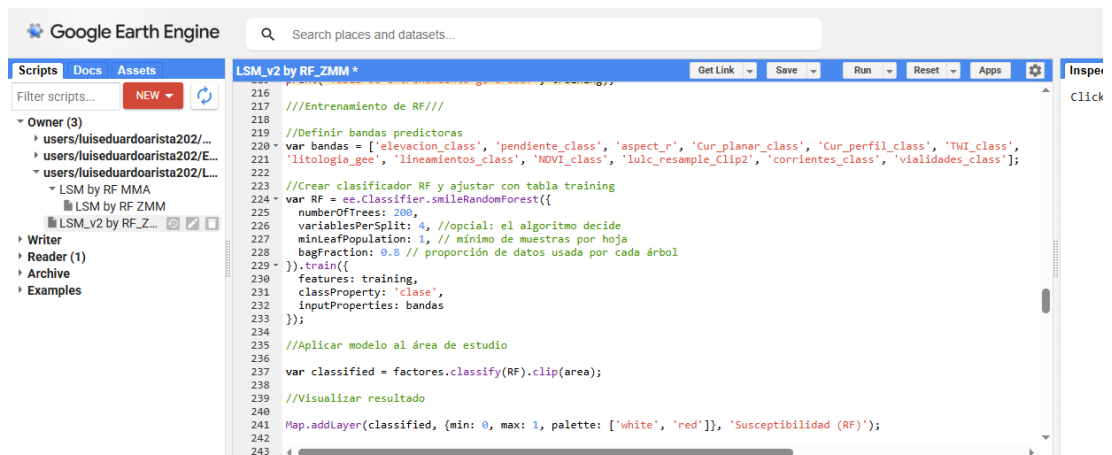
Para el entrenamiento del modelo por RF se empleó un conjunto de datos binarios conformado por puntos de presencia y pseudoausencia de movimientos en masa, correspondiente a datos de entrenamiento y datos de validación, respectivamente. Como datos de entrenamiento se utilizaron 204 puntos de presencia, correspondiente al 70% del inventario total de movimientos en masa y 204 puntos de pseudoausencia, generados mediante muestreo aleatorio estratificado dentro del área de estudio, excluyendo zonas cercanas a eventos registrados mediante *buffers* de 100 m, con el objetivo de reducir sesgos espaciales.

Para la validación independiente del modelo se emplearon 88 puntos de presencia, correspondiente al 30% restante del inventario, y 88 puntos de pseudoausencia, generados bajo el mismo criterio espacial aplicado al conjunto de entrenamiento.

Los valores de los factores condicionantes fueron extraídos en cada punto de entrenamiento y validación mediante la función *sampleRegions ()* de GEE, utilizando una escala de muestreo de 5 m. A partir de esto, se construyeron tablas de atributos necesarias para el entrenamiento supervisado del algoritmo.

Posteriormente, el modelo RF fue entrenado utilizando el clasificador *smileRandomForest* disponible en GEE (Figura 36). Los principales parámetros configurados fueron:

- Número de árboles (*numberOfTrees*):200, que corresponde al número de toma de decisión del modelo.
- Número de variables por división (*variablesPerSplit*): 4, que corresponde al número de variables seleccionadas aleatoriamente en cada nodo del árbol para generar particiones.
- Población mínima por hoja (*minLeafPopulation*); 1, que corresponde al número mínimo de muestras necesarias para formar un nodo terminal.
- Fracción de muestreo *bootstrap* (): 0.8, que indica que cada árbol se construye utilizando el 80% de los datos de entrenamiento seleccionados aleatoriamente con reemplazo.



```
216
217 //Entrenamiento de RF///
218
219 //Definir bandas predictoras
220 var bandas = ['elevacion_class', 'pendiente_class', 'aspect_r', 'Cur_planar_class', 'Cur_perfil_class', 'TWI_class',
221 'litologia_gee', 'lineamientos_class', 'NDVI_class', 'luic_resample_clip2', 'corrientes_class', 'vialidades_class'];
222
223 //Crear clasificador RF y ajustar con tabla training
224 var RF = ee.Classifier.smileRandomForest({
225   numberOfTrees: 200,
226   variablesPerSplit: 4, //opcional: el algoritmo decide
227   minleafPopulation: 1, // mínimo de muestras por hoja
228   bagFraction: 0.8 // proporción de datos usada por cada árbol
229 });
230
231 //Aplicar modelo al área de estudio
232 var classified = factores.classify(RF).clip(area);
233
234 //Visualizar resultado
235
236 Map.addLayer(classified, {min: 0, max: 1, palette: ['white', 'red']}, 'Susceptibilidad (RF)');
237
238
239
240
241
242
243
```

Figura 36. Sección del *script* donde se define los parámetros de clasificador del algoritmo RF para el modelo de susceptibilidad.

Una vez entrenado el modelo, el clasificador RF fue aplicado a la imagen multibanda que integra los factores condicionantes, generando un mapa continuo de probabilidad de ocurrencia de movimientos en masa. Posteriormente, el mapa probabilístico fue reclasificado en cinco clases de susceptibilidad (muy baja, baja moderada, alta y muy alta), utilizando la herramienta *Natural Breaks*.

3.1.4. Validación y evaluación de precisión

La validación de los modelos se realizó mediante el análisis AUC-ROC, la cual representa gráficamente el desempeño predictivo del modelo para distintos umbrales de clasificación, permitiendo cuantificar la capacidad discriminante del modelo para diferenciar entre áreas con presencia y ausencia de movimientos en masa.

Como se mencionó en el apartado anterior, la validación se efectuó utilizando el 30% de los movimientos en masa reservados para este propósito, con la finalidad de analizar la capacidad de generalización del modelo frente a un conjunto de datos independientes.

Se optó por emplear la métrica AUC-ROC en lugar de indicadores tradicionales como la exactitud global o el índice Kappa, debido a que estos últimos pueden verse influenciados por el desbalance entre clases (presencia/ausencia), condición común en estudios de susceptibilidad a movimientos en masa. En contraste, el AUC-ROC proporciona una medida más robusta y estable del poder discriminante del modelo, al evaluar su desempeño en todos los posibles umbrales de decisión.

Posteriormente, se evaluó el rendimiento espacial de los mapas de susceptibilidad mediante el cálculo del porcentaje de movimientos en masa observados en cada clase de susceptibilidad. A partir de esto, se generaron curvas de tasa de éxito, las cuales permiten analizar la correspondencia espacial entre las zonas clasificadas con mayor susceptibilidad y la distribución real de los eventos inventariados.

Todos los cálculos de AUC-ROC y la elaboración de las curvas fueron generadas mediante Python 3.12.

CAPÍTULO 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. FACTORES CONDICIONANTES

4.1.1. Elevación

La elevación se obtuvo a partir del MDE-T con valores que oscilan entre 323 y 2349 m s.n.m. Esta variable se reclasificó en cinco clases para su análisis (Figura 37). Cabe mencionar que dicho factor ha sido ampliamente utilizado en análisis de susceptibilidad a movimientos en masa (p. ej. Batar y Watanabe, 2021; Hussain et al., 2022).

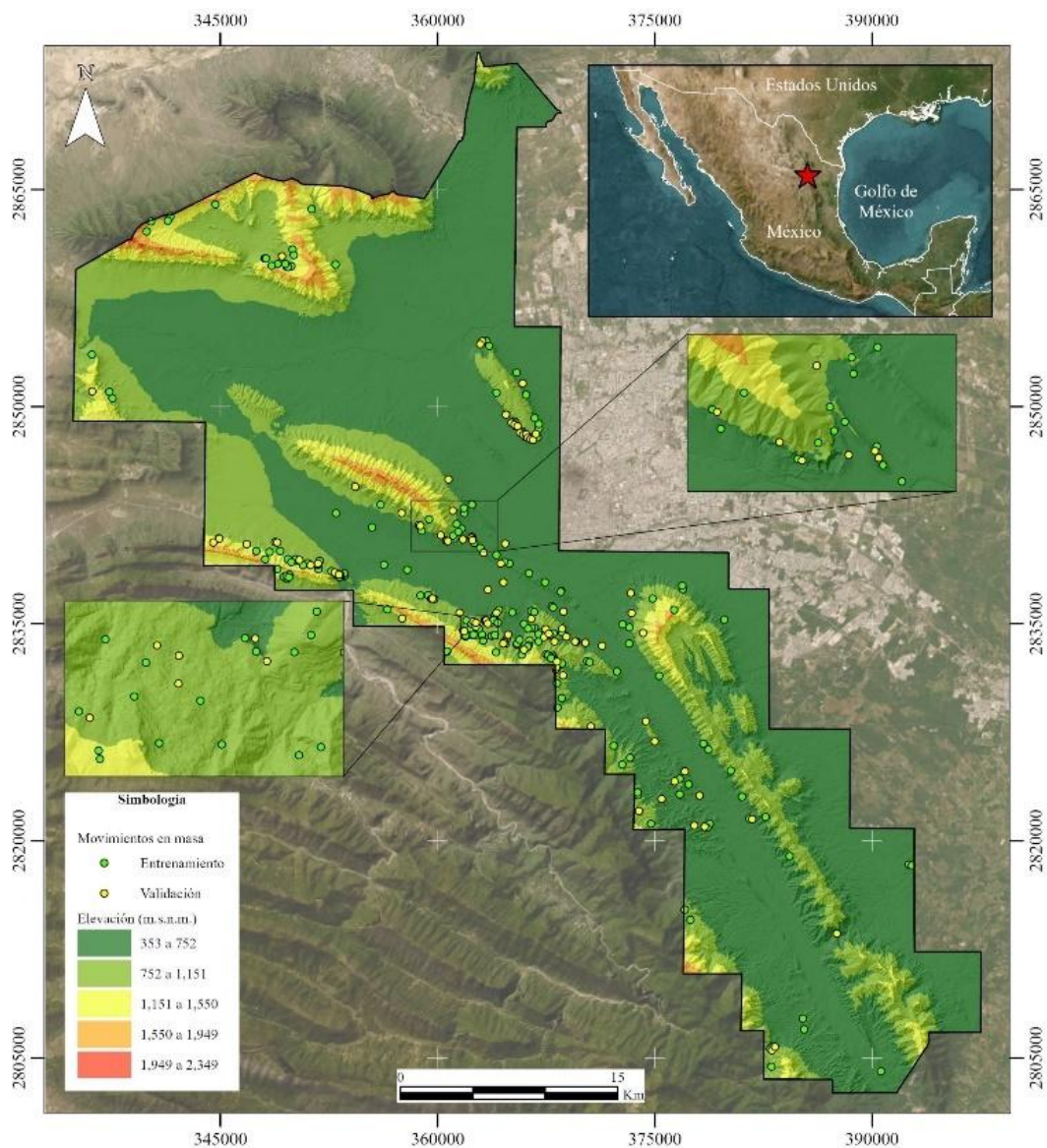


Figura 37. Mapa de elevación en el área de estudio.

4.1.2. Pendiente

La pendiente es uno de los principales factores en la ocurrencia de deslizamientos, particularmente en áreas con morfología montañosa compleja, como la ZMM. En este estudio, la pendiente fue derivada del MDE-T, registrando valores que oscilan entre $<15^\circ$ y 87° , los cuales se reclasificaron en cinco clases con un intervalo de 10° (Figura 38).

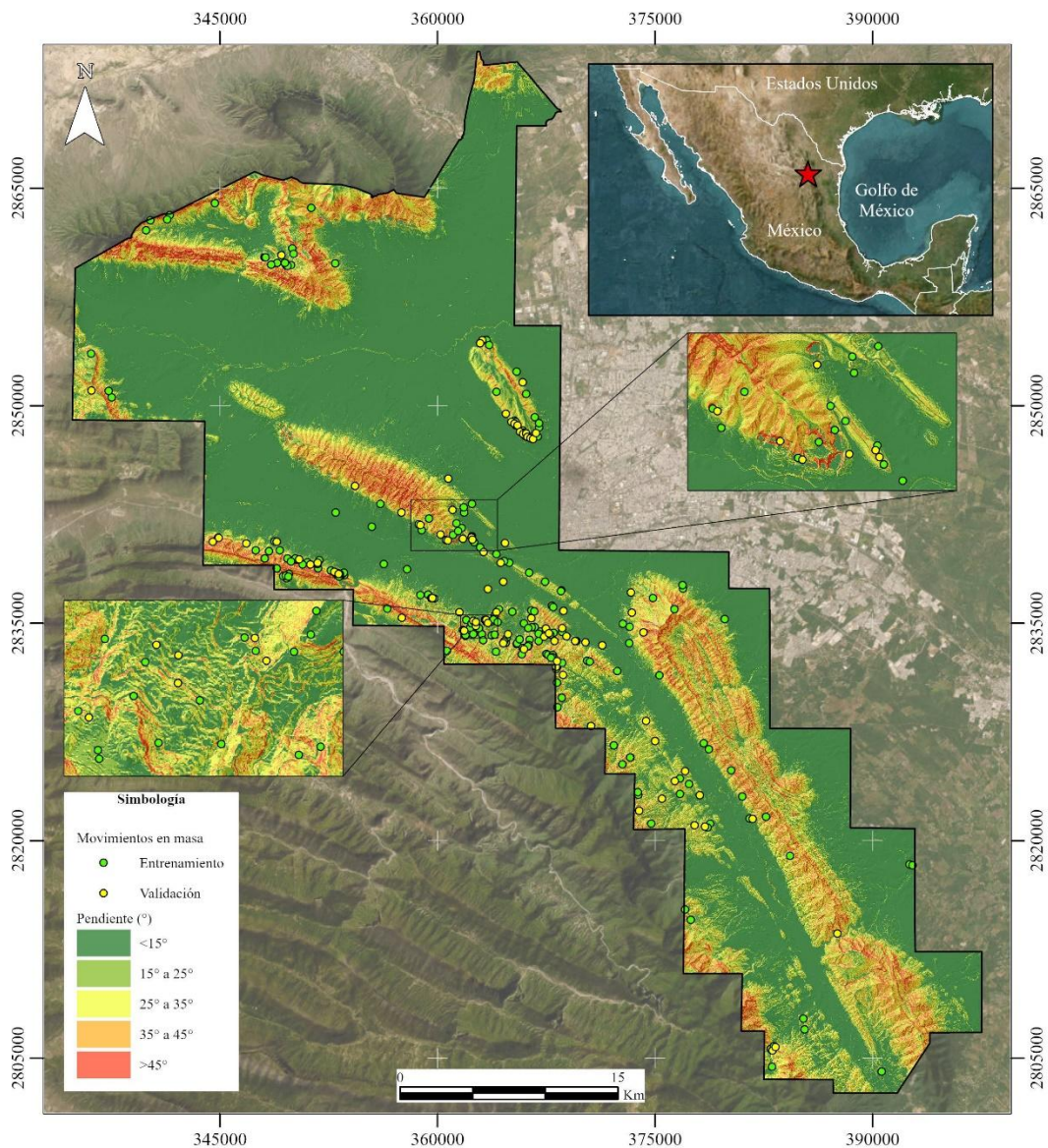


Figura 38. Mapa de la pendiente en el área de estudio.

4.1.3. Aspecto

El aspecto fue obtenido del MDE-T, el cual representa la orientación de la pendiente con respecto a las direcciones cardinales, que está expuesta a condiciones ambientales que pueden influir en la inestabilidad de los macizos rocosos (Qazi et al., 2023). Se reclasificó en nueve clases (Figura 39).

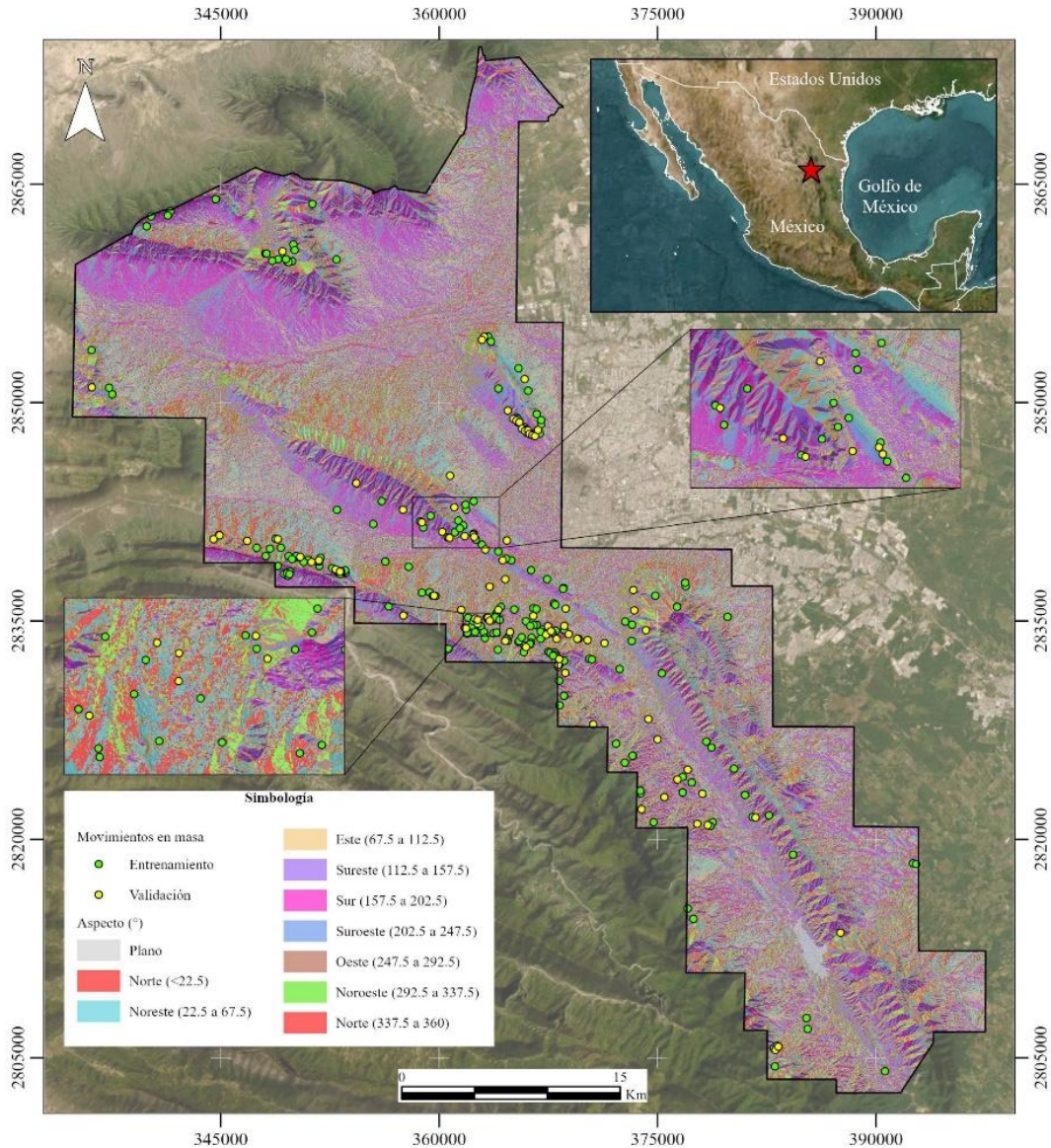


Figura 39. Mapa del aspecto de la pendiente en el área de estudio.

4.1.4. Curvatura planar y Curvatura de perfil

La curvatura describe la forma del relieve del terreno en dos aspectos: la curvatura planar y la curvatura de perfil. La curvatura planar corresponde a la curvatura del terreno que actúa de manera perpendicular a la dirección de máxima pendiente e indica la convergencia o divergencia del flujo sobre una superficie. Por otro lado, la curvatura de perfil se orienta paralelamente a la dirección de máxima pendiente y permite identificar procesos de aceleración (cuando la superficie es cóncava) o desaceleración (cuando es convexa) del flujo superficial.

