



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

## PROGRAMA DE MAESTRÍA EN GEOGRAFÍA

## FACULTAD DE FILOSOFÍA Y LETRAS

CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL

# EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD A PROCESOS DE REMOCIÓN EN MASA. UNA COMPARACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS EN LA SUBCUENCA DEL RÍO TUXPAN, MICHOACÁN.

TESIS

## **QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE: MAESTRA EN GEOGRAFÍA**

## **PRESENTA:**

YAI MÉ SANTIAGO CHARCHABAL

## DIRECTOR DE TESIS

JOSÉ ANTONIO NAVARRETE PACHECO  
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN GEOGRAFÍA AMBIENTAL

*Morelia, Michoacán. Febrero 2020*



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**

**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis está protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

## AGRADECIMIENTOS

*Ante todo, agradezco a mi familia por el apoyo incondicional que me han brindado durante todo este tiempo. A mi esposo, por ser mi sostén y tener el amor y la paciencia necesaria en este proceso.*

*Agradezco a la Universidad Nacional Autónoma de México, en particular al Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental (CIGA), por darme la oportunidad de formarme a nivel de posgrado en tan honorable institución. Así mismo, agradezco al CONACYT por el apoyo económico que me permitió llegar al final de los estudios.*

*Gracias a mi tutor el Mtro. José Antonio Navarrete Pacheco por los conocimientos brindados, su dedicación y apoyo en todo momento.*

*Al Dr. Francisco Mora Ardila por el apoyo a esta investigación, el conocimiento transmitido y los comentarios acertados.*

*Al Dr. Jorge Pedro Galve Arnedo por el tiempo brindado y las enseñanzas transmitidas durante la estancia de investigación y el seguimiento a la tesis.*

*Y a los sínodos, por su tiempo y comentarios.*

*A todos los que de una forma u otra me han acompañado en esta etapa de mi vida.*

*Gracias a Dios.*

## RESUMEN

Los Procesos de Remoción en Masa (PRM) constituyen una amenaza no solo para la propiedad e infraestructura, sino también para las personas que viven en zonas propensas a estos fenómenos, causando un número considerable de pérdidas humanas y materiales en diferentes partes del mundo, incluyendo México. A través del análisis y mapeo de susceptibilidad a PRM, se puede comprender la distribución espacial de la probabilidad a que ocurran estos eventos y así prevenir y mitigar los efectos que pueden tener sobre la población. Por tanto, el objetivo de la presente investigación es evaluar el desempeño de los métodos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia en la predicción de la susceptibilidad a PRM.

La distribución espacial de los PRM se identificó mediante imágenes de Google Earth y verificación en campo. Se escogió de forma aleatoria el 80 % del inventario para modelar y el 20 % restante para validar los modelos. Para el análisis inicial se eligieron 10 factores condicionantes: elevación, ángulo de la pendiente, orientación de la ladera, geometría de laderas, litología, distancia a fallas y fracturas, distancia a vías de comunicación, distancia a corrientes de agua, tipos de suelos y cubierta y usos del suelo.

La validación de los modelos mediante el método de área bajo la curva (AUC) de las curvas de tasa de predicción, mostró que el mapa de susceptibilidad a PRM generado por el modelo de regresión logística tiene un mayor poder predictivo, seguido por el modelo razón de verosimilitud y el modelo pesos de evidencia. Los factores condicionantes con mejor capacidad de predicción fueron la litología, ángulo de la pendiente, orientación de las laderas, tipos de suelos y cubierta y uso del suelo.

### **Palabras claves:**

Evaluación, susceptibilidad, proceso de remoción en masa, modelos estadísticos, regresión logística, razón de verosimilitud, pesos de evidencia.

## **ABSTRACT**

Landslides constitute a threat not only to property and infrastructure, but also to people living in areas prone to these phenomena, causing a considerable number of human and material losses in different parts of the world, including Mexico. Through the analysis and mapping of susceptibility to landslide, the spatial distribution of the probability of these events can be understood and thus prevent and mitigate the effects they may have on the population. Therefore, the objective of this research is to assess the reliability of the logistic regression, likelihood ratio and weights of evidence methods in the prediction of landslide susceptibility.

The spatial distribution of the processes was identified by Google Earth images and field verification, 80% of the inventory were chosen randomly for statistical modelling and the remaining 20% to validate the models. Ten conditioning factors were chosen for the initial analysis: elevation, slope angle, slope aspect, slope geometry, lithology, distance to faults and fractures, distance to transport paths, distance to water streams, types of soils and land cover and land uses.

The assessment of the models using the area under the curve method (AUC) from the prediction rate curves, detected that the landslide susceptibility map generated by the logistic regression model has a greater predictive power, followed by the likelihood ratio model and the evidence weights model. The conditioning factors with the best prediction capability were the lithology, slope angle, slope aspect, types of soils and land cover and land use.

### **Keywords:**

Assessment, susceptibility, landslides, statistical models, logistic regression, likelihood ratio, evidence weights.