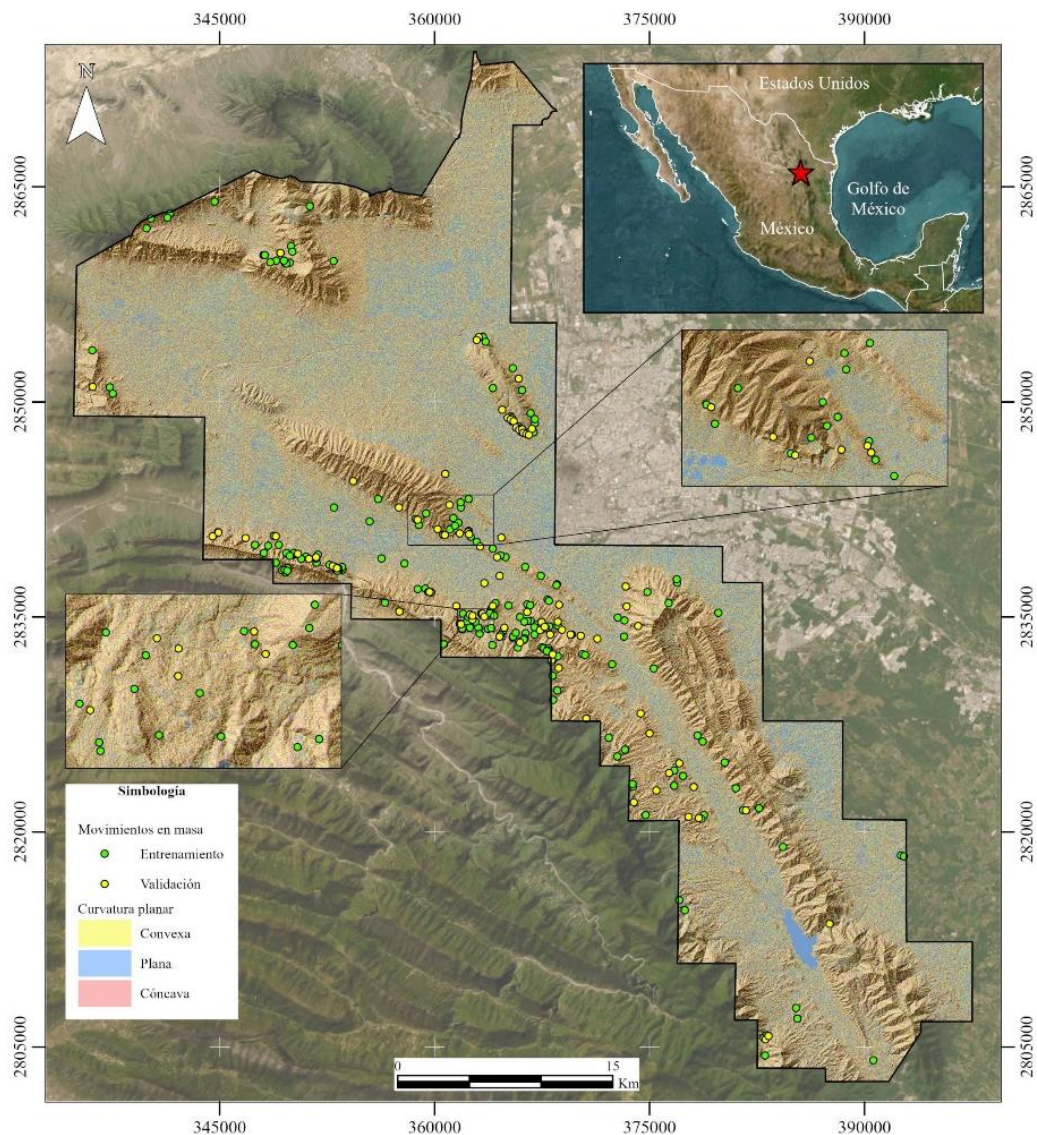


Figura 40. Mapa de la curvatura planar en el área de estudio.

En este sentido, la curvatura del terreno condiciona la dinámica del escurrimiento, la concentración de la escorrentía, así como los procesos de erosión y acumulación de materiales, aspectos determinantes en la ocurrencia de movimientos en masa (Achu et al., 2023).

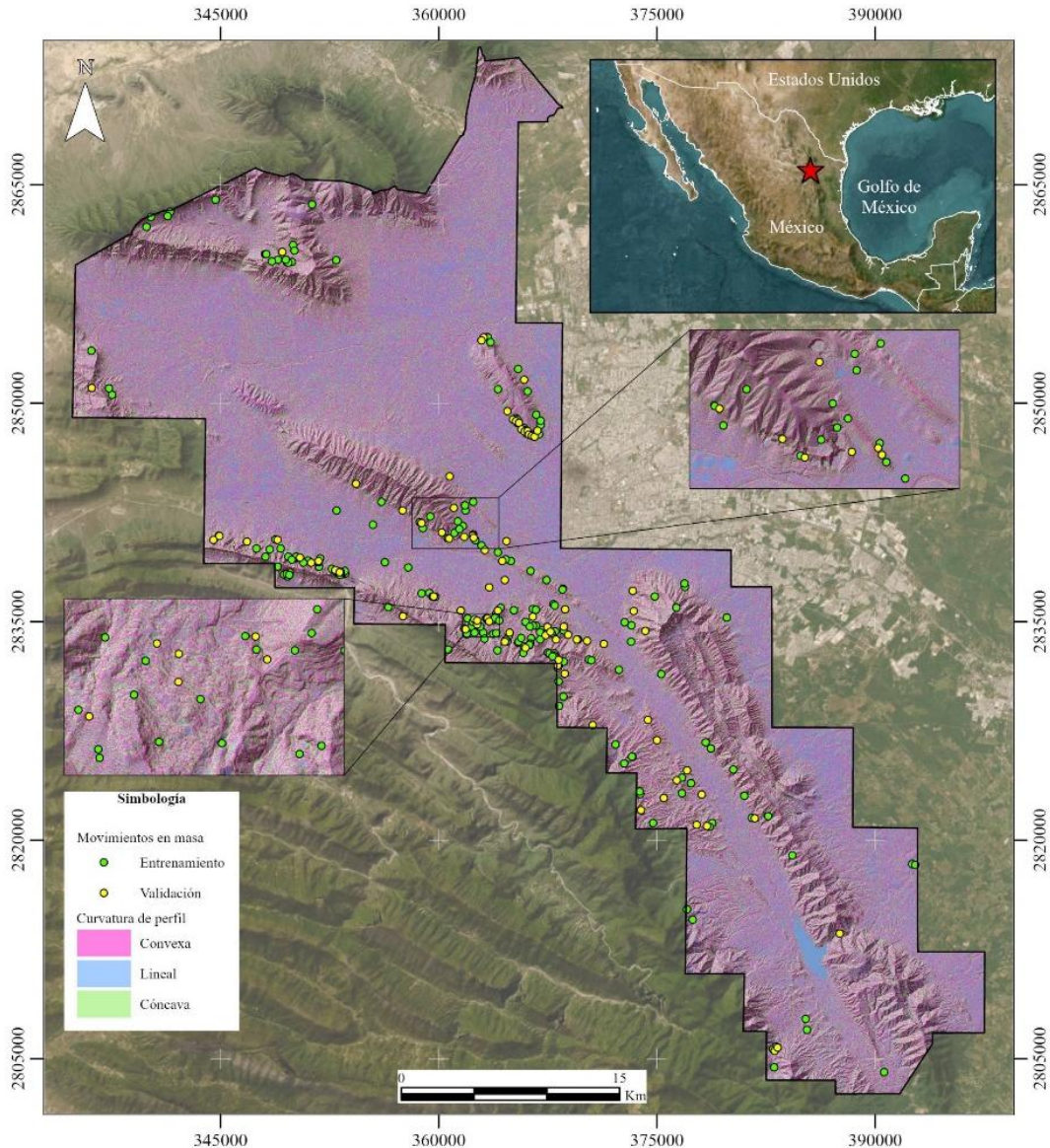


Figura 41. Mapa de la curvatura de perfil en el área de estudio.

Estos factores fueron obtenidos del MDE-T, donde se clasificó la curvatura planar en tres clases (Figura 40): cóncava, planar y convexa. De la misma manera, se realizó con la curvatura de perfil obteniendo las mismas clases (Figura 41).

4.1.5. Índice Topográfico de Humedad (TWI)

El TWI (*Topographic Wetness Index*) representa el potencial de acumulación de agua en función de la morfología del terreno y constituye un indicador indirecto de los procesos hidrológicos que influyen en la inestabilidad de los taludes (Karakas et al., 2023).

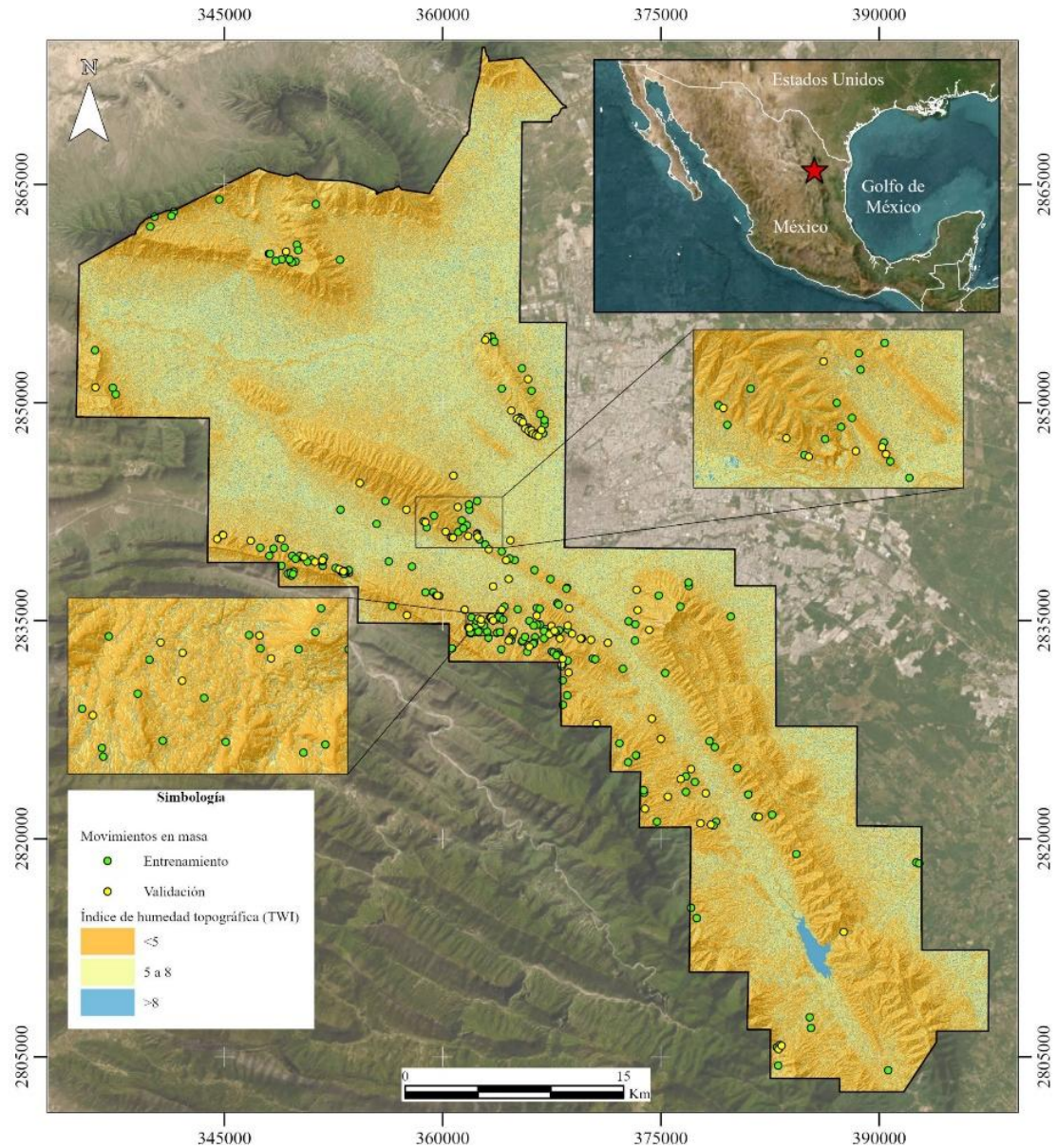


Figura 42. Mapa del TWI en el área de estudio.

Este índice se basa en la relación entre el área de contribución específica y la pendiente del terreno, expresando la tendencia del agua a concentrarse en

determinadas posiciones topográficas. El TWI se calcula generalmente mediante la expresión:

$$TWI = \ln \left(\frac{a}{\tan \beta} \right) \quad \text{Fórmula (3)}$$

Donde a representa el área de contribución específica (m^2/m) y β corresponde al ángulo de pendiente en radianes. Valores elevados de TWI indican zonas con mayor potencial de acumulación y saturación hídrica.

En esta investigación, el TWI fue derivado a partir del MDE-T, empleando herramientas de análisis hidrológico y morfométrico en *ArcGIS Pro* (Figura 42).

4.1.6. Litología

La litología es ampliamente reconocida como uno de los factores condicionantes más relevantes en la evaluación de la susceptibilidad a movimientos en masa, debido a que controla las propiedades geomecánicas como la resistencia al corte, la cohesión, la permeabilidad, el grado de fracturamiento y el comportamiento frente a la meteorización (Dornik et al., 2022; Basharat et al., 2023).

La zona de estudio se caracteriza por una secuencia diversa de rocas sedimentarias plegadas y cabalgadas, producto de la deformación compresiva asociada al cinturón orogénico de la SMO, generando cambios abruptos en la inclinación de los estratos, la competencia litológica y la densidad de las fracturas.

Para la presente investigación se elaboró un mapa litológico a partir de la vectorización y posterior rasterización de mapas geológicos a escala 1:50000, proporcionados por el Servicio Geológico Mexicano y el INEGI. La capa ráster resultante fue ajustada a la resolución espacial del análisis y reclasificada en nueve unidades litológicas con comportamiento geomecánico similar, basado en la metodología de Chapa-Guerrero (1993) (Arista-Cázares et al., 2022): depósitos cuaternarios, arenisca-esquisto, esquisto-marga, esquisto-caliza, caliza-esquisto, caliza-dolomita, esquisto-arenisca y yeso-caliza (Figura 43).

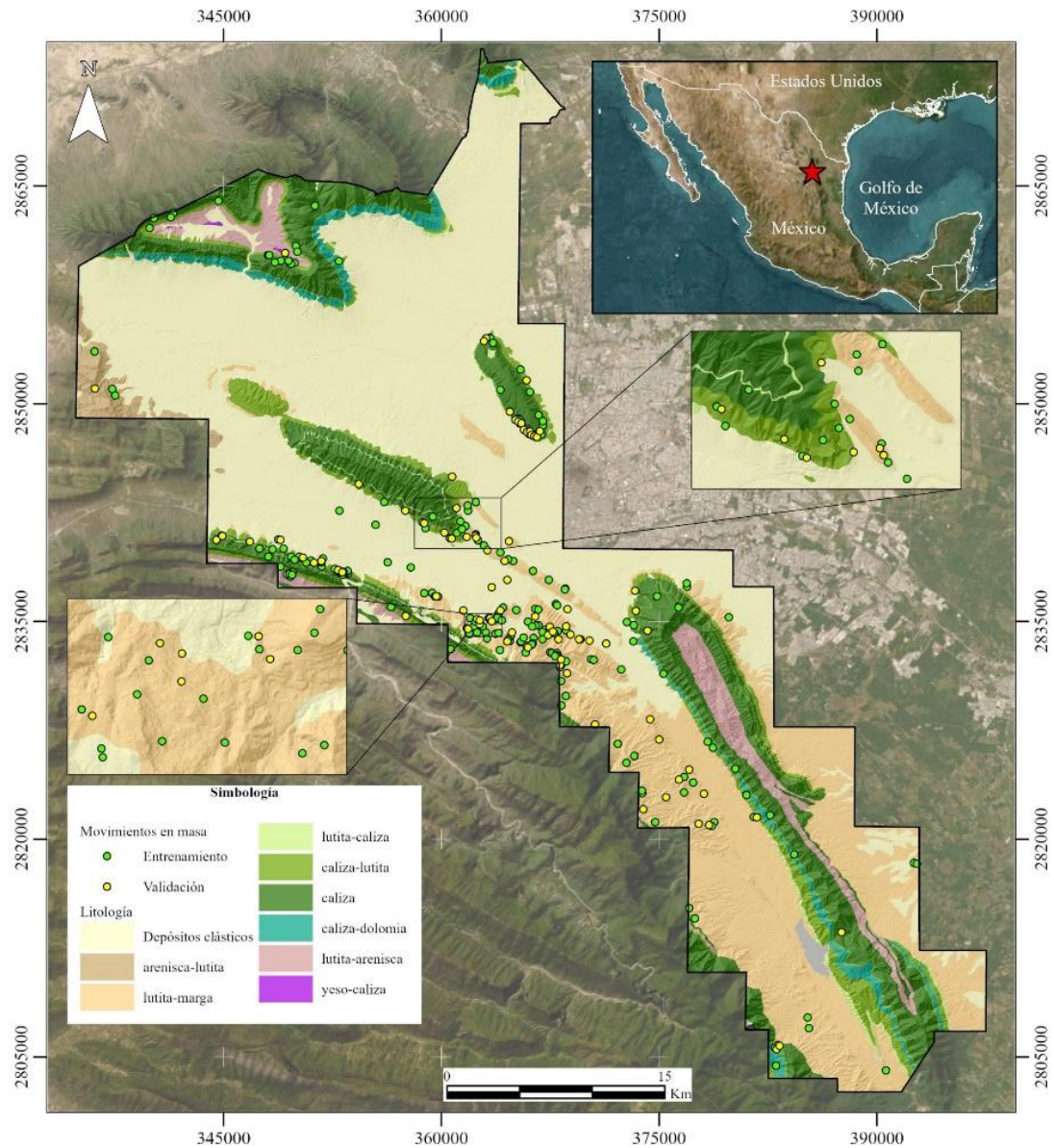


Figura 43. Mapa de la litología en el área de estudio.

4.1.7. Distancia a lineamientos estructurales

La proximidad a lineamientos estructurales considera la presencia de fracturas y fallas que pueden actuar como planos de debilidad mecánica dentro del macizo rocoso. Estas discontinuidades facilitan la infiltración de agua, incrementan el grado de alteración y reducen la resistencia al corte del material.

Para la cuantificación este factor, los lineamientos estructurales fueron digitalizados a partir de las cartas geológicas-estructurales del SGM y del INEGI, descritas previamente. Posteriormente, mediante la herramienta Distancia euclidiana en *ArcGIS Pro*, se calculó la distancia desde cada celda ráster hasta el lineamiento estructural más próximo. Finalmente, la superficie continua obtenida fue reclasificada en cinco intervalos de distancia (Figura 44).

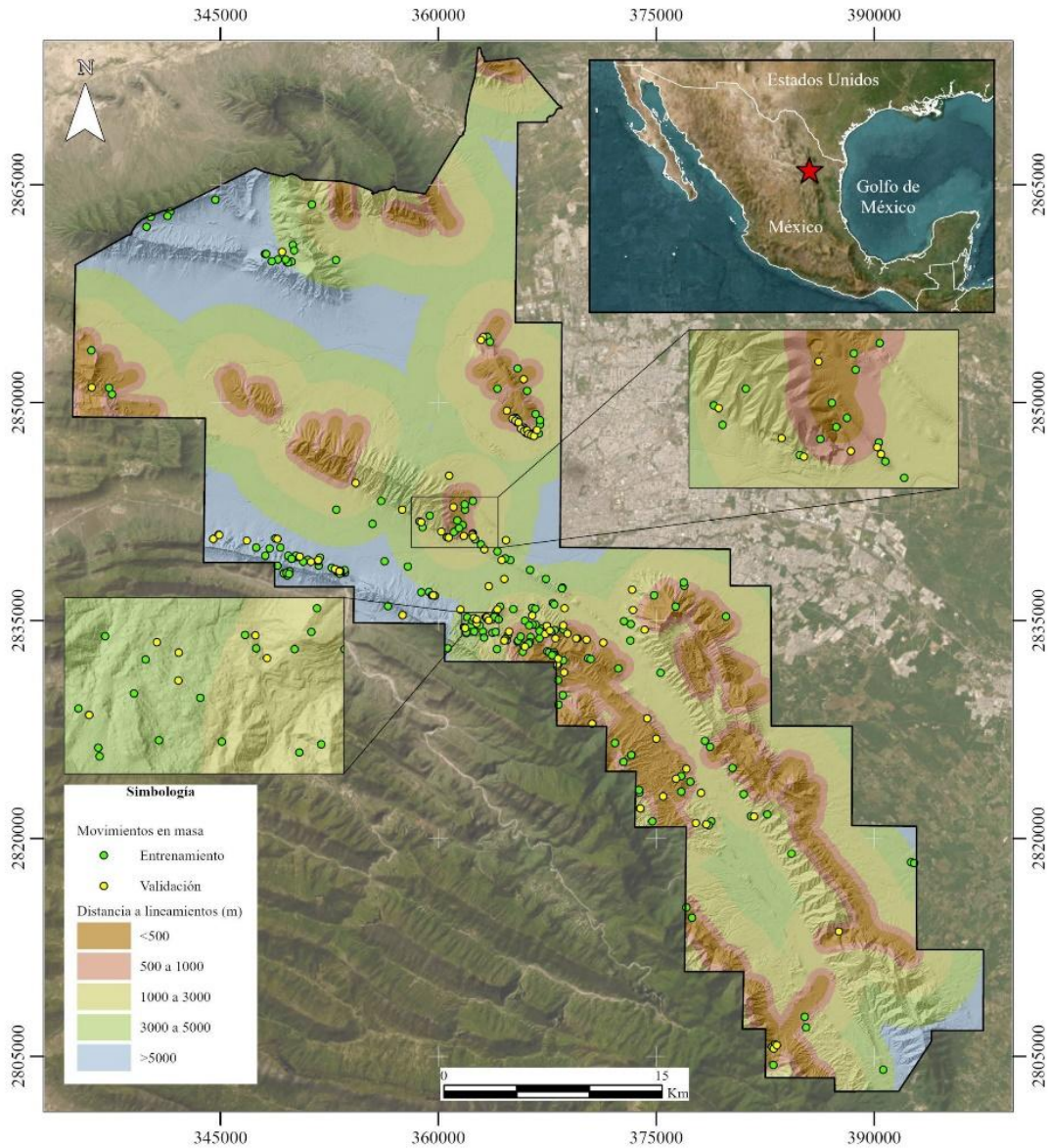


Figura 44. Mapa de los lineamientos estructurales en el área de estudio.