<i>Tabla de contenido</i>	<i>Páginas</i>
<b>CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
1.1. Justificación.....	3
1.2 Objetivos .....	4
1.2.1. Objetivo general .....	4
1.2.2. Objetivos específicos .....	5
<b>CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL .....</b>	<b>6</b>
2.1. Procesos de remoción en masa .....	6
2.2. Susceptibilidad a procesos de remoción en masa .....	11
<b>CAPÍTULO 3- ÁREA DE ESTUDIO.....</b>	<b>14</b>
3.1. Ubicación geográfica.....	14
3.2. Caracterización físico-geográfica .....	16
3.3. Características socio-económicas.....	24
<b>CAPÍTULO 4. MATERIALES Y MÉTODOS.....</b>	<b>25</b>
4.1. Mapa inventario de procesos de remoción en masa .....	27
4.2. Factores condicionantes de procesos de remoción en masa.....	30
4.3. Métodos para la evaluación de la susceptibilidad .....	33
4.3.1. Regresión logística.....	33
4.3.2. Razón de verosimilitud.....	34
4.3.3. Pesos de evidencia .....	36
4.4. Preparación de los datos de entrada a los modelos.....	39
4.5. Validación de los modelos de susceptibilidad .....	41
<b>CAPÍTULO 5. RESULTADOS.....</b>	<b>44</b>
5.1. Resultados derivados del modelo de Regresión logística .....	44
5.2. Resultados derivados de los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia .....	47
5.3. Análisis y validación de los modelos de susceptibilidad a procesos de remoción en masa .....	50
5.3.1. Validación de los modelos .....	53
<b>CAPÍTULO 6. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES .....</b>	<b>56</b>

6.1 Discusión.....	56
6.1.1. Variables predictoras de la susceptibilidad a PRM en la subcuenca del río Tuxpan .....	56
6.1.2. Modelos de susceptibilidad a PRM en la subcuenca del río Tuxpan .....	58
6.2. CONCLUSIONES.....	61
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>62</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>71</b>

## CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Los Procesos de Remoción en Masa (PRM) ocasionan cada año un considerable número de muertes, pérdidas económicas y daños materiales en el mundo (Cruden *et al.*, 1993; Lee, 2005; Kaur *et al.*, 2018). En México, son causa de pérdida de vidas, como es el caso del proceso de remoción en masa *La Pintada*, ocurrido en septiembre de 2013 en el estado de Guerrero, donde perdieron la vida 78 personas y 8 resultaron heridas (Alcántara-Ayala *et al.*, 2017). También es el caso del enorme flujo de detritos que afectó al pueblo de Angangueo (estado de Michoacán) en febrero de 2010, causando 19 muertos, 495 viviendas afectadas y la reubicación de un gran número de personas (García *et al.*, 2016; Parrot y Ochoa-Tejeda, 2013).

De tal modo, cobra importancia conocer la predisposición del terreno a la ocurrencia de estos eventos, para así implementar medidas que permitan prevenir daños a la población y la infraestructura. Los PRM están controlados por una serie de condiciones locales, entre los que se encuentran las geológicas, geomorfológicas e hidrológicas, conocidos como factores causales o condicionantes. Mientras que, algunos factores externos como los sismos, lluvias intensas, erupciones volcánicas y actividades antrópicas son desencadenantes de estos procesos (Soeters y van Westen, 1996). Comprender el papel de las condiciones locales, cuya combinación controla el tipo y patrón espacial de los PRM, es importante para determinar la probabilidad de ocurrencia de estos fenómenos, lo que se conoce como susceptibilidad (Brabb, 1984; Carrara *et al.*, 1995, Guzzetti *et al.*, 1999; Soeters y van Westen, 1996, Guzzetti *et al.*, 2006).

En diferentes partes del mundo, las investigaciones se han encaminado a evaluar la susceptibilidad a PRM con el objetivo de mostrar su distribución espacial (van Westen, van Asch y Soeters, 2006; Rabby y Li, 2018; Liu *et al.*, 2019). La evaluación de la susceptibilidad a PRM se ha abordado de manera heurística, estadística y determinística. Durante las últimas décadas, los métodos estadísticos han sido ampliamente utilizados, ya que son reconocidos por tener un buen grado de objetividad y pueden ser reproducibles (Lee, 2005; Amorim *et al.*, 2009; Akgun, 2012).

Entre los más empleados se incluyen la regresión logística (Dai *et al.*, 2001; Yalcin *et al.*, 2011; Ozdemir y Altural, 2013; Wang *et al.*, 2015; Meng *et al.*, 2016; Aditian, Kubota y Shinohara, 2018; Hemasinghe *et al.*, 2018; Othman *et al.*, 2018; Yang *et al.*, 2019), análisis de redes neuronales artificiales (Yilmaz, 2009; Xu *et al.*, 2012; Chen, Pourghasemi y Zhao, 2017), y el análisis de pesos de evidencia (Dahal *et al.*, 2008; Cervi *et al.*, 2010; Neuhäuser, Damm y Terhorst, 2012; Teerarungsigul *et al.*, 2016; Lee *et al.*, 2018; Riaz *et al.*, 2018) y superposición espacial de datos (Reichenbach *et al.*, 2018). Aunque, el método de razón de verosimilitud aparece con menor frecuencia en la literatura (Chung y Fabbri, 2003; Chung, 2006; Lee, Ryu y Kim, 2007a; Akgun, 2012), también hay evidencia de su aplicación en este campo de investigación.