4.1.8. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

El NDVI representa la dinámica de la vegetación y las condiciones de la superficie y se ha utilizado ampliamente como factor condicionante en las evaluaciones de susceptibilidad a los deslizamientos de tierra (por ejemplo, Zhou et al., 2021).

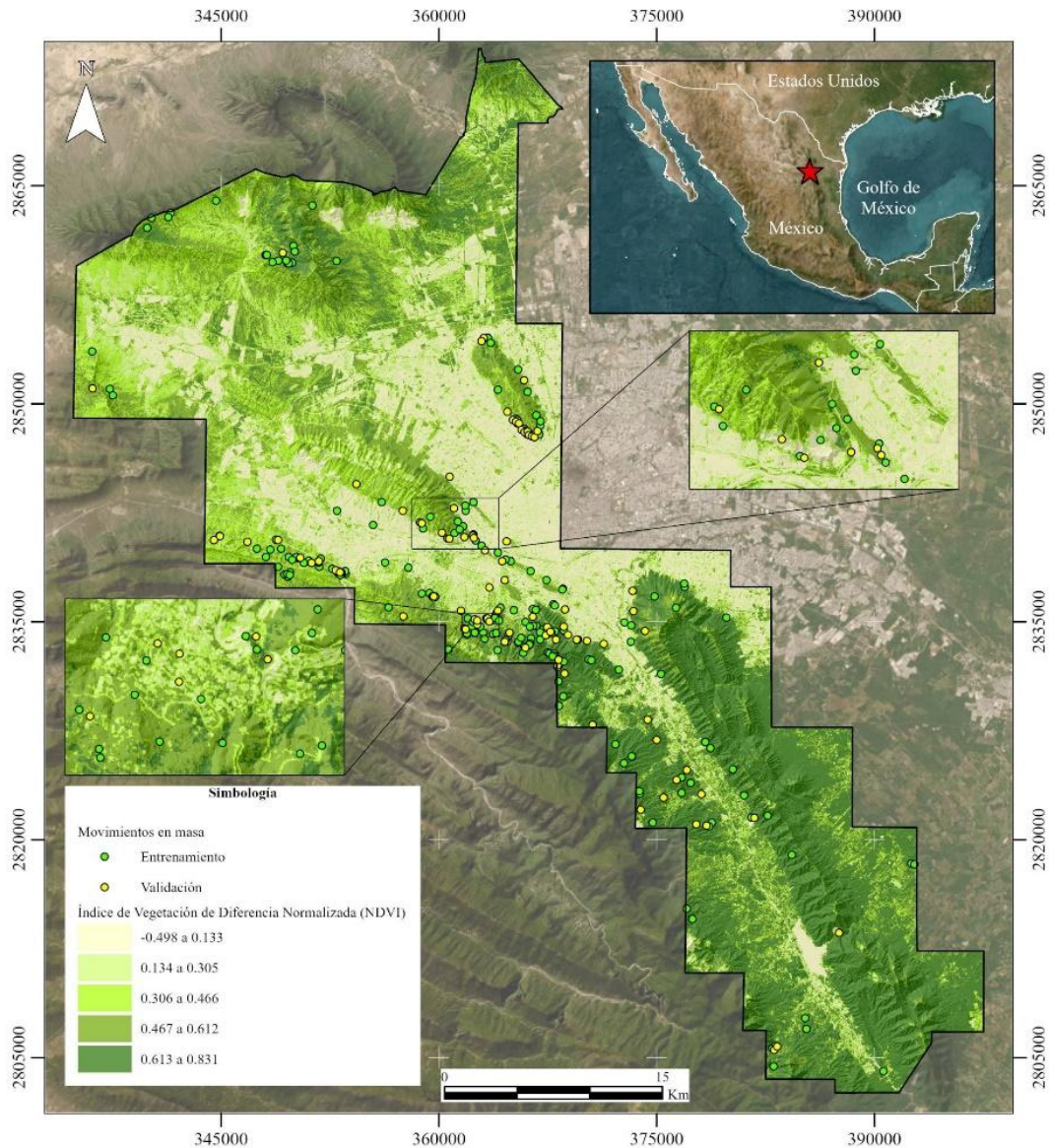


Figura 45. Mapa del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada en el área de estudio.

La vegetación influye en la estabilidad de los taludes al mejorar la cohesión del suelo a través de los sistemas de raíces y reducir la escorrentía superficial. Los

valores de NDVI oscilan entre -1 y +1, donde los valores positivos indican la presencia de vegetación, mientras que los valores negativos corresponden a suelos desnudos, áreas urbanas o cuerpos de agua. En este estudio, el NDVI se calculó a partir de una imagen multispectral de Sentinel-2A en GEE con una resolución espacial de 10 m mediante la siguiente ecuación:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{IR} - \text{R}}{\text{IR} + \text{R}} \quad \text{Fórmula (3)}$$

Donde IR es el infrarrojo y R son las bandas rojas del espectro electromagnético. En este estudio, el NDVI varía de -0,5 a 0,83, y se reclasificó en cinco clases (Figura 45).

4.1.9. Uso/cobertura del suelo

El tipo de cobertura del suelo está influenciado tanto por el clima como por las actividades humanas, lo que puede contribuir a la ocurrencia de deslizamientos de tierra (Chen et al., 2019; Pacheco-Quevedo et al., 2023).

Esta capa se obtuvo a partir de una imagen Sentinel-2A mediante una clasificación supervisada por el algoritmo RF en GEE, usando un muestro aleatorio estratificado e índices NDVI y SAVI (Índice de Vegetación Ajustado al Suelo), este último con mejor desempeño para diferenciar la vegetación con respecto al suelo (por ejemplo, Illán-Fernández et al., 2024; Rodríguez González et al., 2024). Se seleccionaron un total de 378 puntos de muestra, con un 80% asignado a la formación y un 20% a la validación.

La clasificación final clasificó la cobertura del suelo en seis clases: agua, suelo, áreas construidas, vegetación densa, vegetación media y vegetación escasa (Figura 46). El modelo logró una precisión general del 89,65% y un coeficiente Kappa de 0,87, como lo indica la matriz de confusión. A continuación, el mapa de clasificación resultante se exportó e integró en *ArcGIS Pro*, donde se volvió a muestrear de 10 a 5 m utilizando el método del vecino más cercano para garantizar la compatibilidad espacial con los otros factores condicionantes derivados del MDE-T basado en LiDAR de 5 m.

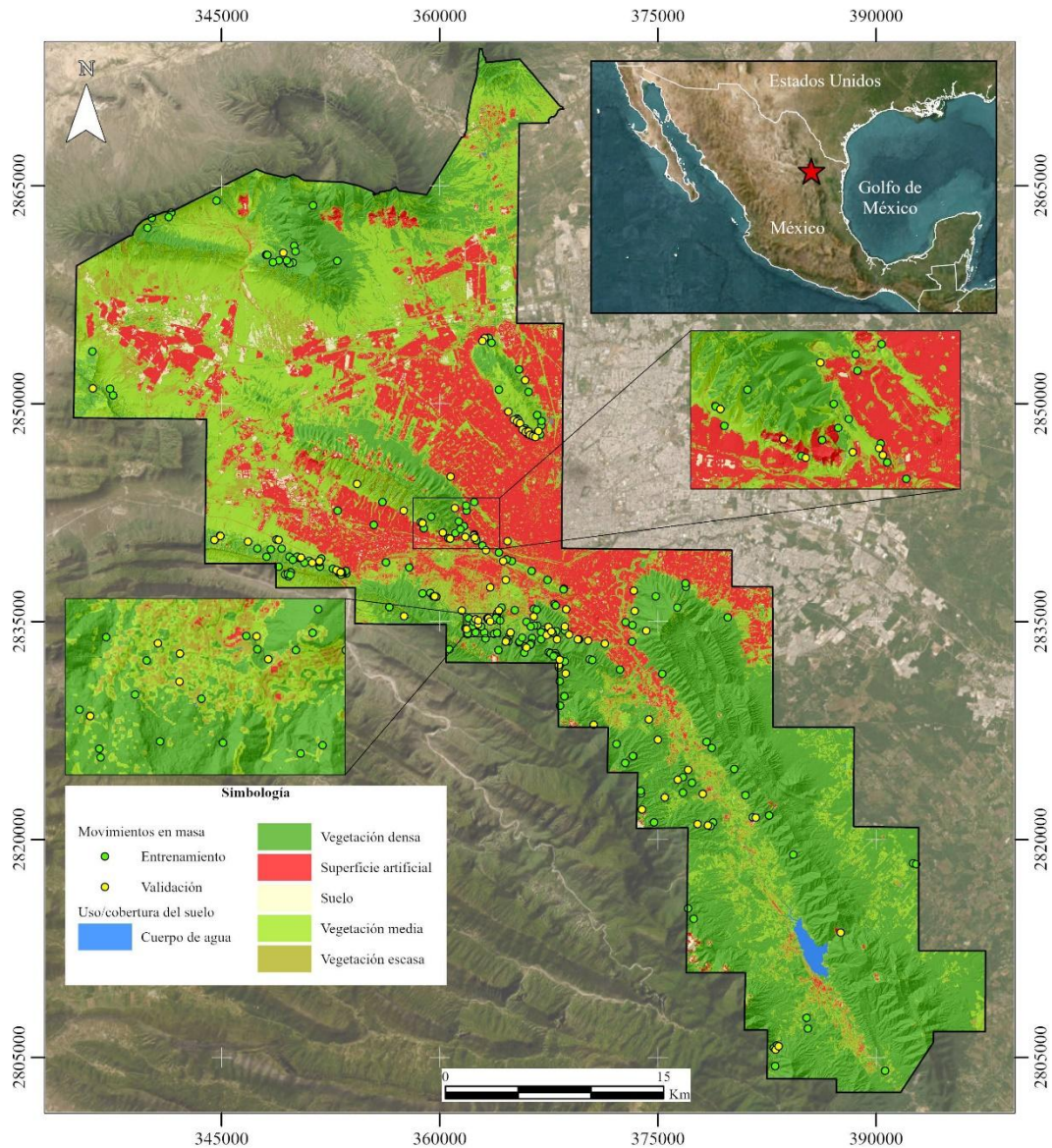


Figura 46. Mapa del uso/cobertura del suelo en el área de estudio.

4.1.10. Distancia a corrientes de agua

La distancia a corrientes de agua fue derivada a partir de la capa de entrada de corrientes de agua proporcionada por el INEGI en sus cartas topográficas a escala 1:50 000. Para la obtención de los valores de este factor se aplicó la herramienta de distancia euclidiana en *ArcGIS Pro*. Con ello se clasificó en cinco clases según la distancia (metros) (Figura 47): <300, 300-1,000, 1,000-2,000, 2,000-3,000 y >3,000.

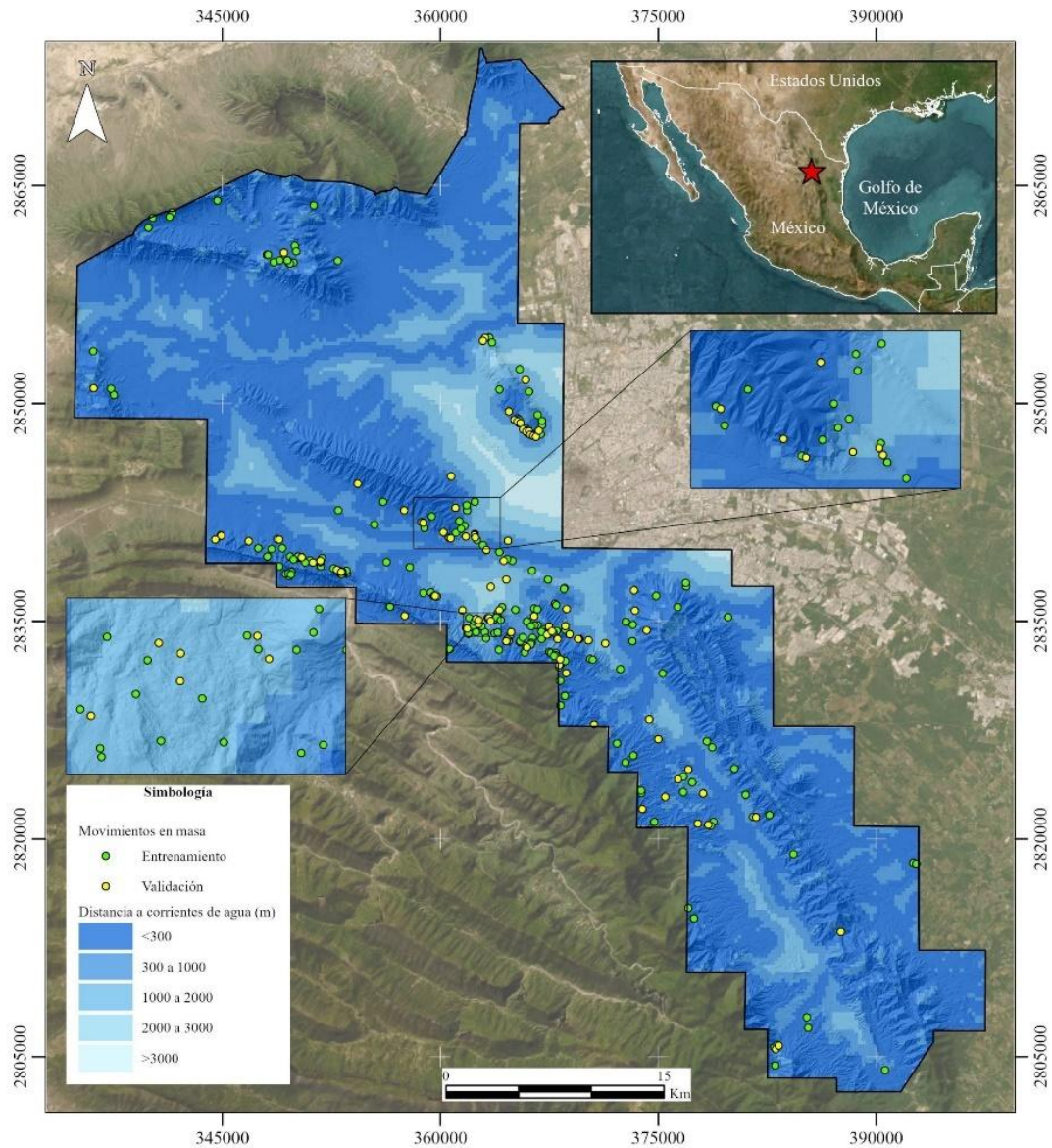


Figura 47. Mapa de la distancia a corrientes de agua en el área de estudio.

4.1.11. Distancia a vialidades

De igual manera, la distancia a vialidades fue derivada a partir de la capa de entrada de vialidades proporcionada por el INEGI en sus cartas topográficas a escala 1:50 000. Para la obtención de los valores de este factor se aplicó la herramienta de distancia euclidiana en *ArcGIS Pro*. Con ello se clasificó en cinco

clases según la distancia (metros) (Figura 48): <500, 500-2,000, 2,000-4,000, 4,000-6,000 y >6,000.

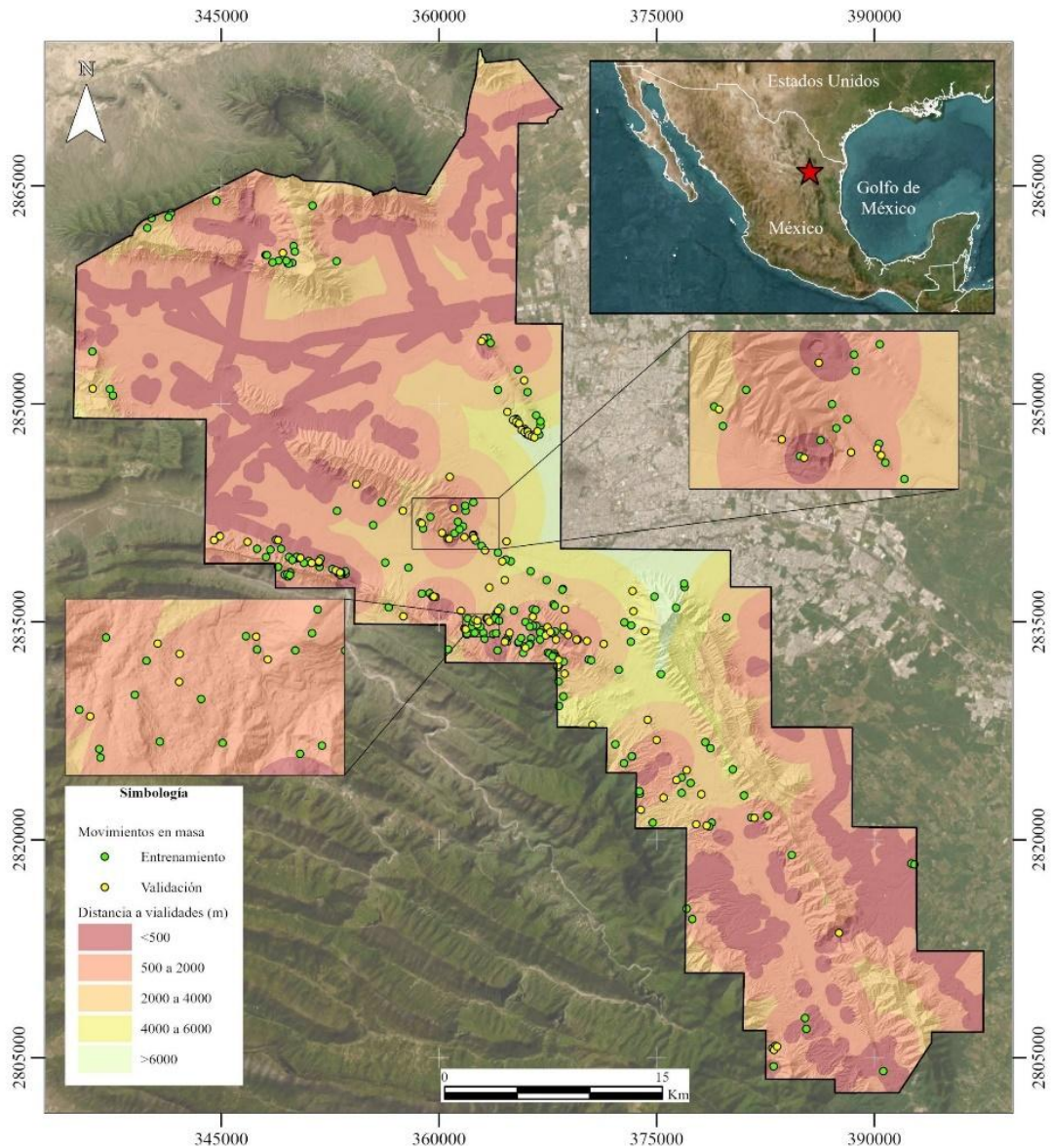


Figura 48. Mapa de la distancia a vialidades en el área de estudio.

4.2. INVENTARIO DE MOVIMIENTOS EN MASA

El inventario fue compilado a partir de múltiples fuentes, incluidos: (i) registros oficiales del INEGI disponibles en la plataforma del Mapa Digital de México V6 1 (<https://gaia.inegi.org.mx/mdm6/>); (ii) informes técnicos municipales, (iii) artículos

de prensa, (iv) fotointerpretación de imágenes satelitales multitemporales mediante GEE (Figura 49); y (v) verificación y levantamiento de información durante visitas de campo.