El enfoque estadístico se puede aplicar siguiendo diferentes técnicas, ya sea bivariadas o multivariadas, las cuales difieren en el procedimiento estadístico utilizado (Carrara *et al.*, 1995; van Westen *et al.*, 2003). Ambas técnicas se basan en el análisis condicional que intenta evaluar la relación probabilística entre factores y la ocurrencia de PRM en una región dada. Generalmente, los datos de PRM pasados, su frecuencia, así como su densidad y distribución en el área de estudio, se pueden analizar para calcular las probabilidades de que este tipo de eventos sucedan en el futuro, en áreas donde las condiciones locales se combinan para facilitar su ocurrencia.

Los modelos para evaluar la susceptibilidad a procesos de remoción en masa se basan en una serie de datos espaciales conformados por variables condicionantes y la ocurrencia de dichos tipos de eventos. La selección de las variables o factores condicionantes adecuadas para ajustar los modelos, continúa siendo hoy día un reto ya que no existen pautas universales para su selección (Yalcin *et al.*, 2011) ni un estándar mínimo de variables, dado que las mismas pueden cambiar según las características del área de estudio (Ayalew y Yamagishi, 2005). Por ello, la necesidad de seleccionar de manera cuidadosa las variables adecuadas, ya que estas juegan un papel importante en mejorar la confiabilidad de las predicciones arrojadas por los modelos (Othman *et al.*, 2018).

Aun cuando se ha utilizado un considerable número de métodos estadísticos para generar mapas de susceptibilidad a procesos de remoción en masa, no existe consenso sobre qué métodos son más adecuados, y la confiabilidad de los mismos es un tema que todavía se encuentra en discusión (Akgun, 2012; Aditian, Kubota y Shinohara, 2018). De ahí, la relevancia de desarrollar estudios comparativos sobre la idoneidad de diferentes modelos estadísticos para estimar la susceptibilidad a PRM.

### **1.1. Justificación**

Las características del relieve de México, en conjunto con determinados factores como lo son las fuertes precipitaciones y las características de sus estructuras geológicas, favorecen la ocurrencia de procesos de remoción en masa. Michoacán, es una zona sensible a la ocurrencia de estos procesos y con propensión a la manifestación de amenazas de origen natural (*Atlas de Riesgos Naturales del Municipio de Tuxpan, Michoacán, 2011*).

A partir de los eventos relacionados con las fuertes lluvias en los meses de enero y febrero del año 2010 en el oriente de Michoacán, donde tuvieron lugar pérdida de vidas y numerosas pérdidas materiales, ocasionadas por la ocurrencia de procesos de remoción en masa, ha despertado el interés de realizar estudios en la zona por parte de diversos grupos académicos (De la Luz, 2011; Parrot y Ochoa-Tejeda, 2013; Alcántara-Ayala, López-García y Garnica, 2012; Ramírez, 2010; Reyes, Dávila, Hernández y Figueroa, 2018). Uno de los estudios señala que en el caso de Angangueo, las condiciones para la ocurrencia de PRM se maximizaron por la construcción de las viviendas en los márgenes de los causes de los ríos, lo cual provocó una reducción de la sección hídrica y rectificación de algunos causes. Por tanto, esto originó la obstrucción de canales dando lugar a la formación de represas que ocasionaron el desbordamiento y arrastre de escombros y lodo, lo cual incrementó el desastre (Torres *et al.*, 2014).

Otra de las investigaciones ha encontrado como resultado que, si bien en su mayoría los deslizamientos fueron superficiales, se ha reactivado un PRM muy lento pero continuo de hasta dos kilómetros de extensión. Según noticias del periódico (Cambio de Michoacán, 2014), hay evidencias de un deslizamiento bastante grande en La Cantera, que se encuentra en la entrada de Tuxpan e incluso afecta la carretera federal que comunica a Ciudad Hidalgo con Tuxpan.

Por consiguiente, se seleccionó la subcuenca del río Tuxpan como un caso adecuado para predecir la distribución de estos procesos, ya que abarca en su extensión los municipios de Angangueo, Ocampo, Tuxpan y Tuzantla, los cuales fueron los municipios más afectados durante los eventos ocurridos en el 2010 (Alcántara-Ayala, López-García y Garnica, 2012). La evaluación de la susceptibilidad a PRM a través de la comparación de métodos estadísticos, permitirá tener una aproximación de los niveles o categorías de susceptibilidad a los cuales está expuesta la población en el área de estudio, lo cual puede servir como una aproximación para futuros estudios de otros especialistas y ser usado como una herramienta para poner en práctica medidas de mitigación ante los efectos dañinos que puede ocasionar la inestabilidad de laderas en el área de estudio.

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

Evaluar el desempeño de los métodos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia, en la predicción de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

1. Establecer las variables con mayor poder predictivo para los modelos estadísticos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia en la subcuenca del río Tuxpan.
2. Comparar la capacidad predictiva de los métodos estadísticos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia, en la predicción de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

## CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO-CONCEPTUAL

### 2.1. Procesos de remoción en masa

Se define a los procesos de remoción en masa como aquellos que involucran el movimiento de los materiales que conforman las laderas, bajo la influencia de la gravedad y sin la asistencia primordial de algún agente de transporte fluido (Varnes, 1978; Brunsden, 1979). Cruden (1991) lo definió como el movimiento de una masa de roca, suelo o derrubio de una ladera en sentido descendente. Para Corominas y García (1997) son movimientos del terreno o deslizamientos que afectan a los materiales en laderas o escarpes y generalmente se producen hacia el exterior de la ladera y en sentido descendente como consecuencia de la gravedad.

Gran parte de la terminología utilizada en el estudio de los procesos de remoción en masa (PRM) proviene de la Geomorfología y la traducción al castellano de algunos de estos términos crea en ocasiones confusión. De forma general se hace referencia a este tipo de procesos con diferentes términos que son empleados correctamente para identificar los procesos de remoción en masa, tales como movimientos de masa proporcionado por Hutchinson (1968), movimientos de ladera y movimientos gravitacionales usados por Varnes (1978), procesos de remoción empleado por Brunsden (1979) y movimientos del terreno aportado por Alcántara (2000). Aunque existen discrepancias en cuanto a los tipos de procesos que deben incluirse dentro de este término, por lo que cada autor o cada escuela opta por una clasificación propia (Alcántara-Ayala, 2000).

Los tipos de procesos que se deben considerar dentro de los procesos de remoción en masa no son el problema principal, sino el uso del término “deslizamiento”, el cual es ampliamente usado para incluir casi todas las variedades de procesos de remoción en masa, incluyendo algunos que no involucran ningún deslizamiento (Varnes, 1978). Esta palabra proveniente de la palabra inglesa *landslide*, y se emplea en gran medida como sinónimo de proceso de remoción en masa; sin embargo, la traducción al español de este término no está relacionada con el significado de la palabra literal en inglés (Alcántara-

Ayala, 2000). Por tanto, en el marco de esta tesis se utilizará el término procesos de remoción en masa o PRM para referirse a todos los procesos cartografiados.

La clasificación de los procesos de remoción en masa propuesta por Varnes (1978), es la una de las más aceptada y empleada a nivel internacional y se basa en el mecanismo del movimiento y tipo de material. Según esta clasificación pueden ser divididos en los siguientes tipos de movimientos: deslizamientos (rotacionales o traslacionales), flujos, caídas o desprendimientos, vuelcos o desplomes, avalanchas y expansiones laterales (Fig. 1).