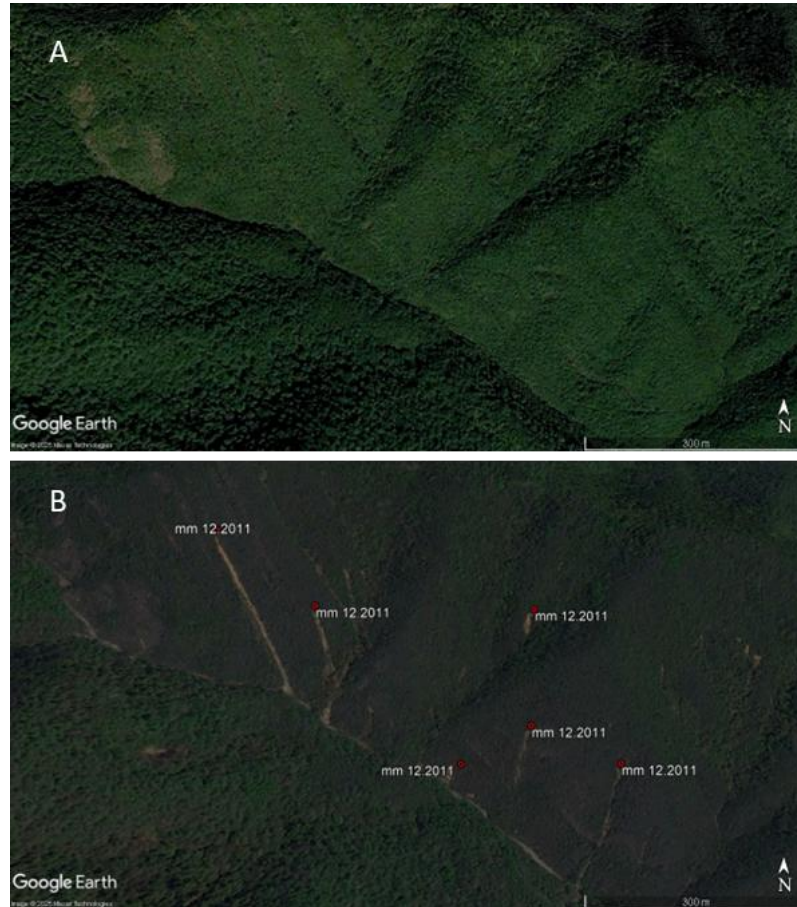


Figura 49. Fotointerpretación de movimientos en masa a base de imágenes multitemporales donde se muestra la condición morfológica del relieve montañoso antes (A) y después (B) de la ocurrencia de movimientos en masa, donde se muestran huellas de deslizamiento, cerca de la colonia Miguel Hidalgo en el municipio de San Pedro Garza García. Adquisición de las imágenes por Google Earth Pro.

A partir de este proceso se identificaron un total de 292 movimientos en masa en el área de estudio (Figura 50). Cada evento fue digitalizado como entidad puntual, representando el punto central o zona de mayor afectación del evento. Posteriormente, las entidades vectoriales fueron convertidas a formato ráster en el entorno de *ArcGIS Pro*, ajustándose a la resolución espacial definida para el análisis.

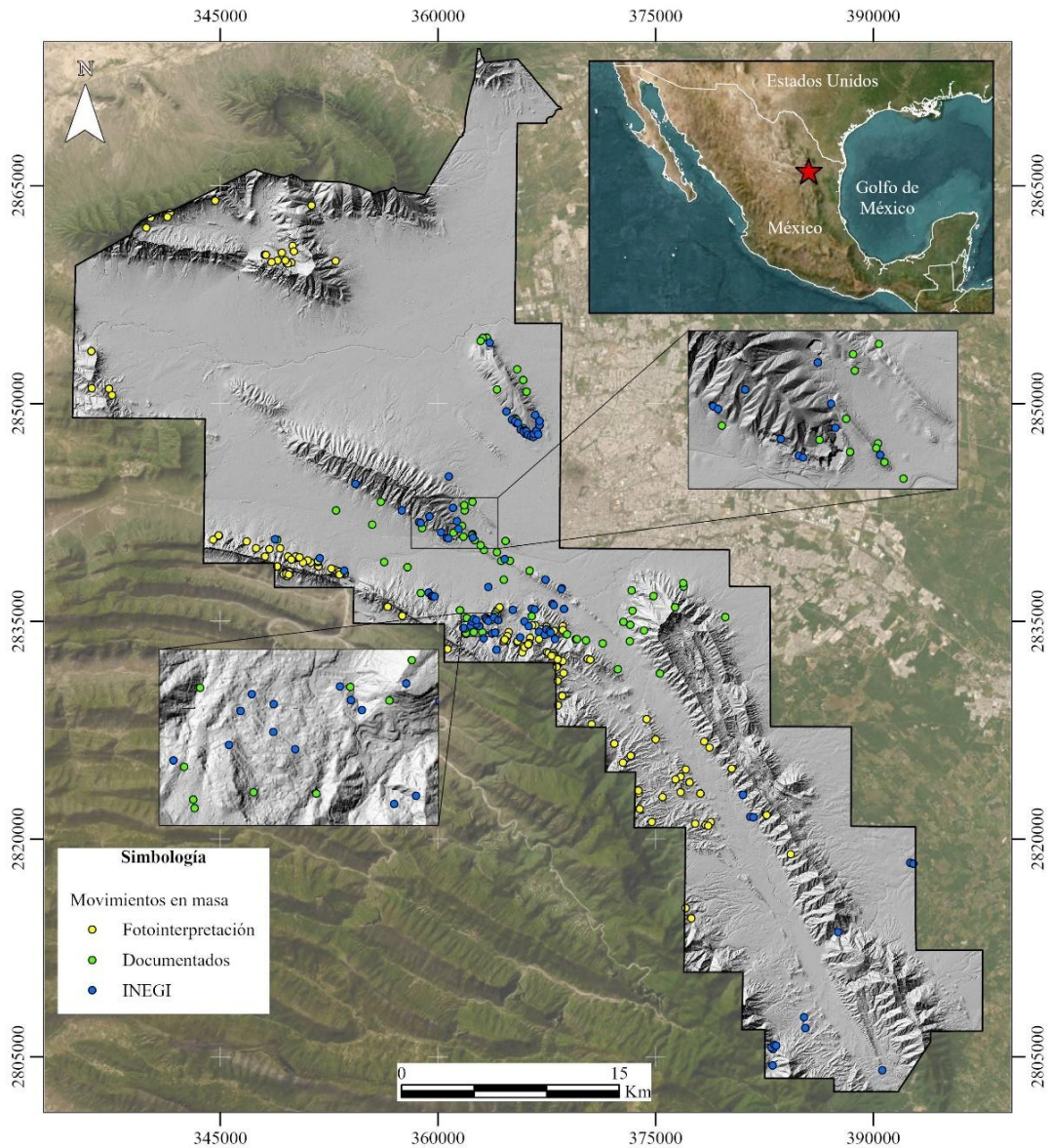


Figura 50. Mapa del inventario de movimientos en masa en el área de estudio.

Adicionalmente, se calculó la densidad espacial de los movimientos en masa (Figura 51), mediante una malla regular en *ArcGIS Pro*, donde el número de eventos por celda fue normalizado por el área de cada celda, expresando los resultados en unidades de n/km^2 , donde se obtuvo una densidad máxima puntual de 8-11 eventos por km^2 , en el anticlinal Los Muertos y el Cerro del Topo Chico.

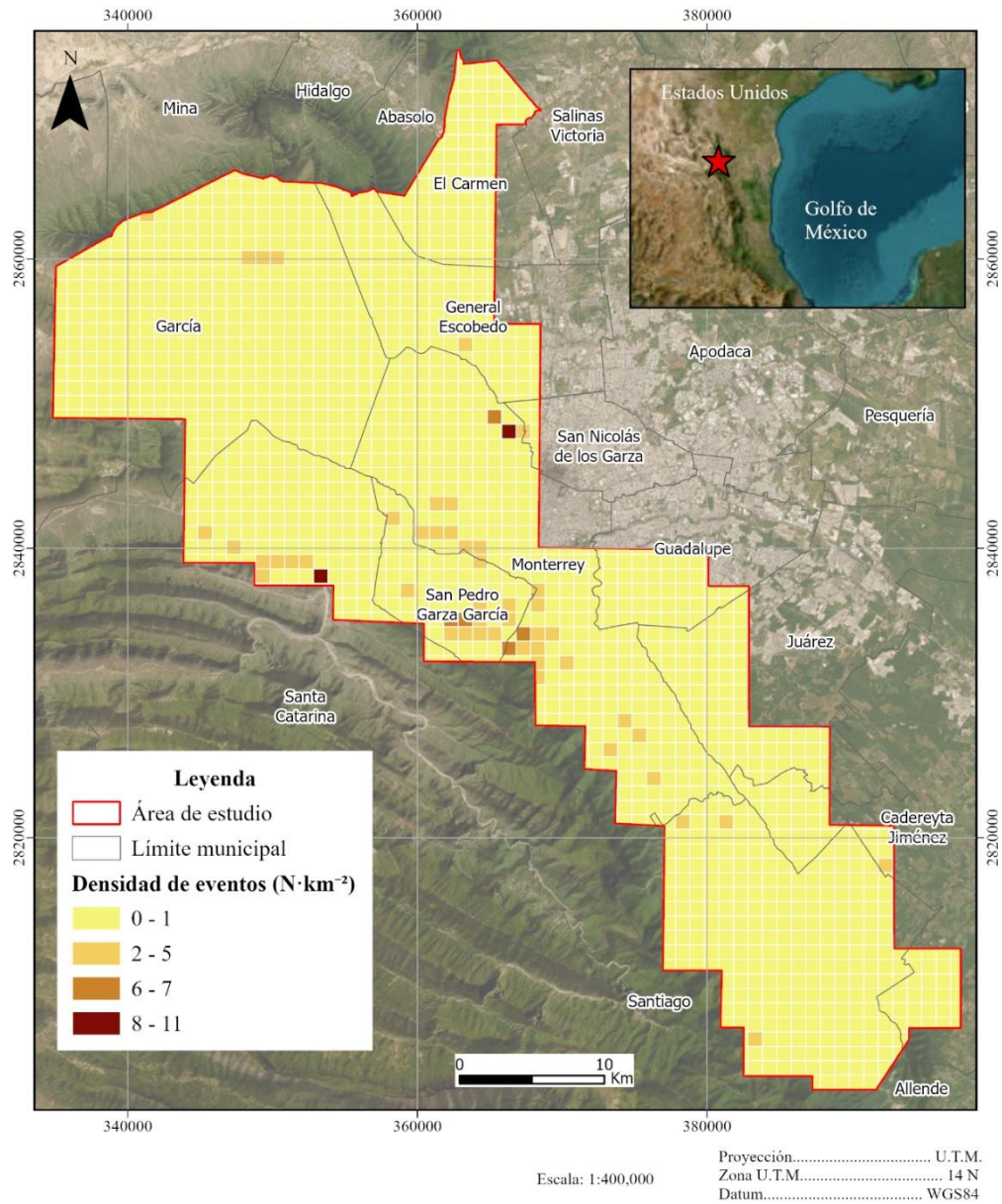


Figura 51. Mapa de densidad a movimientos en masa en el área de estudio.

4.3. ANÁLISIS POR WOE

Los valores obtenidos de la ponderación de cada clase por factor condicionante se presentan en la Tabla 2. El índice de susceptibilidad a movimientos en masa resultante oscila entre $-14,29$ y $10,76$ y se reclasificó utilizando el método *Natural Breaks* en cinco clases de susceptibilidad: muy baja, baja, moderada, alta y muy alta (Figura 52 y Tabla 3).

El análisis de las ponderaciones de las clases determina que la pendiente es el factor que más influye en la ocurrencia de eventos, con valores de contraste en las clases 35-45° (C = 1,860), >45° (C = 1,534) y 25-35° (C = 1,380). Estos resultados coinciden con los reportados por Aslam et al. (2022) y Al-kordi et al. (2025), quienes señalan que los deslizamientos tienden a concentrarse en intervalos de pendiente intermedios a altos, donde la energía potencial gravitatoria es suficiente para superar la resistencia al corte de los materiales.

En términos de litología, la caliza-pizarra (C = 1,757) y caliza (C = 1,513) muestran la asociación positiva más fuerte con la ocurrencia de deslizamientos. Este comportamiento puede atribuirse a la presencia de planos de estratificación inclinados, intercalaciones de materiales con diferentes resistencias y procesos de disolución en la caliza, que generan áreas de debilidad. Además, la alternancia de caliza y pizarra también favorece la infiltración y acumulación de agua, lo que reduce la cohesión del material (Do et al., 2022).

La distancia a los lineamientos (<500 m; C = 1,085) muestra la influencia de las fracturas y fallas como áreas de debilidad preferencial para el desarrollo de movimientos en masa, un patrón documentado en diversos contextos geológicos.

El análisis altitudinal indica que el intervalo de 752-1151 m (C = 1,546) es el más susceptible, lo que podría explicarse por su coincidencia con las zonas de media ladera y estribaciones, donde convergen las pendientes pronunciadas, la presencia de carreteras y una mayor ocupación humana, factores que aumentan la presión sobre la estabilidad del terreno.

En cuanto a la orientación, la clase sur (C = 0,382) afecta a la activación de los deslizamientos. En cuanto a la curvatura del perfil y la curvatura plana, los valores más altos son convexos (C = 0,773) y cóncavos (C = 0,420), respectivamente.

Los valores de TWI <5 (C = 1,061) sugieren que los deslizamientos se concentran en zonas con menor acumulación de flujo superficial, posiblemente relacionadas con laderas convexas o interfluvios, donde la infiltración es más eficaz y puede favorecer el aumento de las presiones intersticiales en profundidad.

Tabla 2. Valores de la ponderación de las clases de factores condicionales por clase en función de los movimientos en masa mediante el método de WoE. NA: no aplica.

Parámetro	Clase	Área (km ²)	Número de deslizamientos	W+	W-	C
Elevación (m)	353 - 752	939.85	71	-0.724	0.838	-1.563
	752 - 1151	346.65	109	1.001	-0.546	1.546
	1151 - 1550	98.03	22	0.540	-0.049	0.589
	1550 - 1949	28.04	2	-0.786	0.012	-0.798
	1949 - 2349	0.68	0	NA	NA	NA
Aspecto (°)	Plano	3.57	0	NA	NA	NA
	Norte	111.93	20	0.255	-0.024	0.279
	Noreste	260.4	39	0.044	-0.010	0.054
	Este	228.38	25	-0.316	0.053	-0.369
	Sureste	179.03	24	-0.085	0.012	-0.097
	Sur	179.34	34	0.328	-0.054	0.382
	Suroeste	143.68	25	0.223	-0.028	0.250
	Oeste	106.11	17	0.124	-0.011	0.134
Pendiente (°)	Noroeste	113.68	9	-0.673	0.045	-0.719
	Norte	85.88	11	-0.138	0.008	-0.146
	<15	905.91	38	-1.348	1.057	-2.405
	15 a 25	140.32	21	0.043	-0.005	0.048
	25 a 35	161.16	56	1.150	-0.230	1.380
Curvatura planar	35 a 45	141.7	63	1.558	-0.302	1.860
	>45	62.96	26	1.429	-0.105	1.534
	Cóncava	656.61	113	0.209	-0.211	0.420
	Planar	315.33	15	-1.217	0.209	-1.425
Curvatura de perfil	Convexa	444.56	76	0.201	-0.103	0.304
	Cóncava	771.76	91	-0.232	0.236	-0.468
	Planar	202.66	18	-0.548	0.073	-0.621
Litología	Convexa	442.08	95	0.485	-0.289	0.773
	Depósitos clásticos	689.21	19	-1.783	0.709	-2.492
	Arenisca-lutita	19.54	3	0.073	-0.001	0.074
	Caliza	320.31	102	1.019	-0.494	1.513
	Caliza-dolomía	9.62	0	NA	NA	NA
	Caliza-lutita	76.77	35	1.603	-0.153	1.757
	Lutita-arenisca	206.89	34	0.154	-0.028	0.182
	Lutita-caliza	34.82	4	-0.262	0.006	-0.268
Distancia a lineamientos estructurales (m)	Lutita-marga	51.11	7	-0.061	0.002	-0.063
	Yeso-caliza	0.49	0	NA	NA	NA
	<500	189.18	55	0.888	-0.197	1.085
	500 a 1000	155.42	26	0.175	-0.023	0.199
	1000 a 3000	494.38	51	-0.382	0.169	-0.551
NDVI	3000 a 5000	343.52	26	-0.722	0.168	-0.890
	>5000	230.65	46	0.390	-0.090	0.480
	-0.5 a -0.13	242.15	16	-0.868	0.125	-0.994
	0.13 a 0.30	167.35	21	-0.161	0.020	-0.182
	0.30 a 0.47	240.17	51	0.469	-0.118	0.587
	0.47 a 0.61	322.8	58	0.262	-0.088	0.349
	0.61 a 0.83	440.7	58	-0.107	0.046	-0.152
Uso/cobertura del suelo	Cuerpo de agua	5.55	0	NA	NA	NA
	Vegetación densa	583.83	102	0.228	-0.185	0.413
	Superficies artificiales	271.8	18	-0.866	0.143	-1.009
	Suelo	23.69	0	NA	NA	NA
	Vegetación media	373.76	63	0.184	-0.073	0.257
TWI	Vegetación escasa	155.13	21	-0.074	0.009	-0.083
	<5	701.08	145	0.436	-0.625	1.061
	5 a 8	590.56	51	-0.579	0.303	-0.881
Distancia a corrientes de agua (m)	>8	123.62	8	-0.891	0.060	-0.951
	<300	916.08	120	-0.112	0.185	-0.297
	300 a 1000	314.91	64	0.414	-0.144	0.558
	1000 a 2000	130.07	20	0.075	-0.008	0.083
	2000 a 3000	40.91	0	NA	NA	NA
Distancia a vialidades (m)	>3000	12.78	0	NA	NA	NA
	<500	362.99	27	-0.741	0.183	-0.924
	500 a 2000	607.91	113	0.303	-0.281	0.585
	2000 a 4000	301.84	41	-0.070	0.018	-0.089
	4000 a 6000	106.22	16	0.051	-0.004	0.055
	>6000	34.21	7	0.423	-0.012	0.435

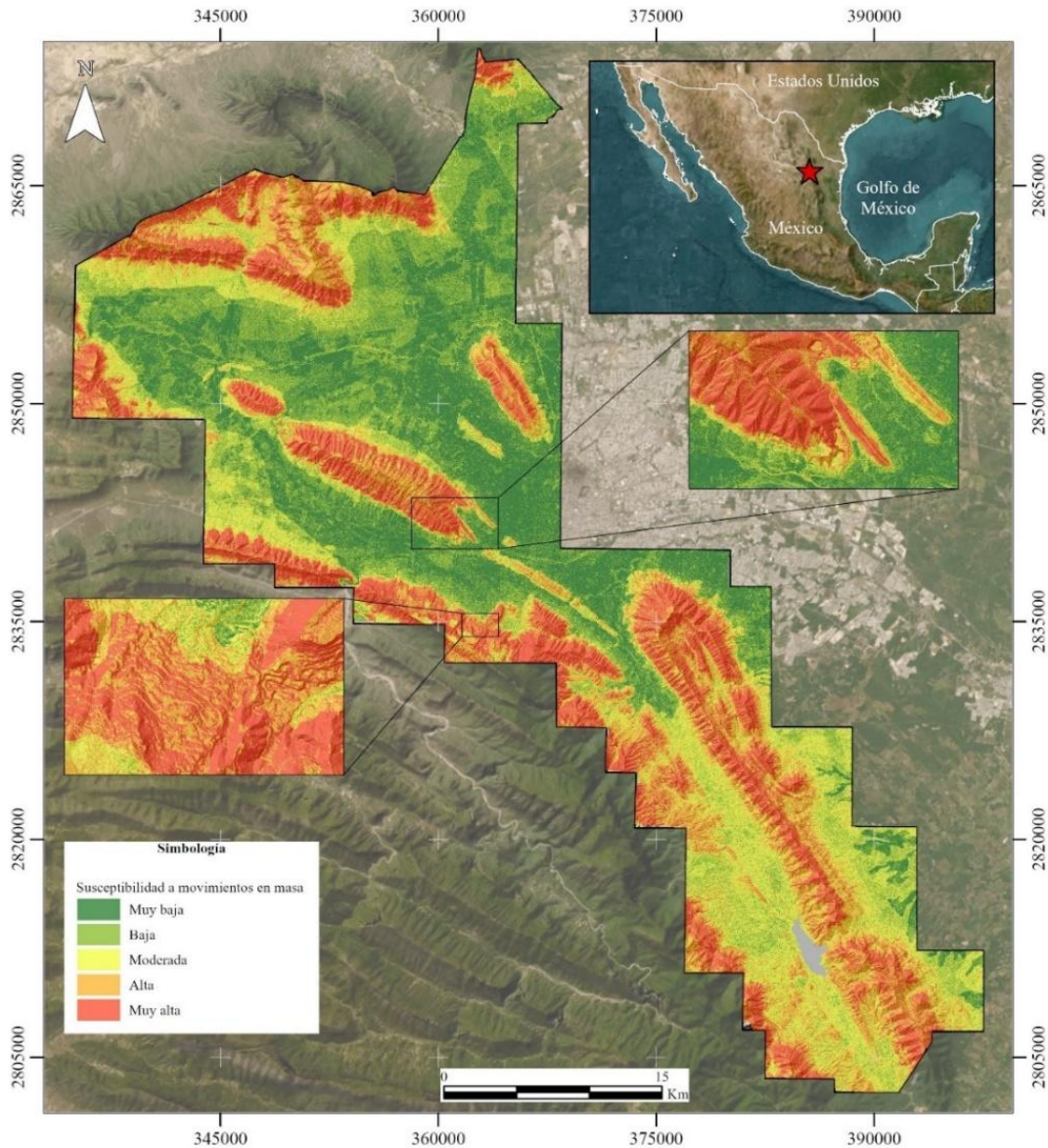


Figura 52. Mapa susceptibilidad a movimientos en masa mediante el método WoE.