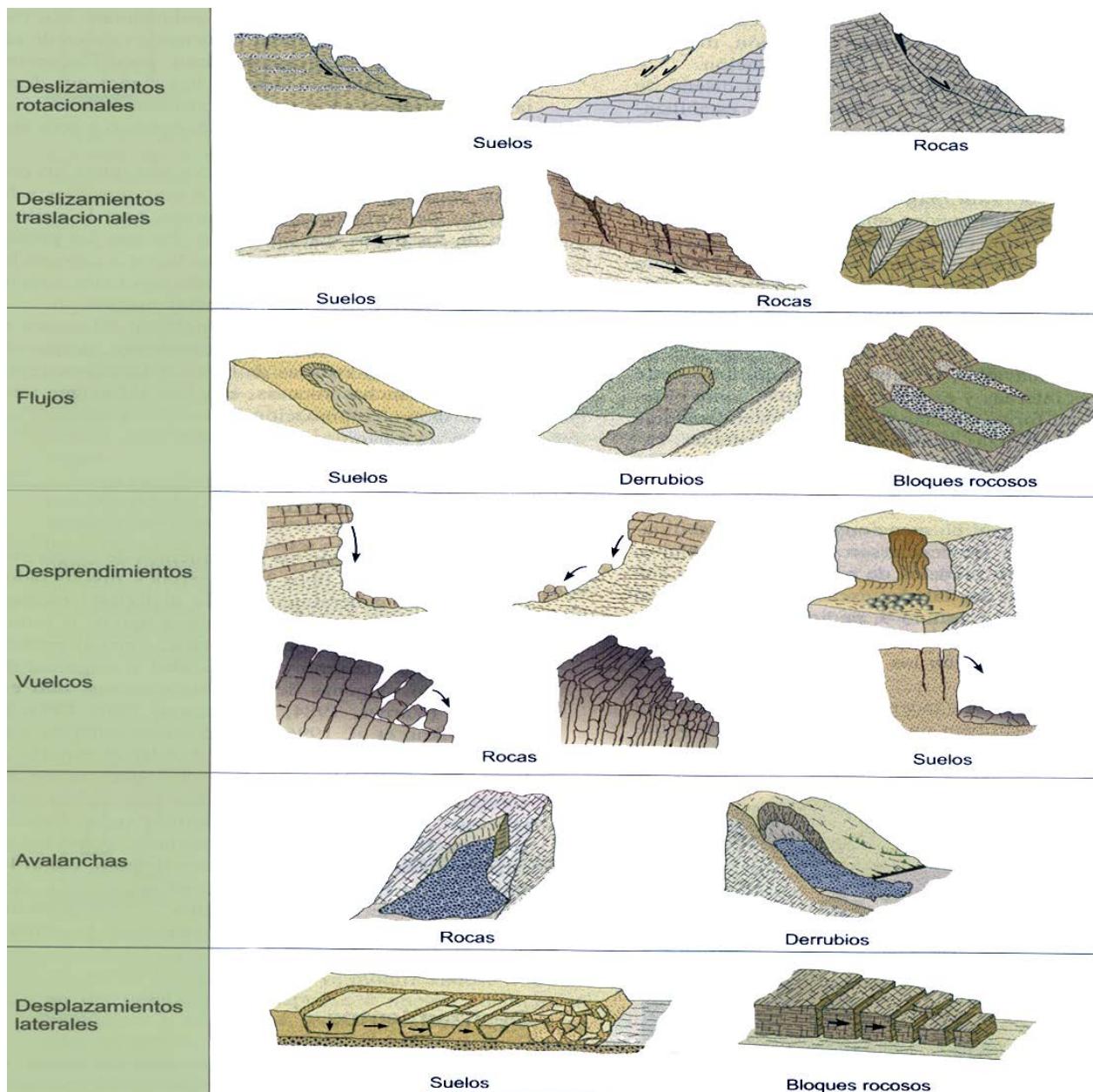


Figura 1. Tipos de movimientos de ladera. Fuente: tomado de (González de Vallejo, 2002 en Jiménez, 2005) basada en la clasificación de Varnes (1978).

### ***Deslizamientos (slides)***

Es el desplazamiento ladera abajo de una masa de suelo o roca, que tiene lugar predominantemente sobre una o más superficies de rotura, o zonas relativamente delgadas con intensa deformación de cizalla (Corominas y García, 1997). La superficie de ruptura define el tipo de deslizamiento ya sean rotacionales o translacionales.

#### ***Deslizamientos rotacionales***

En este tipo de deslizamientos la rotura tiene lugar a lo largo de una superficie curvilínea y cóncava. El terreno experimenta un giro según un eje situado por encima del centro de gravedad de la masa deslizada. El material de cabecera efectúa una inclinación contra la ladera, generando depresiones donde se acumula el agua e induce nuevas reactivaciones. Una vez producidos, son susceptibles de reactivación (Corominas y García, 1997).

#### ***Deslizamientos translacionales***

Estos se producen a lo largo de una superficie de rotura plana u ondulada y la masa deslizada puede proseguir por la ladera. Los componentes de la masa desplazada se mueven a la misma velocidad y siguen trayectorias paralelas. Este tipo de deslizamientos se subdividen en deslizamientos de roca en bloque, deslizamiento de derrubio en bloque y deslizamientos translacionales de suelos (Alcántara-Ayala, 2000).

### ***Flujos***

Son movimientos espacialmente continuos en los que las superficies de cizalla tienen corta vida y se encuentran muy próximas, generalmente no se conservan. La distribución de velocidades en la masa desplazada es parecida a la que se presenta en un fluido viscoso. De tal modo, la masa movida no conserva la forma en su movimiento descendente y origina la formación de lóbulos a partir del predominio del movimiento intragrangular (Corominas y García, 1997; Alcántara-Ayala, 2000). Existe una gradación desde los deslizamientos a los flujos dependiendo del contenido de agua, movilidad y evolución del movimiento. Un deslizamiento de derrubios puede convertirse en una

corriente o avalancha de derrubios a medida que el material pierde cohesión, incorpora agua y discurre por pendientes más empinadas (Corominas y García, 1997).

### ***Desprendimientos o caídas***

Es el despegue de una masa de suelo o roca de una pared empinada o acantilado. Su movimiento tiene lugar mediante caída libre y posterior rebote o rodadura. El movimiento es muy rápido y la rotura suele producirse por deslizamiento o vuelco de pequeña envergadura, proporcionando a la masa despegada una velocidad inicial. La propagación de los desprendimientos en laderas con pendientes superiores a los 76º se produce preferentemente por caída libre, mientras que en laderas de menos de 45º la propagación se realiza por rodadura y, eventualmente, por deslizamiento (Corominas y García, 1997). El material caído, una vez desparramado por la ladera, no suele experimentar nuevos movimientos. Cuando las caídas son frecuentes, los bloques se acumulan al pie de los escarpes rocosos formando depósitos de material, que ocasionalmente experimentan movimientos y originan corrientes de derrubios (Van Steijn *et al.*, 1988 en Corominas 1997).

### ***Vuelcos o caídas***

Es la rotación de una masa de suelo, detritos o rocas entorno a un eje o pivote determinado por su centro de gravedad. El movimiento es hacia la parte externa, por lo cual involucra inclinación o basculamiento. Se clasifican en vuelcos o desplomes de rocas, de derrubios o detritos y de suelos (Alcántara-Ayala, 2000).

### ***Expansiones o desplazamientos laterales***

Según Varnes (1978) existen dos tipos de extensiones laterales, la primera: fracturación y extensión de material compacto (tanto suelo como roca), debido a la licuefacción del material subyacente. El desplazamiento lateral provoca la fracturación de las capas de recubrimiento separándose en grandes bloques por entre los cuales es capaz de penetrar la arcilla. Y la segunda son movimientos que afectan al conjunto de formación sin que se identifiquen zonas basales de cizalla o flujo plástico, o por lo menos, sin que estén bien definidas. Suelen afectar a litologías blandas y deformables que se encuentran por debajo

de niveles potentes de materiales resistentes y densos. El desplazamiento lateral provoca la fracturación de las capas de recubrimiento separándose en grandes bloques por entre los cuales es capaz de penetrar la arcilla. El movimiento suele ser extremadamente lento. (Corominas y García, 1997).