En cuanto al tipo de cobertura del suelo, las áreas de vegetación densa ($C = 0.413$) y vegetación media ($C = 0.257$) muestran asociaciones positivas moderadas. Aunque la vegetación suele estabilizar el terreno, en este caso, podría reflejar la distribución espacial de los deslizamientos en áreas de laderas cubiertas por denso bosque o matorral, donde la topografía y la litología ya los predisponen a la inestabilidad, y donde los eventos de precipitación intensa

pueden superar el efecto estabilizador de las raíces (Pacheco-Quevedo et al., 2023).

Finalmente, las distancias a los arroyos (300-1000 m; $C = 0,558$) y carreteras (500-2000 m; $C = 0,585$) refuerzan los factores hidrológicos y la influencia de los factores antropogénicos como moduladores del riesgo. Los arroyos contribuyen al socavamiento basal y la erosión lateral, reduciendo la estabilidad de las laderas adyacentes, mientras que las carreteras pueden generar cortes de taludes y concentraciones de escorrentía.

Tabla 3. Porcentaje de superficie ocupada por zonas de susceptibilidad mediante el método WoE.

Susceptibilidad	Área (Km ²)	Porcentaje	Número de deslizamientos
Muy baja	296.31	21.02	7
Baja	329.17	23.35	18
Moderada	269.61	19.13	32
Alta	257.77	18.29	64
Muy alta	256.67	18.21	171

Adicionalmente, los resultados del modelo WoE fueron utilizados como insumos para evaluar la multicolinealidad entre los factores condicionantes utilizando el factor de inflación de la varianza (VIF), que mide el grado en que una variable se correlaciona linealmente con otros factores, donde un valor de VIF superior a 10 se considera comúnmente indicativo de una fuerte correlación (Bui et al., 2011). El análisis reveló que el NDVI, la elevación y la vegetación densa tenían valores de VIF superiores a 10, lo que indica una fuerte correlación con otros factores. A pesar de esto, estos factores condicionantes se mantuvieron en el análisis para preservar información crítica sobre la ocurrencia de deslizamientos, incluidos los 102 eventos registrados en la categoría de vegetación densa.

4.3.1. Importancia relativa de los factores condicionantes

La importancia relativa de los factores que inciden en la inestabilidad del terreno se estimó a partir de los valores absolutos obtenidos mediante el método WoE

para cada una de sus categorías. A partir de ello, se estimó la magnitud de la asociación entre cada clase y la ocurrencia de eventos, independientemente de si dicha relación es positiva o negativa. Como se muestra en la Figura 53, la pendiente, la litología y la elevación contribuyeron más a la ocurrencia de deslizamientos, con contribuciones relativas de 19.2%, 16.9% y 11.9%, respectivamente. TWI también jugó un papel notable, contribuyendo con el 7,7%, mientras que los factores restantes tuvieron una influencia menor.

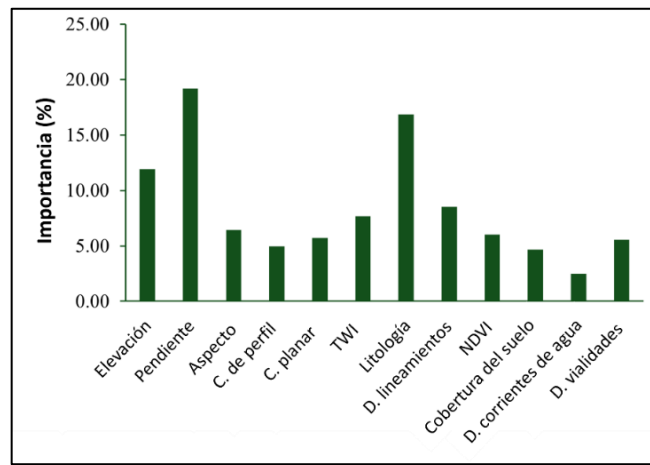


Figura 53. Gráfico de la importancia de los factores condicionantes ante la probabilidad de ocurrencia a movimientos en masa.

4.3.2. Validación del modelo por WoE

El modelo WoE alcanzó un valor de AUC de 0.77 en la curva ROC (Figura 54), lo que sugiere una capacidad de predicción aceptable (rango de 0,7-0,8) para identificar áreas propensas a deslizamientos según Abul Hasanat et al. (2010), lo que significa que el presente modelo puede distinguir, con razonable precisión, entre pendientes estables e inestables.

Este rendimiento es consistente con estudios previos que aplicaron el método WoE en ambientes montañosos con factores condicionantes similares (p.ej., Liu y Duan, 2018; Alsabhan et al., 2022). Específicamente para la ZMM, esto representa la primera validación de un modelo de susceptibilidad basado en WoE

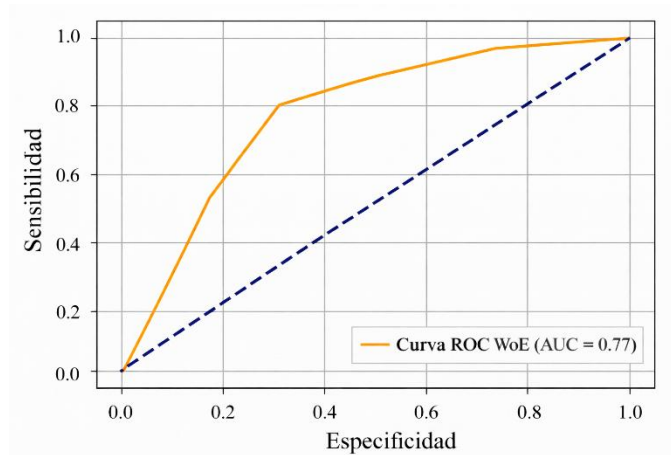


Figura 54. Validación del modelo de susceptibilidad a movimientos en masa bajo el AUC-ROC por el método WoE.

4.4. ANÁLISIS POR RF

El modelo de susceptibilidad a movimientos en masa generado mediante el algoritmo RF permitió estimar la probabilidad espacial de estos procesos.

A partir de la aplicación del modelo entrenado sobre el conjunto completo de variables condicionantes en GEE, el modelo fue exportado como un ráster continuo de probabilidad (0-1) de ocurrencia al fenómeno, obtenida directamente del clasificador en modo probabilístico, es decir, exportando únicamente la banda correspondiente a la probabilidad de ocurrencia, el cual representa la respuesta del modelo ante la combinación multivariada de los factores analizados.

Posteriormente, el resultado continuo fue reclasificado en cinco clases de susceptibilidad (desde muy baja a muy alta), con el objetivo de facilitar su interpretación espacial y su posible uso en la gestión del riesgo.

El mapa resultante (Figura 55) muestra una clara diferenciación entre las zonas montañosas y las áreas de menor relieve, observándose que las clases de susceptibilidad alta y muy alta se concentran principalmente en sectores caracterizados por pendientes elevadas y condiciones geológicas favorables para la inestabilidad de laderas. Por ejemplo, se puede apreciar la alta susceptibilidad en las zonas con litología compuesta de terrígenos (formaciones

La Peña, Agua Nueva, San Felipe y Méndez), las cuales son más propensas a procesos de meteorización y saturación.

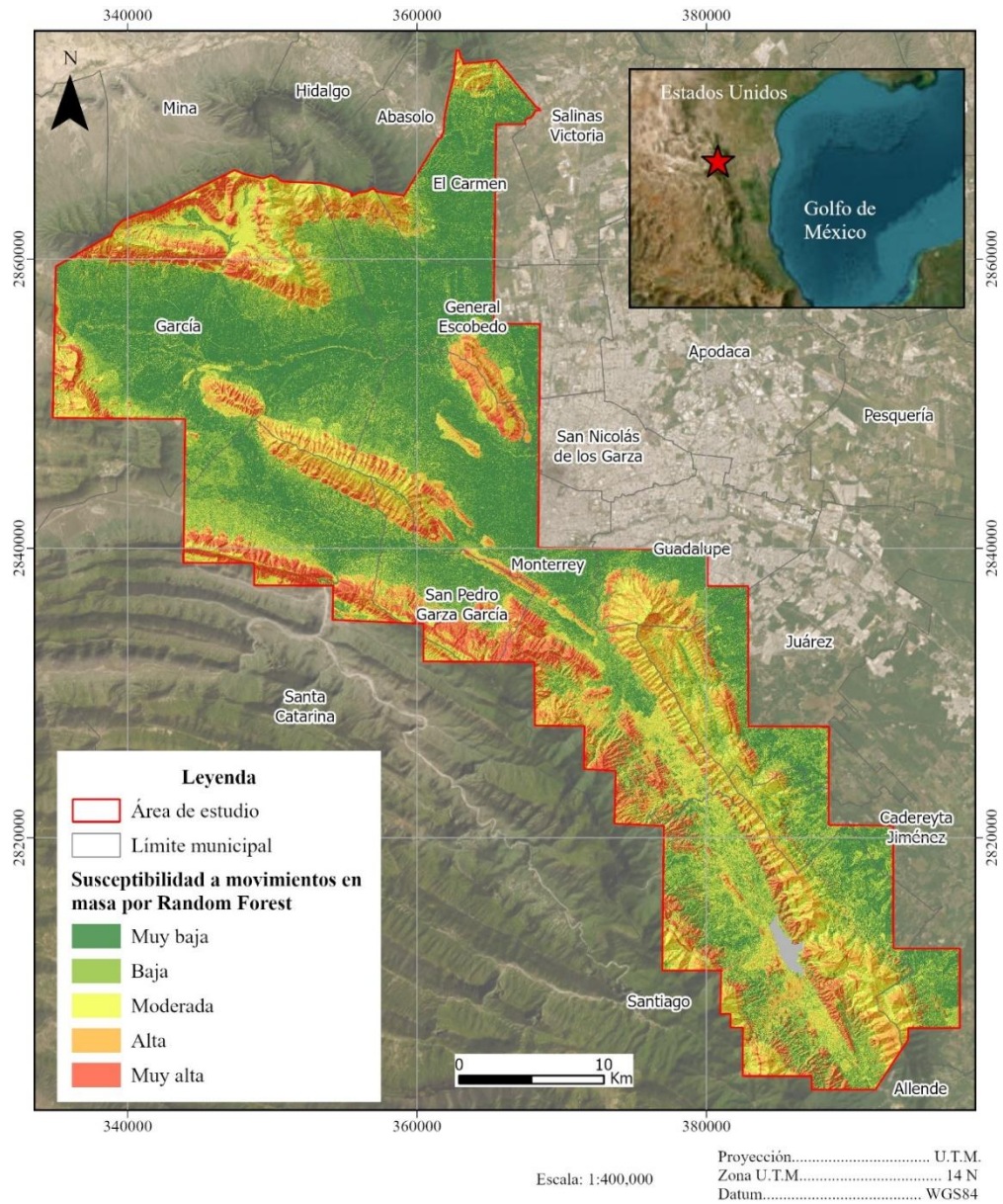


Figura 55. Modelo de susceptibilidad a movimientos en masa por RF en el área de estudio.

Por otra parte, el modelo RF mostró una adecuada capacidad de discriminación espacial, concentrando el 89% de los movimientos en masa inventariados dentro del 22.68% del área clasificada como susceptibilidad alta y muy alta. Asimismo,

se observó un incremento progresivo en la densidad de movimientos en masa conforme aumentó la susceptibilidad (Tabla 4).

Tabla 4. Porcentaje de superficie ocupada por zonas de susceptibilidad mediante el algoritmo RF.

Susceptibilidad	Área (Km ²)	Porcentaje	Número de deslizamientos
Muy baja	482.49	34.34	6
Baja	334.58	23.81	5
Moderada	268.8	19.13	21
Alta	189.53	13.49	51
Muy alta	129.09	9.19	209

4.4.1. Evaluación y validación del modelo RF

La validación del modelo RF se llevó a cabo a partir del análisis de la curva ROC, utilizando un conjunto independiente de datos de validación. El valor del AUC obtenido fue 0.86 (Figura 56), lo que indica un desempeño predictivo bueno-muy bueno del modelo, de acuerdo con los criterios comúnmente aceptados en estudios de susceptibilidad a movimientos en masa.

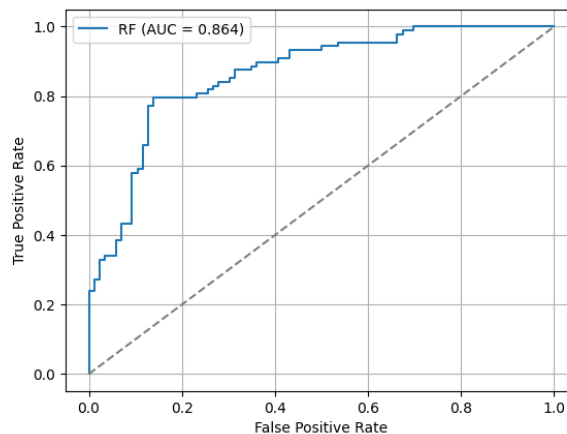


Figura 56. Validación del modelo de susceptibilidad a movimientos en masa bajo el AUC-ROC mediante el algoritmo RF.

Por lo tanto, este resultado confirma la capacidad del algoritmo RF para identificar de manera eficaz las zonas propensas a la ocurrencia de movimientos en masa, incluso en contextos geográficos complejos como la ZMM. Asimismo, el valor del

AUC obtenido sugiere que el modelo presenta un equilibrio adecuado entre la tasa de verdaderos positivos y falsos positivos, lo que refuerza su confiabilidad como herramienta para la evaluación de la susceptibilidad.

4.4.2. Importancia relativa de los factores condicionantes

La importancia de las variables incidentes en el modelo RF se evaluó mediante el análisis de la reducción media de la impureza *Mean Decrease in Gini*, la cual cuantifica la contribución de cada variable condicionante a la capacidad predictiva del modelo (Chen et al., 2017).

Dado que esta métrica se obtiene en valores absolutos, se procedió a normalizarla para expresar la importancia relativa de cada variable en porcentaje, dividiendo la importancia individual entre la suma total de importancias y multiplicando por cien.

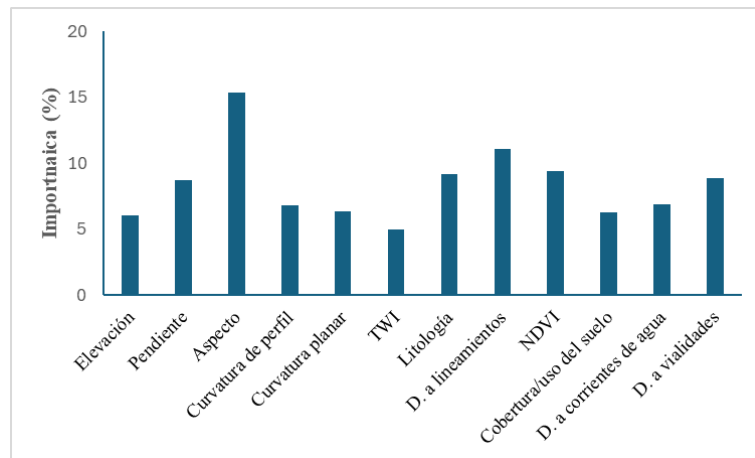


Figura 57. Gráfico de la importancia de los factores condicionantes ante la probabilidad de ocurrencia a movimientos en masa por el modelo RF.

Dicho esto, el análisis de la importancia de los factores del modelo RF (Figura 57), indica que el factor con mayor contribución a la susceptibilidad a movimientos en masa es el aspecto de la ladera, con una importancia relativa del 15.40 %, lo cual sugiere una fuerte influencia de la orientación del terreno sobre los procesos de inestabilidad. Le siguen los lineamientos estructurales con un 11.11%,

evidenciando el control tectónico y estructural en la ocurrencia de movimientos en masa. Otros factores relevantes incluyen el NDVI con un 9.41 %, la litología con un 9.15 % y la pendiente con un 8.72 %.

4.5. COMPARACIÓN DE MODELOS DE SUSCEPTIBILIDAD

A diferencia del modelo de WoE, el cual asigna pesos individuales a cada clase bajo el supuesto de independencia condicional, el modelo por RF permitió capturar interacciones complejas y relaciones no lineales entre las clases de los factores. En este sentido, factores como el aspecto y los lineamientos adquieren una mayor relevancia relativa en el modelo por RF, lo cual sugiere que su influencia se ve potencia al interactuar con otros factores como la pendiente, la litología y la cobertura/uso de suelo.

Cabe señalar que la importancia de variables en el modelo por RF puede verse influenciado por la correlación entre factores, por lo que los valores obtenidos deben de interpretarse como una medida relativa de contribución al desempeño del modelo y no como una relación causal directa.

Con respecto a la capacidad predictiva, el modelo RF mostró una mayor respuesta, concentrando el 71.57% de los movimientos en masa dentro del 9.19% del área clasificada como susceptibilidad muy alta, mientras que el modelo WoE concentró el 58.56% de los eventos dentro del 18.21% del área. Por lo tanto, el índice de concentración obtenido para la clase muy alta fue de 7.79 para RF y 3.21 para WoE, determinando que RF presenta un mejor desempeño.

4.6. VALIDACIÓN EN EL CAMPO

Las visitas a campo permitieron contrastar y validar cualitativamente los resultados obtenidos a partir de los modelos de susceptibilidad. En total, se seleccionaron diversas zonas de interés distribuidas dentro del área de estudio, considerando su representatividad geomorfológica, geológica y su correspondencia con áreas clasificadas con alta y muy alta susceptibilidad.

Por razones de representatividad y accesibilidad, el trabajo se concentró en cinco sitios: la Sierra del Fraile, el Cerro de la Silla, el Cerro de las Mitras, el Cerro El Mirador (Campus Mederos, UANL) y el Anticlinal Los Muertos. Si bien otras zonas como Loma Larga, los sectores colindantes a Chipinque (SPGG) y el Cerro del Topo Chico también fueron identificados como áreas de interés dentro del análisis espacial, no fue posible su verificación directa en campo. No obstante, su inclusión en los modelos se sustenta en la consistencia de los factores condicionantes y en la evidencia indirecta obtenida mediante fotointerpretación y análisis geoespacial.

4.6.1. Zona de estudio Sierra del Fraile

La Sierra del Fraile se localiza aproximadamente a 35 km al noreste de Monterrey, dentro de la porción sur conocida como Potrero de García (Figura 58.A). Estructuralmente, la sierra corresponde a un doble braquianticlinal con el eje de cabalgamiento meridional. Presenta planos con inclinaciones entre 101° y 256° , con buzamientos suaves de 8° hacia el WSW y ESE. La sierra tiene una extensión aproximada de 20 km y alcanza una altitud máxima cercana a los 2180 m s.n.m. (López-Oliva, 1989).

Geomorfológicamente, se caracteriza por presentar pendientes abruptas, cercanas a los 90° , crestas estructurales bien definidas y laderas controladas por un macizo rocoso compuesto de calizas fracturadas donde se registraron diversos deslizamientos y flujo de detritos pertenecientes a la Formación Aurora, incluso cercano a las Grutas de García (Figura 58.B-C) y con erosión química, debido a la marcada karstificación en la zona (Figura 58.D-E).

Específicamente, las principales causas de los movimientos en masa en esta zona están asociadas a la infiltración de agua durante eventos de precipitación extrema, como el huracán Alex en julio de 2010; y procesos de disolución química o kárstica, las cuales generan discontinuidades adicionales en el macizo rocoso.

Asimismo, López-Oliva (1989) reportó diversos movimientos gravitacionales en esta zona, principalmente en las formaciones La Casita, Taraises y Cupido.

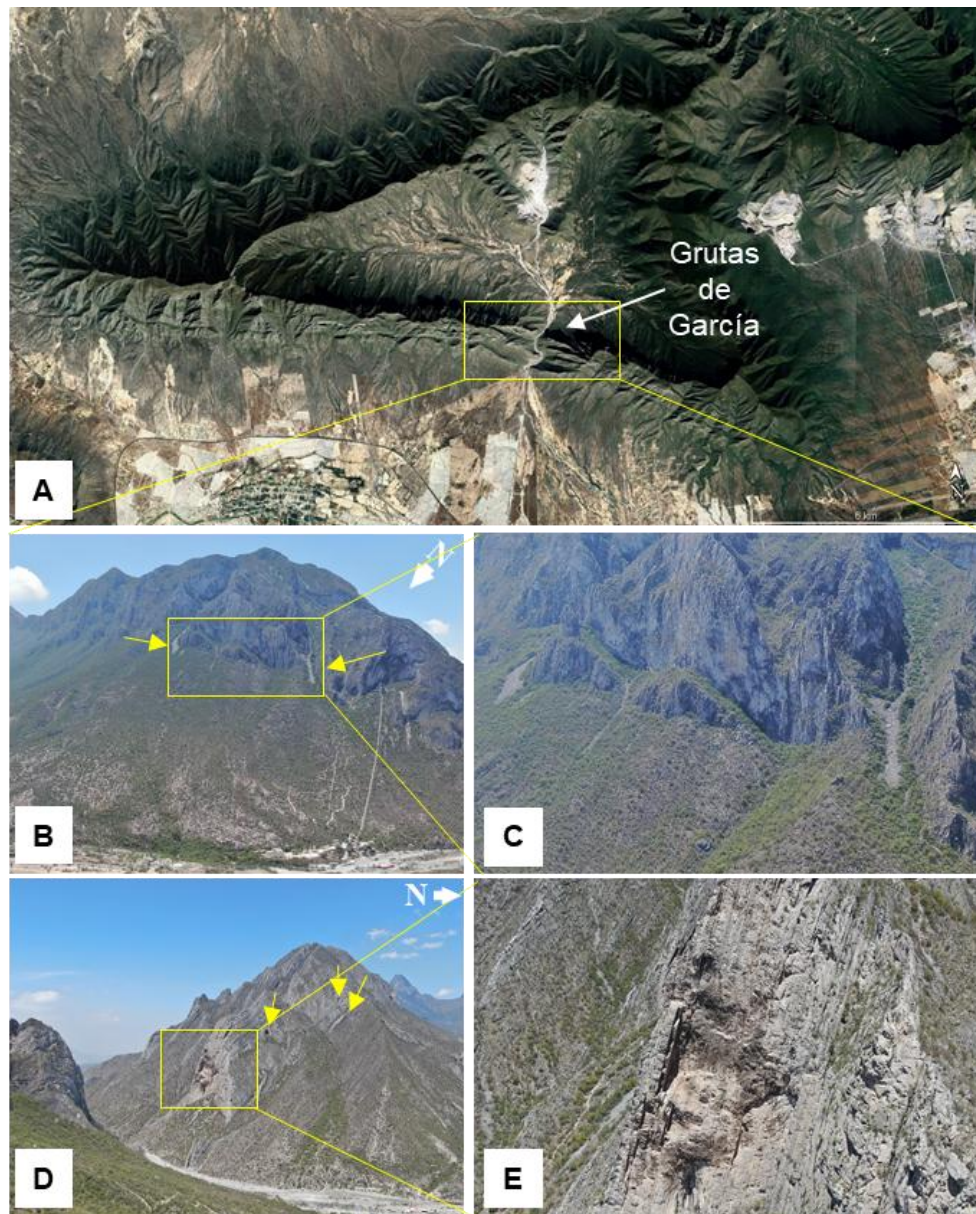


Figura 58. Sierra del Fraile. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Vista general del flanco donde se encuentra ubicada la atracción turística “Grutas de García”, donde se observa una cicatriz de movimiento en masa y zonas de desprendimiento. C) Detalle ampliado de la zona encuadrada en B), mostrando acumulación de detritos en canales naturales y superficies de ruptura expuestas. D) Vista panorámica de la ladera occidental en la entrada a la sierra, con evidencia de caída de bloques. E) Detalle del macizo rocoso fractura y con presencia de karsticidad.

4.6.2. Zona de estudio Cerro de las Mitras

El Cerro de las Mitras se localiza al oeste de la ZMM, en los municipios de Santa Catarina y Monterrey. Presenta una estructura braquianticinal, con una orientación predominante NW-SE y una extensión aproximada de 15 km, la cual en el extremo sur se bifurca formando el Cerro del Obispado y la Loma Larga. Su altitud máxima ronda los 1800 m s.n.m., con laderas abruptas con pendientes superiores a 35° y crestas agudas.

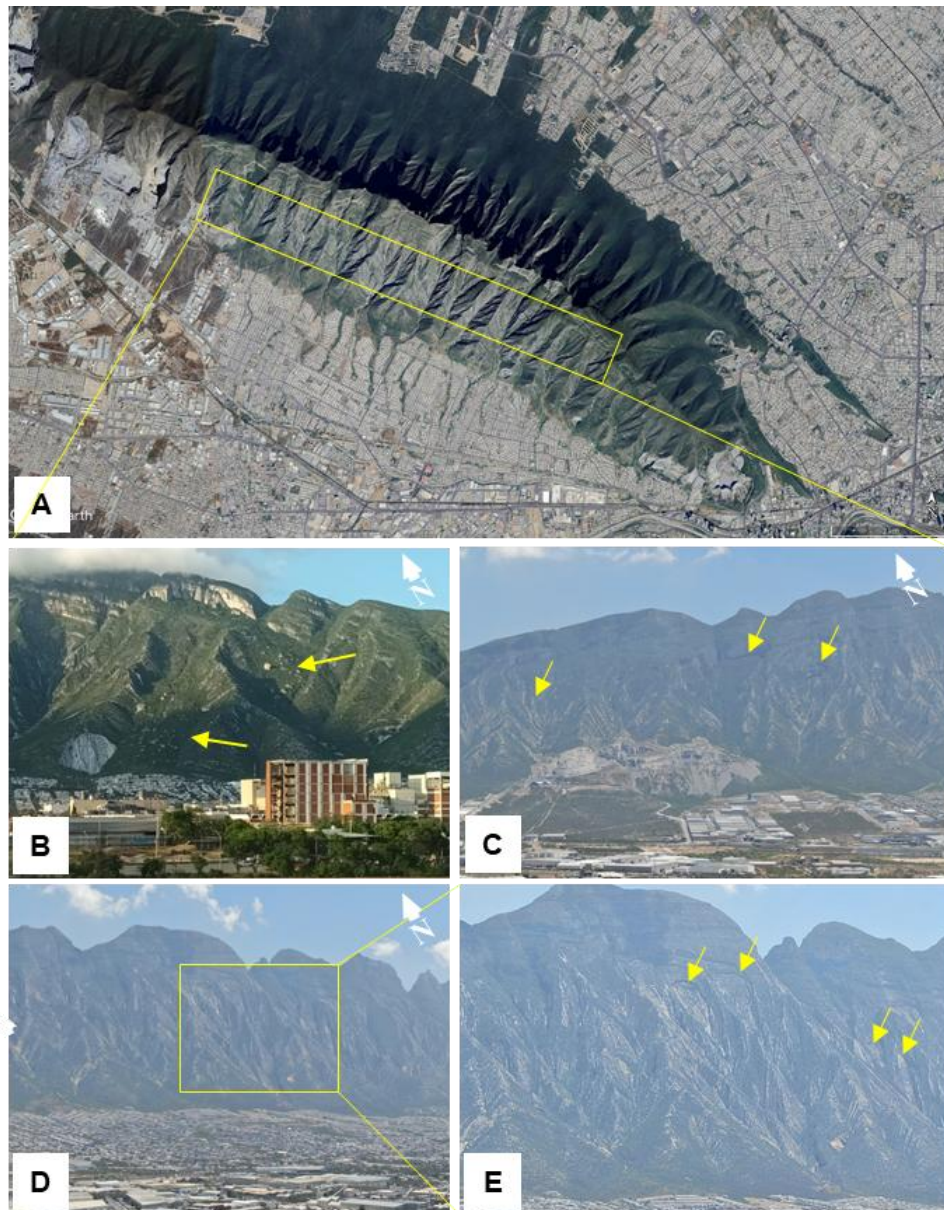


Figura 59. Cerro de Las Mitras. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Vista general del flanco occidental, donde se aprecian caídos de rocas antiguos de rocas

provenientes de la Formación Cupido. C) – E) Evidencias movimientos en masa recientes indicados en flecha amarilla.

Los movimientos en masa en el Cerro de las Mitras han sido reportados principalmente en los taludes artificiales asociados a actividades extractivas, asentamientos irregulares, ubicados en la parte baja de las laderas. Adicionalmente, se tiene evidencia de movimientos en masa antiguos en la porción central del anticlinal (Figura 59).

4.6.3. Zona de estudio anticlinal Los Muertos

El anticlinal Los Muertos se encuentra en el municipio de García, donde se encuentra la entrada al Parque Natural Cañón de La Huasteca, que actualmente funciona como área recreativa y atracción turística (Figura 60.A).

Los picos alcanzan elevaciones de hasta 1580 m s.n.m. morfológicamente, las crestas descienden abruptamente, teniendo una inclinación de los estratos completamente vertical (90°), volviéndose gradualmente más suaves entre $15-10^{\circ}$ en un valle de 2 km de ancho. Las sierras y el valle intermedio están intersectados por el cauce del río Santa Catarina, la sierra norte en forma de S invertida, el valle y la sierra sur en dirección NNE-SSW.

La característica principal del macizo rocoso en esta zona es la secuencia masiva de las calizas que alcanzan una inclinación superior a los 45° , donde se han registrado deslizamientos traslaciones en la Formación Aurora, cercano al límite superior con la Formación Cuesta del Cura (Figura 60.B); además de flujos profundos de proluviación y derrubios, que cortan perpendicularmente a la estratificación, con un máximo de 25 m (Figura 60.C)

Aunado a ello, existen un sistema de fracturamiento homogéneo y una meteorización moderada, aunque pueden encontrarse zonas de intensa karstificación (Figura 60.D), lo que esta zona puede ser susceptible a presentar movimientos en masa de tipo caído o vuelco, aunque también se presentan zonas

que pueden llegar a presentar deslizamientos traslacional, debido a que existen fracturas perpendiculares a la estratificación que buzcan a favor de la pendiente del terreno; precisamente, este comportamiento se presenta en la entrada de la zona turística, donde se encuentran asentamientos irregulares (Figura 60.E).

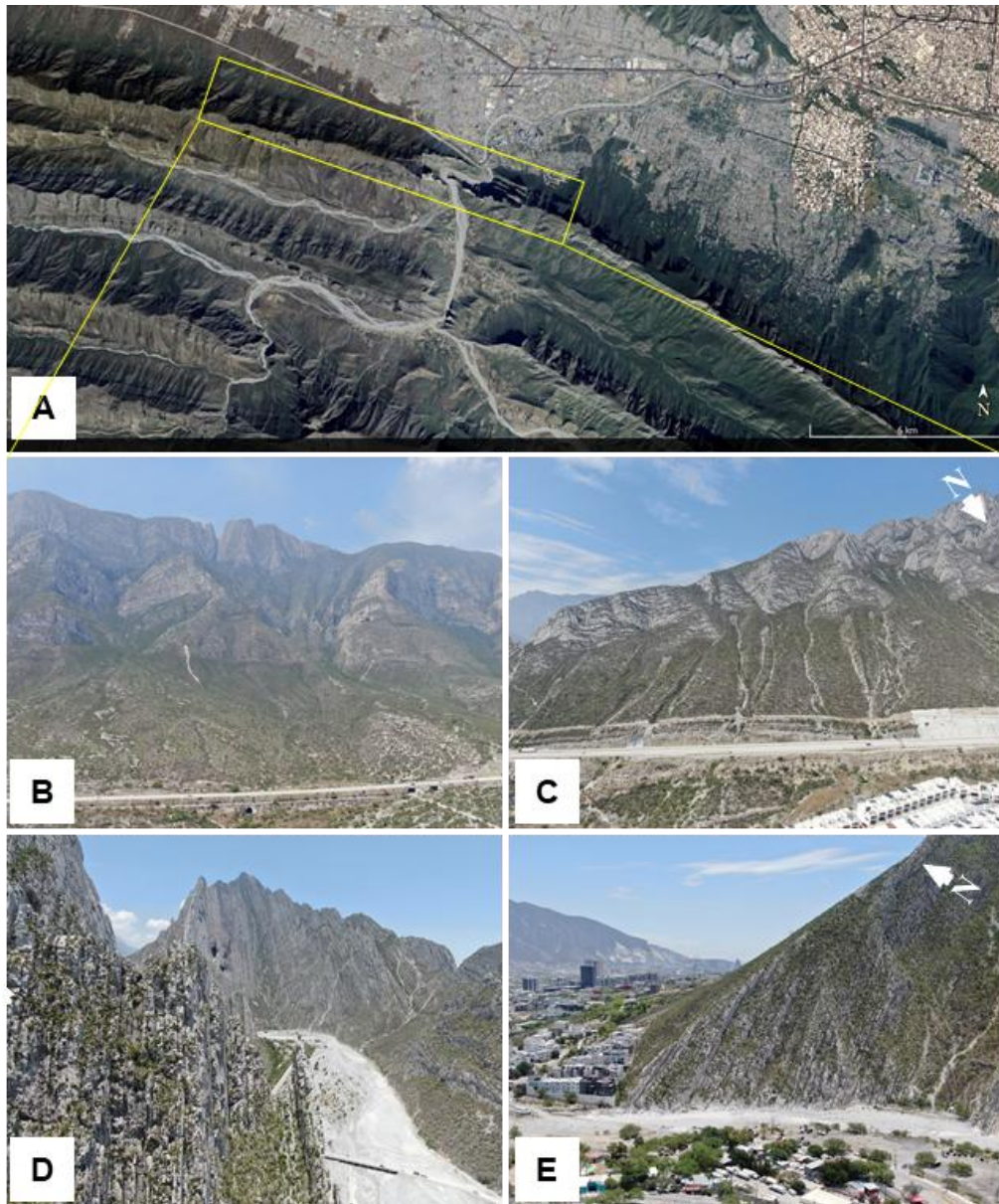


Figura 60. Anticline Los Muertos. A) Vista del anticline en imagen satelital. B) y C) Movimientos en masa reportados en el flanco noreste correspondiente a un deslizamiento traslacional y flujo de detritos, respectivamente. D) Estado in situ de la secuencia homogénea de calizas (Formación Cupido) donde se distingue la inclinación vertical de los estratos susceptibles a mecanismo de falla por vuelco. E) Vulnerabilidad ante movimientos en masa de tipo deslizamiento traslacional por mecanismo de falla planar, debido los asentamientos humanos que se encuentran a favor del buzamiento de la estratificación y de la pendiente del terreno.

4.6.4. Zona de estudio Cerro de la Silla

Es un anticlinal reclinado al este con orientación NW-SE (Figura 61.A). Abarca una amplia extensión de 41 km. Su altitud máxima se encuentra en la parte septentrional con 1800 m s.n.m., presentando una forma semidómica. La porción central está caracterizada por presentar un cabalgamiento en su vertiente oriental, es decir, se encuentra truncada al sur por una falla lateral izquierda, dando a la formación del cañón de La Boca (Pantoja-Irys et al., 2022).

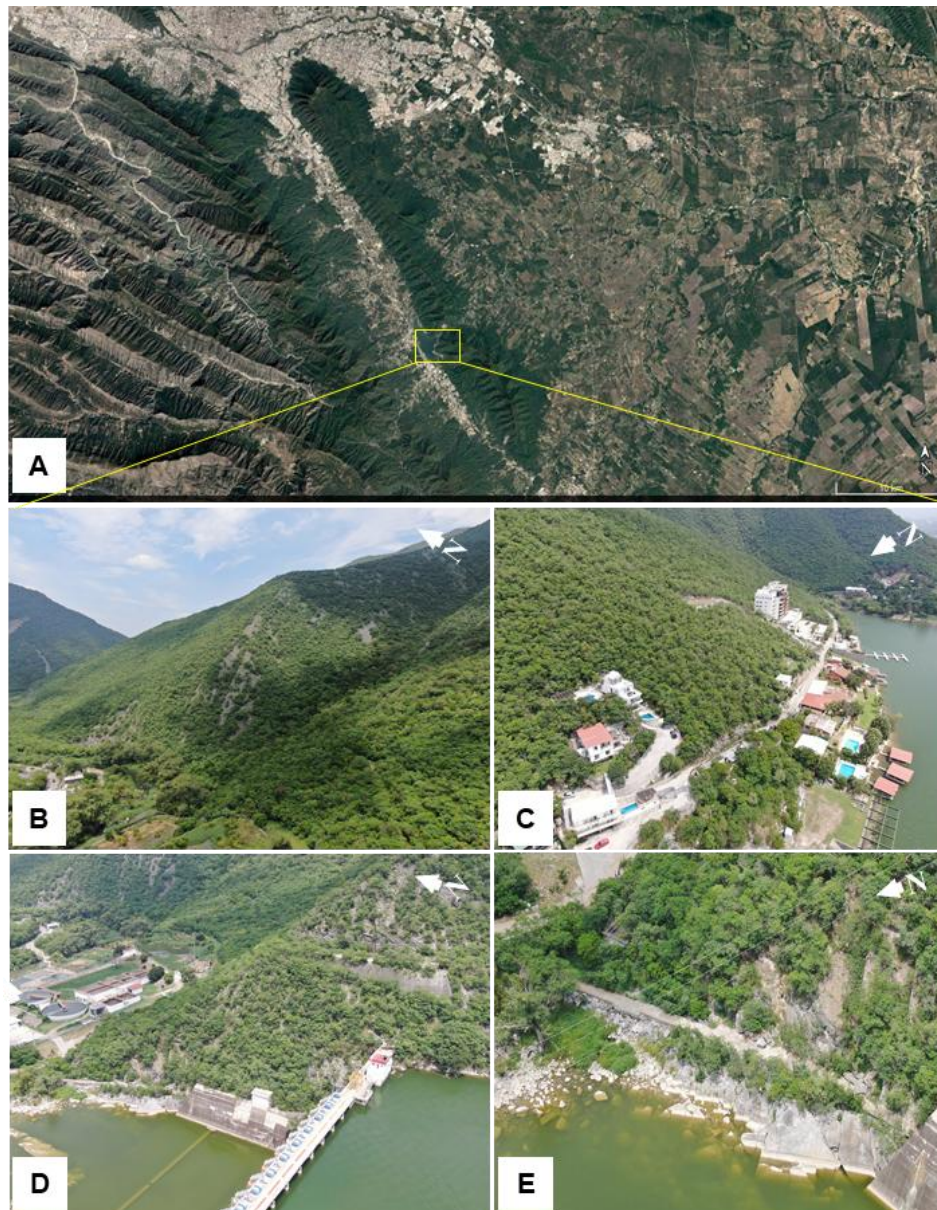


Figura 61. Cerro de la Silla. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) Zonas inestables del macizo rocoso, correspondiente a calizas de la Formación Tamaulipas

Superior. C) Vulnerabilidad en los asentamientos irregulares ante una posible ocurrencia de inestabilidad en el terreno, a lo largo de la Presa La Boca, D) y E) Movimiento en masa activo, justo detrás al sur de la cortina de la Presa La Boca.

Como dato de validación en campo, se visitó el área circundante a la sección sur de la cortina de la Presa La Boca, donde se ha documentado una zona inestable en el macizo rocoso, susceptible a la ocurrencia de movimientos en masa (Figura 61.B). Particularmente, en esta zona aflora la Formación Tamaulipas Superior, cercano al contacto superior con la Formación Cuesta del Cura, donde se ha registrado estratos gruesos de caliza inestables y sin cobertura vegetal, que ponen en riesgo a los asentamientos irregulares de la zona (Figura 61.C).

Aunado a ello, justo detrás del extremo sur de la cortina de la presa, se presentan deslizamientos y derrubios, de un movimiento en masa activo, posiblemente por un mecanismo de falla de tipo cuña, donde han tomado medidas de mitigación añadiendo un talud de concreto armado a la ladera (Figura 61.D-E).

4.6.5. Zona de estudio campus Mederos, UANL

El campus Mederos de la UANL, se localiza sobre el Cerro El Mirador, al oeste del Cerro de la Silla (Figura 62.A). El sitio específico analizado corresponde al camino que se encuentra doblando a mano izquierda de la calle Ing. Gregorio Farías Longoria, a la altura de las facultades de Música y de Ciencias Políticas y Relaciones Internacionales, en dirección a la Unidad de Seminarios; asentados a 680 m s.n.m., en una zona intervenida mediante cortes y nivelaciones para la construcción de vialidades y estacionamientos.

En estas dos últimas instalaciones se identificaron evidencias claras de inestabilidad en el terreno, asociadas a un movimiento en masa tipo reptación, el cual se caracteriza por desplazamientos lentos y progresivos del suelo ladera abajo. En los estacionamientos de ambos sitios, se observaron grietas por tensión desarrolladas a lo largo de la carpeta asfáltica, con apertura variable y ocasionalmente con orientación paralela a la pendiente; asimismo, se

identificaron zonas de escarpe y hundimiento diferencial (Figura 62 B-D). adicionalmente, se observaron árboles inclinados, lo cual también representa un rasgo de este tipo de movimientos en masa, donde el crecimiento vertical del tronco compensa gradualmente el desplazamiento del terreno (Figura 62.E).