## **2.2. Susceptibilidad a procesos de remoción en masa**

Al realizar la zonificación de la susceptibilidad o amenaza a procesos de remoción en masa, se pretende hacer la subdivisión del territorio de acuerdo con los diferentes grados de susceptibilidad identificados para el fenómeno estudiado (Soeters y van Westen, 1996).

En algunos estudios se utiliza la susceptibilidad y la amenaza a PRM como sinónimos a pesar de que son conceptos diferentes. La amenaza o peligro se define como la “probabilidad de ocurrencia de un fenómeno potencialmente dañino dentro de un período de tiempo específico y en un área determinada”, en síntesis, la amenaza está compuesta por la probabilidad temporal y probabilidad espacial (Wu *et al.*, 1996; Varnes, 1984). De tal modo, se considera a la susceptibilidad como la **probabilidad espacial** de que ocurra un PRM en un área bajo determinadas condiciones ambientales ( Brabb, 1984 ). En otras palabras, estima dónde es más probable que ocurra un PRM (Guzzetti *et al.*, 2006).

La susceptibilidad o probabilidad espacial está determinada por los factores que condicionan la ocurrencia del fenómeno en un sitio dado (ej. pendiente del terreno, geología, cubierta del suelo, etc.), y de la misma manera la probabilidad temporal está controlada por los factores detonantes o que inician el fenómeno (generalmente lluvia, sismos y actividad humana).

De acuerdo con Soeters y van Westen (1996), existen diferentes enfoques para realizar la zonificación de la susceptibilidad a proceso de remoción en masa, cada uno de ellos tiene una serie de ventajas y desventajas, a continuación, se mencionan los más utilizados.

- a) Inventario. El enfoque más directo para conocer la distribución de los procesos de remoción en masa es la creación de un inventario de dichos procesos presentes en un área de interés, generalmente mediante insumos de percepción remota (fotos aéreas e imágenes de satélite) así como trabajo de campo. Aun cuando dicho inventario es un insumo importante en la mayoría de los siguientes enfoques a describir, también se puede considerar ya como una primera aproximación a zonificar la amenaza a PRM, pues a través de él se pueden distinguir patrones espaciales en la distribución de los diferentes tipos de procesos de inestabilidad de laderas. Cabe aclarar que este enfoque no tiene la capacidad de mostrar las zonas donde existe el potencial de que ocurran estos eventos, y sólo muestra los lugares donde ya han ocurrido.
- b) Enfoque heurístico. Los métodos comprendidos en este enfoque se basan fundamentalmente en el conocimiento experto, esto quiere decir que el especialista utilizará su experiencia para reconocer y delimitar las zonas con diferentes tipos de procesos, identificando la interrelación de factores que pueden estar generado, o en el futuro podrían generar, la inestabilidad de las laderas. Algunas de las críticas a estos métodos afirman que son altamente subjetivos, cualitativos, y difícilmente repetibles. Es importante reconocer que, a partir de este enfoque en adelante, se pretende identificar las áreas que tienen potencial de presentar inestabilidad de laderas en el futuro.
- c) Enfoque estadístico. El inventario de PRM de la zona de estudio juega un papel importante en este enfoque, ya que con él se trata de establecer estadísticamente cuales factores estarían provocando la inestabilidad de laderas en base a los procesos ya ocurridos. Al identificar dichos factores, se puede pronosticar que la combinación de estos en otras áreas revela una mayor susceptibilidad a que ocurran movimientos en masa en estas zonas, que en aquellas donde no se combinan los factores o se presenta un menor número de ellos.

Algunas de las ventajas de este enfoque es que se considera altamente objetivo y fácilmente repetible, sin embargo, se requiere una gran cantidad de información para este tipo de modelado, y se puede pasar por alto el conocimiento experto, que en muchos casos es un aporte muy valioso a los estudios de la estabilidad de las laderas.

- d) Enfoque determinístico. Este se puede considerar como el enfoque más riguroso, pues se basa en la utilización de principios físicos para modelar la estabilidad de las laderas, una de las principales limitantes consiste en que requiere de información muy especializada para poder realizarse, dicha información en muchos casos no está disponible o simplemente no existe, por lo que puede ser muy costosa su aplicación, y adicionalmente sólo se puede aplicar a áreas muy pequeñas, donde las condiciones locales sean relativamente homogéneas, por lo que no se recomienda para áreas extensas.

En el marco de esta investigación se utilizará el enfoque estadístico para determinar la zonificación de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa, ya que el mismo es considerado factible para estudios a mediana escala donde no es necesario el conocimiento experto de la zona de estudio para establecer criterios de selección. A diferencia del método heurístico el cual se realiza a escalas más grandes y requiere conocimiento de expertos, y el determinístico que requiere para su aplicación datos muy precisos y confiables.

## CAPÍTULO 3- ÁREA DE ESTUDIO

### 3.1. Ubicación geográfica

La subcuenca del río Tuxpan pertenece a la cuenca del río Cutzamala y se encuentra ubicada en la región oriental del estado de Michoacán. Tiene una extensión territorial de 1880 km<sup>2</sup> aproximadamente y abarca 12 municipios, de manera total o parcial, de los 113 municipios que conforman esta entidad federativa. Limita al norte y noreste con los municipios de Zinapécuaro, Maravatio, Senguo e Irimbo. Al este y sureste con San José del Rincón y Zitácuaro. Por el sur y suroeste con Juárez y Tuzantla. Mientras que, al oeste y noroeste limita con la porción occidental del municipio de Hidalgo y Queréndaro (Fig. 2).

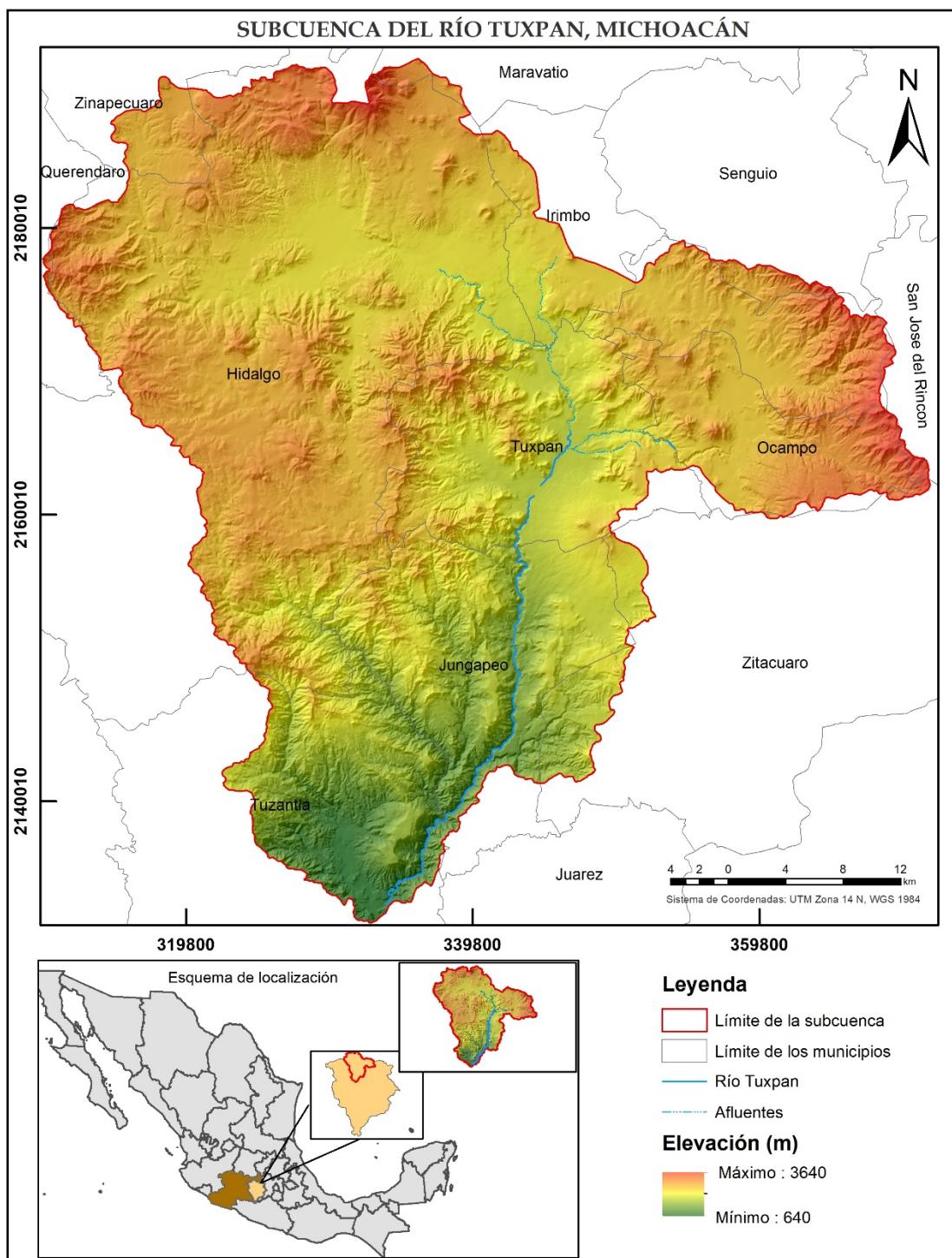


Figura 2. Ubicación geográfica de la subcuenca del río Tuxpan.  
Fuente: elaboración propia a partir de datos de INEGI, 2015.

### **3.2. Caracterización físico-geográfica**

La subcuenca del río Tuxpan se ubica en la vertiente meridional de la provincia morfotectónica del Eje Neovolcánico Transversal, enclavada en dos subprovincias fisiográficas, al norte y este la subprovincia de Mil Cumbres y al centro-sur la subprovincia Depresión del Balsas.

Según el análisis de la base de datos geológicos de INEGI (1978) a escala 1:50,000 correspondiente a la subcuenca se observa, que está compuesta en su mayoría por rocas de origen volcánico que representan el 85 % del área (Fig. 3). Predominan las andesitas y brechas volcánicas andesíticas (31 %); luego el basalto, las tobas basálticas y brechas volcánicas basálticas (28 %) y las riolitas y tobas riolíticas representan el 25.5 % del área. También se pueden encontrar rocas sedimentarias como calizas y conglomerados que representan el 5 % del área de estudio. Las rocas metamórficas son menos representativas con tan solo el 0.3% como son los esquistos.