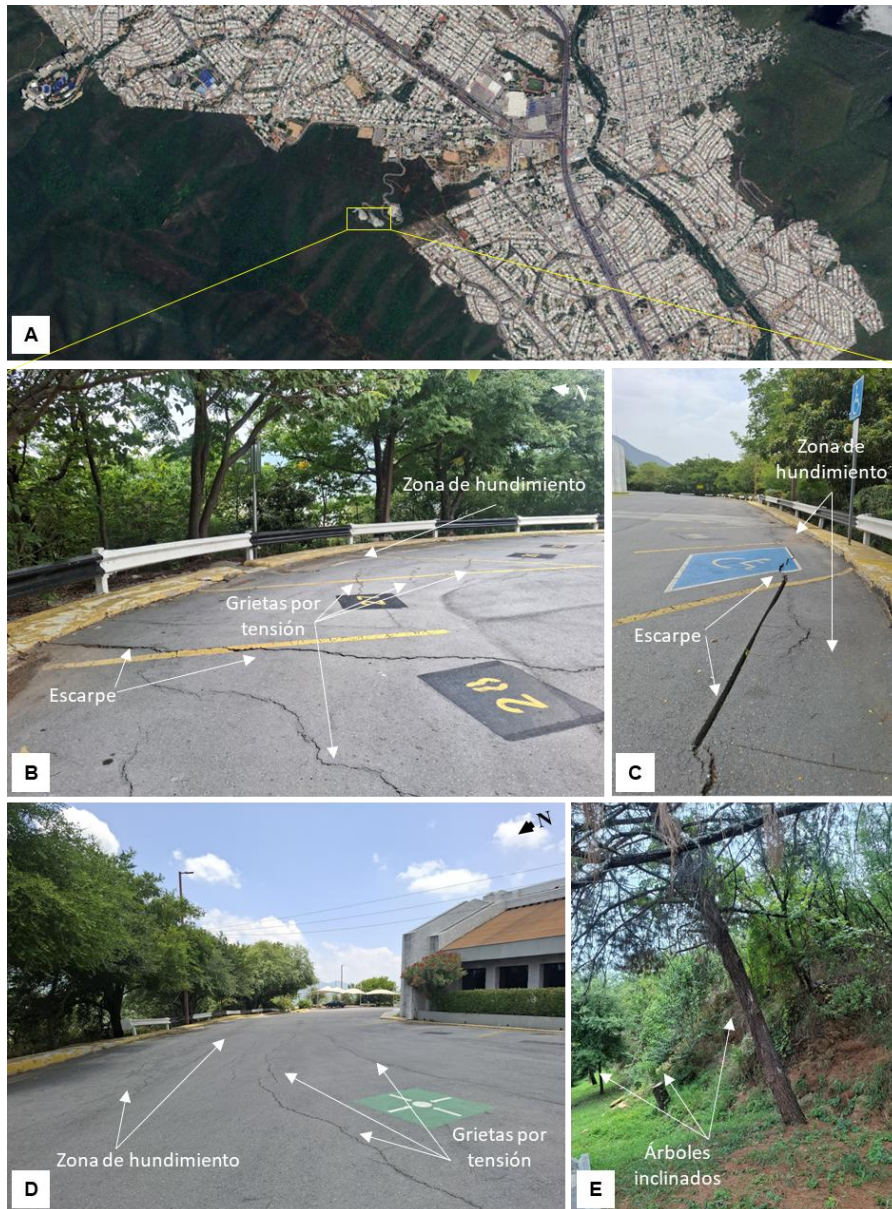


Figura 62. Campus Mederos, UANL en el Cerro El Mirador. A) Vista del anticlinal en imagen satelital. B) – D) Evidencias de rasgos de movimiento en masa por reptación en el área de estacionamiento de la Dirección General de Planeación de Proyectos Estratégicos y la Unidad de Seminarios. E) Inclinación de árboles que evidencia este tipo de movimiento.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

1. En esta investigación se diseñaron, implementaron y validaron dos modelos de susceptibilidad a movimientos en masa en la Zona Metropolitana de Monterrey (ZMM): uno basado en el método probabilístico bivariado de Pesos de Evidencia (WoE) y otro mediante el algoritmo de aprendizaje automático Random Forest (RF).
2. Para la aplicación de ambos modelos, fue indispensable la elaboración de un inventario de movimientos en masa, principalmente a partir de la fotointerpretación multitemporal a partir de imágenes satelitales, identificando 135 movimientos en masa, alcanzando un total de 292 eventos registrados en el área de estudio. A partir de estos datos, el 70% fueron tomados para entrenamiento de los modelos y el 30% para la validación, permitiendo garantizar una independencia estadística y evaluar objetivamente el desempeño de los modelos.
3. En el modelo WoE, los resultados evidenciaron que la pendiente, la litología y la elevación son los factores con mayor peso explicativo en la ocurrencia de movimientos en masa. Específicamente, pendientes superiores a 25° , litologías de lutitas calcáreas y calizas, así como el rango altitudinal entre 752 y 1151 m s.n.m., mostraron asociaciones positivas significativas con la presencia de movimientos en masa. La clasificación de susceptibilidad indica que la clase muy alta, con un 256.67 km^2 de área, presenta 171 movimientos reportados en el inventario, siendo el mayor número de registros reportados dentro de las cinco clases, seguido de la clase alta (257.77 km^2) con 64 eventos.
4. Por su parte, el modelo RF permitió capturar relaciones no lineales en interacciones complejas entre variables condicionantes, determinando que los factores que mayor condicionante la posible ocurrencia de movimientos en masa son el aspecto de la pendiente, la distancia a

lineamientos estructurales, la litología y el índice de vegetación de diferencia normalizada. La clasificación de susceptibilidad obtenida, indica que la clase muy alta, con una cobertura de 129.09 km², conforma 209 movimientos en masa reportados en el inventario, mientras que la clase muy baja, que representa el 482.49 km² del área de estudio, presentó seis movimientos en masa de los reportados en el inventario.

5. En términos de desempeño predictivo, el modelo WoE alcanzó un valor de la métrica área bajo la curva característica operativa del receptor de 0.77 (aceptable), mientras que el modelo por RF obtuvo un valor superior de 0.86 (bueno), lo que indica una mejora en la capacidad discriminatoria al incorporar un enfoque multivariado no paramétrico, por lo que RF logra representar de manera más eficiente la complejidad de los procesos que controlan la inestabilidad del terreno en el área de estudio. Sin embargo, el modelo WoE ofrece una mayor interpretabilidad directa de la influencia individual de cada clase de variable, por lo que ambos modelos deben considerarse complementarios más que excluyentes.
6. Aunado a ello, el modelo por RF mostró una mayor capacidad de discriminación espacial al concentrar el 71.57% de los movimientos en masa en el 9.19% del área clasificada como susceptibilidad muy alta, superando el modelo de WoE, el cual concentró el 58.56% de los eventos en el 18.21% del área.
7. Estos modelos de susceptibilidad a movimientos en masa constituyen la primera aplicación comparativa y validada para la evaluación de susceptibilidad ante este tipo de fenómenos en la ZMM, por lo que el presente trabajo constituye un insumo para la toma de decisiones en materia de ordenamiento territorial, así como avanzar hacia esquemas integrales de evaluación y gestión de riesgo en la región.

RECOMENDACIONES

1. Dicho esto, se recomienda dar continuidad a esta línea de investigación mediante la actualización periódica del inventario, mediante técnicas de monitoreo remoto, por ejemplo, haciendo uso de interferometría de radar de apertura sintética (InSAR). Asimismo, se sugiere la implementación de modelos híbridos que integren enfoques probabilísticos y algoritmos de *machine learning* o incluso *deep learning*, así como incorporar variables dinámicas relacionadas con intensidad y tiempo de factores detonantes, dando paso a los siguientes niveles de estudio.
2. Finalmente, se recomienda la integración de los mapas de susceptibilidad generados a partir de los modelos en instrumentos de ordenamiento territorial, regulación del uso del suelo, así como en la evaluación de proyectos de infraestructura en zonas clasificadas como alta y muy alta susceptibilidad, especialmente en zonas con crecimiento urbano acelerado.

PRODUCTOS GENERADOS Y DIFUSIÓN DEL CONOCIMIENTO

Artículos científicos / trabajos en extenso

- Arista Cázares, L. E., Yépez-Rincón, F. D., Rodríguez-González, K. D., Ramírez-Serrato, N. L., de León Gómez, H. (2026). Landslide Susceptibility Mapping Using Weight of Evidence (WoE) Method in Monterrey Metropolitan Area, Mexico. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, X-3/W3-2025, 19–27, <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-3-W3-2025-19-2026>
- Arista Cázares, L.E., Yépez-Rincón, F.D., Rodríguez-González, K.D., Ramírez Serrato, N.L. (2026). Land Cover and Vegetation Change Assessment after Extreme Precipitation Events: The Case of Tropical Storm Hanna (2020) in Northeastern Mexico Using Sentinel-2 and Random Forest. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, X-3/W3-2025, 11–18, <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-3-W3-2025-11-2026>

Ponencias en congresos

- Arista-Cázares, L.E., Yépez-Rincón, F.D., Ramírez-Serrato, N.L. (2024). Impacto de la geomática en estudios de movimientos en masa. 5to Encuentro de Ciencia, Tecnología e Ingeniería de Estudiantes de Posgrado de la Facultad de Ingeniería Civil (ECTI-FIC), San Nicolás de los Garza, Nuevo León. Ponencia oral.
- Arista-Cázares, L.E., Rodríguez-González, K.D., Yépez-Rincón, F.D., Ramírez-Serrato, N.L. (2024). Impacto de la precipitación extrema en la cobertura del suelo y deslizamientos de laderas. ISPRS-SELPER Remote Sensing Symposium, Belém, Pará, Brasil. Ponencia oral.
- Arista-Cázares, L.E., Yépez-Rincón, F.D., Ramírez-Serrato, N.L., de León-Gómez, H. (2025). Modelo de susceptibilidad a movimientos en masa mediante el método de Pesos de Evidencia (WoE) en la zona metropolitana de Monterrey, México. 6to Encuentro de Ciencia, Tecnología e Ingeniería de Estudiantes de Posgrado de la Facultad de Ingeniería Civil (ECTI-FIC), San Nicolás de los Garza, Nuevo León. Ponencia póster.
- Arista-Cázares, L.E., Yépez-Rincón, F.D., Ramírez-Serrato, N.L., de León-Gómez, H., Rodríguez-González, K.D. (2025). Landslide susceptibility mapping using Weight of Evidence (WoE) method in Monterrey Metropolitan Area, Mexico. Conference on Geoinformation 2025, Mérida, Yucatán.
- Arista-Cázares, L.E., Rodríguez-González, K.D., Yépez-Rincón, F.D., Ramírez-Serrato, N.L. (2025). Land cover change assessment after extreme precipitation events: the case of Tropical Storm Hanna (2020) in northeastern Mexico using Sentinel-2 and Random Forest. Conference on Geoinformation 2025, Mérida, Yucatán.

Otros productos

- *Storymap*: Movimientos en masa en la ZMM, México. Inventario de eventos en la Zona Metropolitana de Monterrey. <https://arcg.is/Ty5zu>

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS CONSULTADAS

1. Abdo, H.G., Richi, S.M. (2024). Application of machine learning in the assessment of landslide susceptibility: A case study of mountainous eastern Mediterranean region, Syria. *Journal of King Saud University – Science*, 36, 103174. [10.1016/j.jksus.2024.103174](https://doi.org/10.1016/j.jksus.2024.103174)
2. Abul Hasanat, M.H., Ramachandram, D., Mandava, R. (2010). Bayesian belief network learning algorithms for modeling contextual relationships in natural imagery: a comparative study. *Artif Intell Rev*, 34, 291-308. <https://doi.org/10.1007/s10462-010-9176-8>
3. Achu, A.L., Aju. C.D., Di Napoli, M., Prakash, P., Gopinath, G., Shaji, E., & Chandra, V. (2023). Machine-learning based landslide susceptibility modelling with emphasis on uncertainty analysis. *Geoscience Frontiers*, 14(6), 101657. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2023.101657>
4. Ado, M., Amitab, K., Maji, A. K., Jasińska, E., Goño, R., Leonowicz, Z., & Jasiński, M. (2022). Landslide Susceptibility Mapping Using Machine Learning: A Literature survey. *Remote Sensing (Basel)*, 14(13), 3029. <https://doi.org/10.3390/rs14133029>
5. Ageenko, A., Hansen, L. C., Lyng, K. L., Bodum, L., & Arsanjani, J. J. (2022). Landslide susceptibility mapping using Machine Learning: a Danish case study. *ISPRS International Journal of Geo-information*, 11(6), 324. <https://doi.org/10.3390/ijgi11060324>
6. Aguilar-Durán, J.J. (2017). Modelo de evaluación del impacto de la precipitación sobre la inestabilidad de laderas en el área metropolitana de Monterrey, N.L. México. <http://eprints.uanl.mx/16529/>
7. Al-kordi, H., Al-Amri, A., raju, G. (2025). Landslide susceptibility mapping using geospatial, analytical hierarchy process (AHP), and binary logistic regression (BLR) techniques – A study of Wadi Habban Basin, Shabwah, Yemen. *Results in Earth Sciences*, 3, 100103. <https://doi.org/10.1016/j.rines.2025.100103>
8. Alcántara-Ayala, I. (2025). Landslides in a changing world. *Landslides*. <https://doi.org/10.1007/s10346-024-02451-1>
9. Alpaydin, E. (2010) Introduction to Machine Learning: Cambridge, MIT press, 517 pp.
10. Alsabhan, A., Singh, K., Sharma, A., Alam, S., Pandey, D.D., Rahman, S.A.S., Khursheed, A., Munshi, F.M. (2022). Landslide susceptibility assessment in the

Himalayan range based along Kasauli – Parwanoo road corridor using weight of evidence, information value, and frequency ratio. *Journal of King Saud University - Science*, 34, 101759. <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2021.101759>

11. Arista-Cázares, L.E., Chapa-Guerrero, J.R., Chávez-Cabello, G., Ramírez-Serrato, N.L. (2022). Carta de riesgo geológico por agrupación de zonas homogéneas de roca-suelo y zonas morfológicas del Cerro de la Silla, Nuevo León. En: Ley-García, J., Yépez-Rincón, F.D. (eds) Geotecnologías en el análisis de riesgos. Universidad Autónoma de Baja California y Universidad Autónoma de Nuevo León, 103-114.
12. Aslam, B., Maqsoom, A., Khalil, U., Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Farooq, D., Tufail, R.F., Suhail, S.A., Ghamisi, P. (2022). Evaluation of Different Landslide Susceptibility Models for a Local Scale in the Chitral District, Northern Pakistan. *Sensors*, 22, 3107. <https://doi.org/10.3390/s22093107>
13. Basharat, M. ul., Khan, J.A., Abdo, H.G., Almohamad, H. (2023). An integrated approach based landslide susceptibility mapping: case of Muzaffarabad region, Pakistan. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. 14(1), 2210255. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2210255>
14. Batar, A.K., Watanabe, T. (2021). Landslide Susceptibility Mapping and Assessment Using Geospatial Platforms and Weights of Evidence (WoE) Method in Indian Himalayan Region: Recent Developments, Gaps, and Future Directions. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 10, 114. <https://doi.org/10.3390/ijgi10030114>
15. Belt, B.C. (1925). Stratigraphy of the Tampico District of Mexico. *American Association of Petroleum Geologists*, 9(1), 136-144.
16. Bonham-Carter, G.F. (1989). Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. *Stat. Appl. Earth. Sci.* 89, 171-183.
17. Bui, D.T., Lofman O., Revhaug, I., Dick, O. (2011). Landslide susceptibility analysis in the Hoa Binh province of Vietnam using statistical index and logistic regression. *Nat Hazards*, 59, 1413-1444. <https://doi.org/10.1007/s11069-011-9844-2>
18. Bui, D.T., Pradhan, B., Revhaug, I., Trung Tran, C. (2014). A Comparative Assessment Between the Application of Fuzzy Unordered Rules Induction Algorithm and J48 Decision Tree Models in Spatial Prediction of Shallow Landslides at Lang Son City, Vietnam. In: Srivastava, P., Mukherjee, S., Gupta, M., Islam, T. (eds) Remote Sensing Applications in Environmental Research.

Society of Earth Scientists Series. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-05906-8_6

19. Burrows, R.H. (1910). Geology of the Northern Mexico. *Bol. Soc. Geol. Mex.*, 7, 85-103.
20. Cabello, K.E., Germentil, M.Q., Blanco, A.C., Macatulad, E.G., Salmo III, S.G. (2021). Post-disaster assessment of mangrove forest recovery in Lawaan-Balangiga, eastern Samar using NDVI time series analysis. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, 3, 243-250. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-3-2021-243-2021>.
21. Capobianco, V., Choi, C-E., Crosta, G., Hutchinson, D.J., Jaboyedoff, M., Lacasse, S., Nadim, F., Reeves, H. (2025). Effective landslide risk management in era of climate change, demographic change, and evolving societal priorities. *Landslides*, 22, 2915-2933. <https://doi.org/10.1007/s10346-024-02418-2>
22. Carrillo-Bravo, J. (1971). La Plataforma Valles-San Luis Potosí. *Boletín de la Asociación Mexicana de Geólogos Petroleros*, 23(1-6), 102.
23. Chapa-Arce, R.I. (2017). Análisis de estabilidad de taludes mediante la revisión cinemática de macizo rocoso en la zona poniente de Monterrey (Cerro de la Loma Larga y Mitras), Nuevo León, México. Linares, Nuevo León: Tesis Doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León, 151 pp.
24. Chapa-Guerrero, J.R. (1993). Massenbewegungen an Steilhängen der Sierra Madre Oriental im Grossraum Monterrey, Mexiko. Tesis Doctoral, RWTH-Aachen.
25. Chávez-Cabello, G. (2016). La Sierra Madre Oriental de México, un cinturón orogénico de pliegues y cabalgaduras de la Cordillera de Norteamérica. *Ciencia UANL*, 19(82), 70-78.
26. Chávez-Cabello, G., Torres-Ramos, J.A., Porras-Vázquez, N.D., Cossio-Torres, T., Aranda-Gómez, J.J. (2011). Evolución estructural del frente tectónico de la Sierra Madre Oriental en el Cañón Santa Rosa, Linares, Nuevo León. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, 63(2), 253-270.
27. CENAPRED. (2015). *Generación de insumos para el Atlas Nacional de Riesgos, Mapa Nacional de Susceptibilidad por Inestabilidad de Laderas*. Sistema Nacional de Protección Civil, Coordinación Nacional de Protección Civil y Centro Nacional de Prevención de Desastres, 73 pp.

28. Centeno-García, E. (2017). Mesozoic tectono-magmatic evolution of Mexico: An overview. *Ore Geology Reviews*, 81(3), 1035-1052. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2016.10.010>.
29. CONABIO. (2008). *Climas. Catálogo de metadatos geográficos. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad*. [Shapefile]. Escala: 1:1 000 000. <http://geoportal.conabio.gob.mx/metadatos/doc/html/clima1mgw.html>
30. CONAGUA. (2005). *Resumen del Huracán "Emily" del Océano Atlántico. Julio 11-20, 2005. Comisión Nacional del Agua*. <https://smn.conagua.gob.mx/tools/DATA/Ciclones%20Tropicales/Ciclones/2005-Emily.pdf>
31. CONAGUA. (2020). *Reseña del huracán "Hanna" del Océano Atlántico. (22 al 27 de julio de 2020). Comisión Nacional del Agua*. <https://smn.conagua.gob.mx/tools/DATA/Ciclones%20Tropicales/Ciclones/2020-Hanna.pdf>.
32. CONAGUA. (2024). *Actualización de la disponibilidad media anual de agua en el acuífero Área Metropolitana de Monterrey (1906), estado de Nuevo León. Comisión Nacional del Agua*. https://sigagis.conagua.gob.mx/gas1/Edos_Acuiferos_18/nleon/DR_1906.pdf
33. Corominas, J., van Westen, C., Frattini, P. *et al.* (2014). Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bull Eng Geol Environ* 73 , 209–263 (2014). <https://doi.org/10.1007/s10064-013-0538-8>
34. DeCelles, P.G. (2004). Late Jurassic to Eocene evolution of the Cordilleran thrust belt and foreland basin system, western USA. *American Journal of Science*, 304, 105-168.
35. Do, N.H., Goto, S., Abe, S., Nguyen, K.T., Miyagi, T., Hayashi, K., Watanabe, O. (2022). Torrent rainfall-induced large-scale karst limestone slope collapse at Khanh waterfall, Hoa Binh Province, Vietnam. *Geoenvironmental Disasters*, 9(4). <https://doi.org/10.1186/s40677-022-00206-5>
36. Dornik, A., Drăgut, L., Oguchi, T., Hayakawa, Y., Micu, M. (2022). Influence of sampling design on landslide susceptibility modeling in lithologically heterogeneous areas. *Scientific Reports*, 12, 2106. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-06257-w>

37. Eguiluz de Antuñano, S., Aranda-García, M., Marrett, R. (2000). Tectónica de la Sierra Madre Oriental, México. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, 53, 1-26.
38. EOS Data Analytics. (s.f.). Imágenes de Sentinel-2: Acceso sin fisuras a análisis y datos de satélite. <https://eos.com/es/find-satellite/sentinel-2/>
39. Ermini, L., Catani, F., & Casagli, N. (2005). Artificial Neural Networks applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology*, 66(1-4), 327-343. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.09.025>
40. FARQ-UANL. (2016). Atlas de peligros y/o riesgos del municipio de San Nicolás de los Garza N.L. Universidad Autónoma de Nuevo León, 121 pp.
41. FIC-UANL, (2005). Atlas de riesgo geológico e hidrometeorológico del Área Metropolitana de la Ciudad de Monterrey, Nuevo León. (Plano conceptual). Universidad Autónoma de Nuevo León, 329 pp.
42. Fitz-Díaz, E., Lawton, T.F., Juárez-Arriaga, E., Chávez-Cabello, G. (2018). The Cretaceous-Paleogene Mexican orogen: structure, basin development, magmatism and tectonics. *Earth-Science Reviews*, 183, 56-84. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2017.03.002>
43. Foucault, A., Raoult, J.F. (1985). Diccionario de Geología: Barcelona.
44. Galli, M., Ardizzone, F., Cardinali, M., Guzzetti, F., Reichenbach, P. (2008). Comparing landslide inventory maps. *Geomorphology*, 94(3-4), 268-289. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.09.023>
45. García-Quintero, J. (2008). Determinación de los riesgos geológicos en el noreste del Cerro de las Mitras dentro del Área Metropolitana de Monterrey, Nuevo León, México. San Nicolás de los Garza: Tesis de licenciatura, Universidad Autónoma de Nuevo León, 125 pp.
46. Gobierno de Monterrey. (2024). Atlas de peligros y riesgos de Monterrey, 416 pp. https://rmqir.proyectomesoamerica.org/AtlasMunPDF/2024/19039_MONTERRE_Y_2024.pdf
47. González de Vallejo, L.I., Ferrer, M., Ortuño, L., & Oteo, C. (2002). Ingeniería Geológica. Prentice Hall. Madrid, 750 p.
48. Guzzetti, F., Reichenbach, P., Ardizzone, F., Cardinali, M., & Galli, M. (2006). Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology (Amsterdam)*, 81(1-2), 166-184. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.04.007>

49. Guzzetti F., Mondini A.C., Cardinali M., Fiorucci F., Santangelo M., Chang, K.T. (2012). Landslide inventory maps: new tools for an old problem. *Earth Sci Rev*, 112, 42–66. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.02.001>
50. Hamid, B., Massinissa, B., & Nabila, G. (2022). Landslide susceptibility mapping using GIS-based statistical and machine learning modeling in the city of Sidi Abdellah, Northern Algeria. *Modeling Earth Systems and Environment*, 9(2), 2477-2500. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01633-x>
51. Hanley, J.A., McNeil, B.J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143, 29-36.
52. Herrera-Castañeda, S.R. (2002). Regionalización de los deslizamientos en México. *Academia de Ingeniería*.
53. Highland, L. M; Bobrowsky, P. (2008). *The Landslide Handbook— A Guide to Understanding Landslides*: Reston, Virginia, Estados Unidos, United States Geological Survey Circular 1325, 129 pp.
54. Humfrey, E.W., Díaz, T. (1956). Jurassic and Lower Cretaceous stratigraphic and tectonics of northeast Mexico. *Petróleos Mexicanos*, NE-M-79. Informe inédito, 186 pp.
55. Hussain, M.A., Chen, Z., Kalsoom, I., Asghar, A., Shoaib, M. (2022). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithm: a case study along Karakoram Highway (KKH), Pakistan. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 50, 849-866. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01451-1>
56. Illán-Fernández, E., Tiede, D., Sudmanns, M. (2024). Consistent land use and land cover classification across 20 years of various high-resolution images for detecting soil sealing in Murcia, Spain. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 35, 101223. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101223>
57. Imlay, R.W. (1936). Geology of the western part of the Sierra de Parras, Coahuila, Mexico. *Geol. Soc. Am. Bull.*, 47, 1091-1152.
58. Imlay, R.W. (1937). Geology of the middle part of the Sierra de Parras, Coahuila, Mexico. *Geol. Soc. Am. Bull.*, 48, 587-630.
59. Imlay, R.W. (1938). Studies of the Mexican Geosyncline. *Geological Society of American Bulletin*, 49, 1651-1694.
60. Imlay, R.W. (1944). Cretaceous formations of central America and Mexico. *Amer. Assoc. Petr. Geol.*, 28(8), 1077-1195.

61. INEGI. (2001a). *Conjunto de datos vectoriales Fisiográficos. Continuo Nacional serie I. Provincias fisiográficas.* [Shapefile]. Escala: 1:1 000 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575>
62. INEGI. (2001b). *Conjunto de datos vectoriales Fisiográficos. Continuo Nacional serie I. Subprovincias fisiográficas.* [Shapefile]. Escala: 1:1 000 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575>
63. INEGI. (2001c). *Conjunto de datos vectoriales Fisiográficos. Continuo Nacional serie I. Sistema topoformas.* [Shapefile]. Escala: 1:1 000 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825267575>
64. INEGI. (2011). Modelos Digitales de Elevación de Alta Resolución LiDAR, con resolución de 5m. Terreno. GRID. <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/espacioydatos/default.aspx>
65. INEGI. (2014). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C35 San Antonio de las Alazanas serie III.* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825002140>
66. INEGI. (2019a). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C36 Ciudad de Allende.* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463832812>
67. INEGI. (2019b). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C16 Apodaca.* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463833321>
68. INEGI. (2019c). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C25 Garza García.* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463831129>
69. INEGI. (2021a). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C15 (Hidalgo).* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463855606>
70. INEGI. (2021b). *Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica G14C26 (Monterrey).* [Shapefile]. Escala: 1:50 000. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463855613>
71. INEGI. (2024). Movimientos en masa – Página web: <https://gaia.inegi.org.mx/mdm6/>
72. Karakas, G., Kocaman, S., Gokceoglu, C. (2023). A hybrid multi-hazard susceptibility assessment model for a basin in Elazig Province, Türkiye.

- International Journal of Disaster Risk Science*, 14, 326-341.
<https://doi.org/10.1007/s13753-023-00477-y>
73. Lee, S., Lee, S. (2024). Landslide susceptibility assessment of South Korea using stacking ensemble machine learning. *Geoenvironmental Disasters*, 11(1).
<https://doi.org/10.1186/s40677-024-00271-y>
74. Lima, P., Streger, S., Glade, T., & Murillo-García, F.G. (2022). Literature review and bibliometric analysis on data-driven assessment of landslide susceptibility. *Journal of Mountain Science*, 19(6), 1670-1698. <https://doi.org/10.1007/s11629-021-7254-9>
75. Liu, J., Duan, Z. (2018). Quantative Assessment of Landslide Susceptibility Comparing Statistical Index, Index of Entropy and Weights of Evidence in the Shangnan Area, China. *Entropy*, 20(11), 868. <https://doi.org/10.3390/e20110868>
76. Longoria, J. F. (1975). Estratigrafía de la Sierra Comancheana del noreste de México. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana*, 36(1), 31-59.
77. Longoria, J.F., Dávila, V.M. (1979). Estratigrafía y microfacies del Cerro de la Silla, SE de Monterrey. *Boletín del Departamento de Geología de la Universidad de Sonora*, 2(1), 65-95.
78. López-Oliva, J.G. (1989). Biostratigraphie des Ober-Jura und der Unter-Kreide in der Sierra del Fraile, Nuevo Leon, Mexiko. Tesis de Maestría, Universidad de Hamburgo, 123 pp.
79. López-Ramos, E. (1982). Geología de México. Tomo II, 3ª Edición. México, 82 pp.
80. Macarringue, L.S., Bolfe, É.L., Duverger, S.G., Sano, E.E., Caldas, M.M., Ferreira, M.C., Zullo Junior, J., Matias, L.F. (2023). Land Use and Land Cover Classification in the Northern Region of Mozambique Based on Landsat Time Series and Machine Learning. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12, (8), 342. <https://doi.org/10.3390/ijgi12080342>
81. Madero, A., Sada, M., Ramírez, L., Magdalena, R., Pérez, A., Barragán, A., Velazco, C., de León, H., Cuéllar, L.G., Treviño, N. (2017). Nuevo León y sus recursos naturales. Una antología crítica. Fondo Editorial de Nuevo León y Secretaría de Desarrollo Agropecuario.
82. Martínez-Ríos, E., Montesinos, L., Alfaro-Ponce, M., Pecchia, L. (2021). A review of machine learning in hypertension detection and blood pressure estimation

- based on clinical and physiological data. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102813. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102813>
83. Michalzik, D. (1988). Trias bis tiefste Unter-Kreide der nordöstlichen Sierra Madre Oriental, México. Fazielle Entwicklung eines passiven Kontinentalrandes. 247 pp. Diss., TH-Darmstadt.
 84. Montalvo-Arrieta JC, Chávez-Cabello G, Velasco-Tapia F. (2010) Causes and effects of landslides in the Monterrey Metropolitan Area, NE Mexico. En: Werner D and Friedman H (eds) Landslides: causes, types and effects. Nova Science Publishers, New York, 72-104.
 85. Muir, J.M. (1936). Geology of the Tampico region, Mexico. *Am. Ass. of Petr. Geol.*, 19, 200 pp.
 86. Munguía-Rojas, P., Hernández-Cuevas, R., Guerrero-Gualito, R., Canizal-Sosa, J.J., Luna-Castro, H.F. Carta geológica-minera Hidalgo, G14-C15 y Escala 1.50,000. Estado de Nuevo León. Informe Técnico. Servicio Geológico Mexicano.
 87. NASA. (2017). *A global view of landslide susceptibility*. NASA Earth Observatory. <https://science.nasa.gov/earth/earth-observatory/a-global-view-of-landslide-susceptibility-89937/>
 88. NOAA. (2025). Historical hurricane tracks (Interactive map). National Oceanic and Atmospheric Administration. <https://coast.noaa.gov/hurricanes/>
 89. Nwazelibé, V. E., Unigwe, C. O., & Egbueri, J. C. (2022). Integration and comparison of algorithmic weight of evidence and logistic regression in landslide susceptibility mapping of the Orumba North erosion-prone region, Nigeria. *Modeling Earth Systems And Environment*, 9(1), 967-986. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01549-6>
 90. Ospina-Gutiérrez, J.P., Aristizábal, E. (2021). Aplicación de inteligencia artificial y técnicas de aprendizaje automático para la evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa. *Revista Mexicana de Ciencias Geológicas*, 38(1), 43-54. <http://dx.doi.org/10.22201/cgeo.20072902e.2021.1.1605>
 91. Padilla y Sánchez, R.J. (1982). Geologic Evolution of the Sierra Madre Oriental between Linares, Concepción del Oro, Saltillo and Monterrey, Mexico: Austin, Texas, E.U.A., The University of Texas at Austin, Tesis Doctoral, 217 p.
 92. Padilla y Sánchez, R.J. Las estructuras de la Curvatura de Monterrey, estados de Coahuila, Nuevo León, Zacatecas y San Luis Potosí. *Revista Mexicana de Ciencias Geológicas*, 6(1).

93. Pantoja-Irys, J.R., Mujica-Sánchez, H., Arista-Cázares, L.E., Hernández-García, C.M., Wagner, M. (2022). Environmental geology and isotopic evaluation of springs within the central part of the Sierra Cerro de La Silla, northeastern México. *Journal of South American Earth Sciences*, 119, 104017. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.104017>
94. Pourghasemi, H. R., Yansari, Z. T., Panagos, P., Pradhan, B. (2018). Analysis and evaluation of landslide susceptibility: a review on articles published during 2005–2016 (periods of 2005–2012 and 2013–2016). *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9). <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3531-5>
95. Pourghasemi, H.R., Sadhasivam, N., Amiri, M., Eskandari, S., Santosh, M. (2021). Landslide susceptibility assessment and mapping using state-of-the art machine learning techniques. *Natural Hazards*, 108, 1291-1316. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04732-7>
96. Qazi, A., Singh, K., Vishwakarma, D.K., Abdo, H.G. (2023). GIS based landslide susceptibility zonation mapping using frequency ratio, information value and weight of evidence: a case study in Kinnaur District HP India. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 82, 332. <https://doi.org/10.1007/s10064-023-03344-8>
97. Ramírez-Serrato, N.L. (2019). Validación y diseño de predicción espacial para cartografiar susceptibilidad por deslizamientos en la Zona Metropolitana de Monterrey, N.L., México. San Nicolás de los Garza: Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León, 137 pp.
98. Rodríguez González, K.D., Arista Cázares, L.E., Yépez Rincón, F.D. (2024). Spatiotemporal land use land cover change analysis of urban narrow river using Google Earth Engine and Machine learning algorithms in Monterrey, Mexico. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, X-3-2024, 371-375. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-3-2024-371-2024>, 2024
99. Rodríguez-Martínez, S. (2024). Investigación de filtraciones en las obras subterráneas. Caso de estudio: Túnel Loma Larga, San Pedro Garza García, N.L.: Tesis de maestría, Universidad Autónoma de Nuevo León, 209 pp.
100. Romo-Ramírez, J.R., Muñoz-Jarillo., C.R., Badillo-Cadena, L.A., Rodríguez-Medrano, D., Alvarado-Salazar, A.E. (2021). Carta geológica-minera Allende G14-C36. Escala 1:50,000. Estados de Nuevo León y Coahuila. Servicio Geológico Mexicano.

101. Salinas-Jasso, J.A. (2023): Movimientos en masa inducidos por sismicidad en México: ¿por qué tan pocos? – en: Montalvo Arrieta, J.C., Ramírez Fernández, J.A., Aguilar-Madera, C.G., Jenchen, U., Salinas Jasso, J.A., Velasco-Tapia, F. & Navarro-de León, I. (eds.): Número especial en conmemoración del 90° Aniversario de la Universidad Autónoma de Nuevo León y del 40° Aniversario de la Facultad de Ciencias de la Tierra. – Actas de la Facultad de Ciencias de la Tierra, UANL, Linares, 9, 179-187
102. Salinas-Jasso, J.A., Montalvo-Arrieta, J.C., Reinoso-Angulo, E. (2018). Landslides induced by a low magnitude seismic sequence at continental interiors: a case study of the Santa Rosa canyon, northeastern Mexico. *Landslides*, 15, 783-795. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-0963-7>
103. Salinas-Jasso, J.A., Montalvo-Arrieta, J.C., Chapa-Guerrero, J.R. (2020). A dynamic stability analysis for the Olinalá landslide northeastern Mexico. *Natural Hazards*, 102, 1225-1248. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-03954-5>
104. Salinas-Jasso, J.A., Velasco-Tapia, F., & Montalvo-Arrieta, J.C. (2020). Landslide susceptibility assessment for the Monterrey Metropolitan Area, northeastern Mexico. En: Krogh DS (ed) *Landslides: monitoring, susceptibility and management*. Nova Science Publishers.
105. Sánchez-Carlín, E. (2001). Riesgos geológicos en la porción noroeste del Cerro de la Silla, Monterrey, N.L., México. Linares, Nuevo León: Tesis de licenciatura, Universidad Autónoma de Nuevo León, 87 pp.
106. Santiago-Carrasco, B., Martínez-Ramos, C.J., Sánchez-Bermeo, G., Palacios-García, R., Chapa-García, R. (2008). Carta Geológico-Minera Monterrey G14-7 Nuevo León y Coahuila. *Servicio Geológico Mexicano*.
107. SEDATU. (2024). *Metrópolis de México 2020*. Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano, Consejo Nacional de Población, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Primera edición. https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/702825007073.pdf
108. Shoab, M., Chen, Z., Zheng, Y., Zhou, Y., & Daud, H. (2023). Deep Learning and Machine Learning Models for Landslide Susceptibility Mapping with Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 15(19), 4703. <https://doi.org/10.3390/rs15194703>

- 109.SMN. (2010). Reseña del huracán "Alex" del Océano Atlántico. Comisión Nacional del Agua.
- 110.Stanley, T., Kirschbaum, D.B. (2017). A heuristic approach to global landslide susceptibility mapping. *Nat Hazards*, 87, 145-164. <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2757-y>
- 111.Svoboda, J., Štych P., laštovicka, J., Paluba, D.; Kobliuk, N. (2022). Random Forest Classification of Land Use, Land-Use Change and Forestry (LULUCF) Using Sentinel-2 Data—A Case Study of Czechia. *Remote Sensing*, 14(5), 1189. <https://doi.org/10.3390/rs14051189>.
- 112.Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., Brisco, B. (2020). Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164, 152-170. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.001>
- 113.Touma, D., Stevenson, S., Camargo, S.J., Horton, D.E., Diffenbaugh, N.S. (2019). Variations in the intensity and spatial extent of tropical cyclone precipitation. *Geophysical Research Letters*, 46(13), 992-14,002. <http://dx.doi.org/10.1029/2019GL083452>
- 114.Tsangaratos, P., Iliá, I., Hong, H., Chen, W., Xu, C. (2016). Applying Information Theory and GIS-based quantitative methods to produce landslide susceptibility maps in Nancheng County, China. *Landslides*, 14, 1091-1111. <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0769-4>
- 115.Van Western, C.J. (2013). *Guidelines for the generation of 1:50.000 scale landslide inventory, susceptibility maps, and qualitative risk maps, illustrated with case studies of the provinces Thanh Hoa and Nghe An*. University of Twente, Faculty of Geoinformation Science and Earth Observation, 63 pp.
116. Varnes, D.J. (1978). Slope movement types and processes. En: Schuster, R.L., Krizek, R.K. (eds) *Landslides – Analysis and control: Transportation Research Board Special Report 176*, National Research Council, Washington, D.C., 11-23.
- 117.Varnes, D.J. (1984) *Landslide Hazard Zonation: a review of principles and practice*. Commission on landslides of the IAEG, UNESCO, Natural Hazards No. 3, 61 pp.
- 118.Viveros-Ramírez, D. (2019). *Zonificación y detección de riesgos geológicos en el flanco sur del Cerro de las Mitras*. San Nicolás de los Garza: Tesis de maestría, Universidad Autónoma de Nuevo León, 117 pp.

119. Waleed, M., Sajjad, M. (2023). On the emergence of geospatial cloud-based platforms for disaster risk management: A global scientometric review of google earth engine applications. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 97. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.263>
120. Wang, Y., Fang, Z., Hong, H. (2016). Comparison of convolutional neuronal networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan Country, China. *Science of the Total Environment*, 666, 975-933. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.263>
121. Werner, J. (1996). *Introducción a la hidrogeología*. Universidad Autónoma de Nuevo León.
122. Yanofsky, N. S. (2011). Towards a Definition of an Algorithm. *Journal of Logic and Computation*, 21(2), 253-286. <https://doi.org/10.1093/logcom/exq01>
123. Yépez-Rincón, F. D., & Lozano-García, D. (2017). Synergetic efficiency of Lidar and WorldView-2 for 3D urban cartography in Northeast Mexico. *Geocarto International*, 34(2), 164-178. <https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1377774>
124. Youssef, A.M., Pourghasemi, H.R. (2021). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin, Asir Region, Saudi Arabia. *Geoscience Frontiers*, 12(2), 639-655. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.05.010>
125. Youssef, A. M., El-Haddad, B. A., Skilodimou, H. D., Bathrellos, G. D., Golkar, F., & Pourghasemi, H. R. (2023). Landslide susceptibility, ensemble machine learning, and accuracy methods in the southern Sinai Peninsula, Egypt: Assessment and Mapping. *Research Square (Research Square)*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3593146/v1>
126. Zhang, G., Wang, S., Chen, Z., Liu, Y., Xu, Z., Zhao, R. (2023). Landslide susceptibility evaluation integrating weight of evidence model and InSAR results, west of Hubei Province, China. *J. Remote Sens. Space Sci.* 2023, 26, 95–106.
127. Zhang, H., Li, L., Zhao, X., Chen, F., Wei, J., Feng, Z., Hou, T., Chen, Y., Yue, W., Shang, H., Wang, S., Hu, M. (2024). Changes in Vegetation NDVI and Its Response to Climate Change and Human Activities in the Ferghana Basin from 1982 to 2015. *Remote Sensing*, 16(7), 1296. <https://doi.org/10.3390/rs16071296>
128. Zhao, Y., An, R., Xiong, N., Ou, D., Jiang, C. (2021) Spatio-Temporal Land-Use/Land Cover Change Dynamics in Coastal Plains in Hangzhou Bay Area,

China from 2009 to 2020 Using Google Earth Engine. *Land*, 10 (11), 1149.
<https://doi.org/10.3390/land1011>

129. Zhou, X., Wu, W., Qin, Y., Fu, X. (2021). Geoinformation-based landslide susceptibility mapping in subtropical area. *Scientific Reports*, 11, 24325.
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-03743-5>
130. Zhou, C., Yin, K., Cao, Y., Ahmed, B.; Li, Y., Catani, F., Pourghasemi, H.R. (2018). Landslide susceptibility modelling applying machine learning methods: A case study from Longju in the Three Gorges Reservoir area, China. *Comput. Geosci*, 112, 23–37.