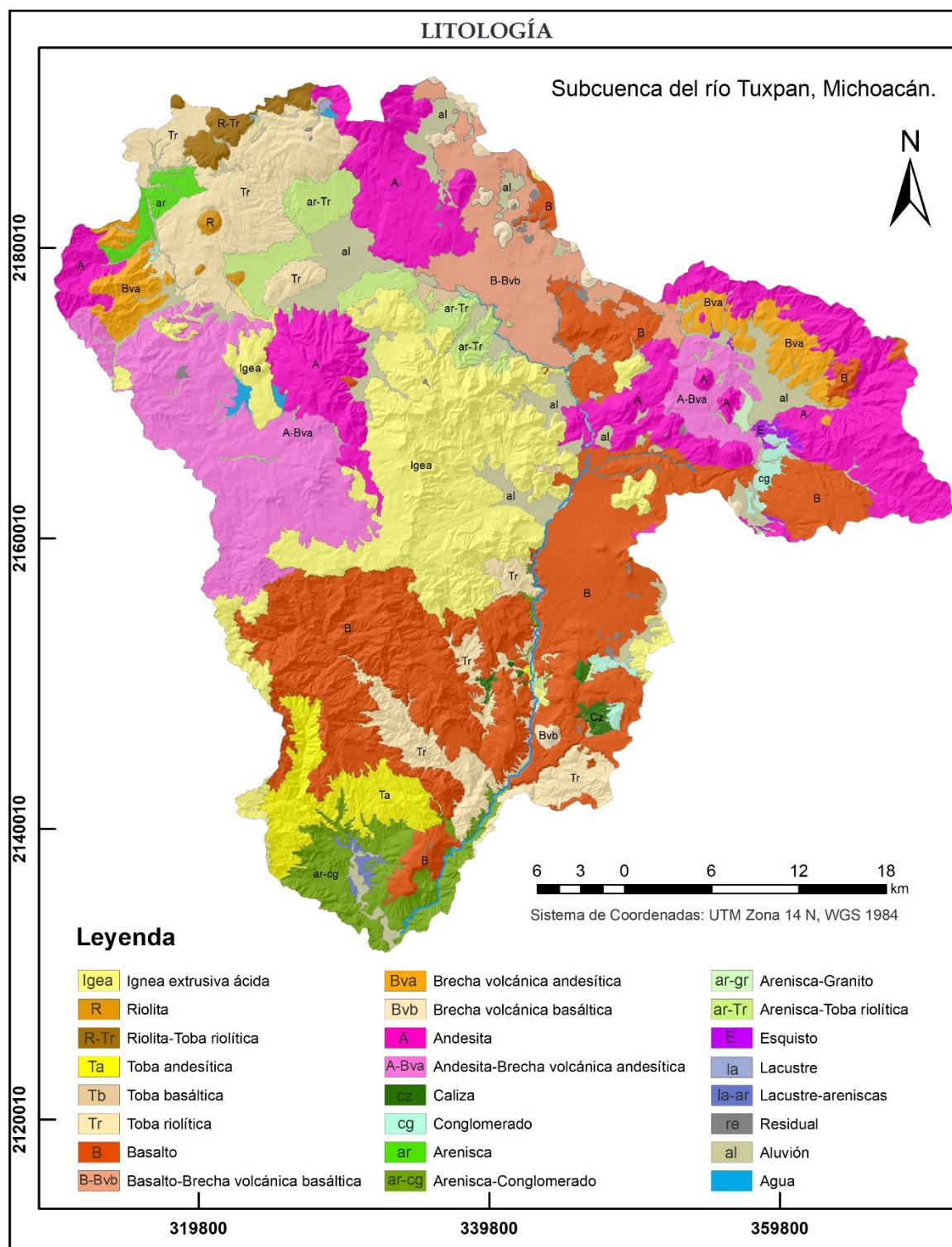


Figura 3. Tipos de rocas en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

Fuente: elaboración propia a partir de datos de INEGI, 1978.

Fisiográficamente, la subcuenca está dominada por montañas y sierras volcánicas, dado por la conjunción de los procesos de tectónica de bloques y la actividad volcánica del Cuaternario, los cuales reflejan particularidades topográficas locales en forma de escarpes y taludes, principalmente en los sistemas montañosos (Lugo y Córdova, 1990 en Arredondo, 2017).

El sector alto de la subcuenca está delimitado por montañas volcánicas plio-cuaternarias. Mientras que, los piedemontes vulcano-clásticos de las montañas convergen en su parte central hasta conectar con la angosta llanura aluvial del río Tuxpan. Los lomeríos altos y bajos son abundantes y en contraste podemos encontrar en la parte baja de la subcuenca rocas calizas, conglomerados y esquistos que permiten el encajamiento del río y desarrollo de un profundo valle erosivo en forma de "V", con lomeríos y mesas basálticas (Arredondo, 2017). Estas características morfológicas permiten encontrar una diferencia altitudinal entre los 640 y 3,640 metros con pendientes que oscilan entre 0 y 65 grados de inclinación (Fig. 2). En tanto, los suelos predominantes son del tipo Andosol, Luvisol, Leptosol, Vertisol, Phaeozem y Regosol (Fig. 4).

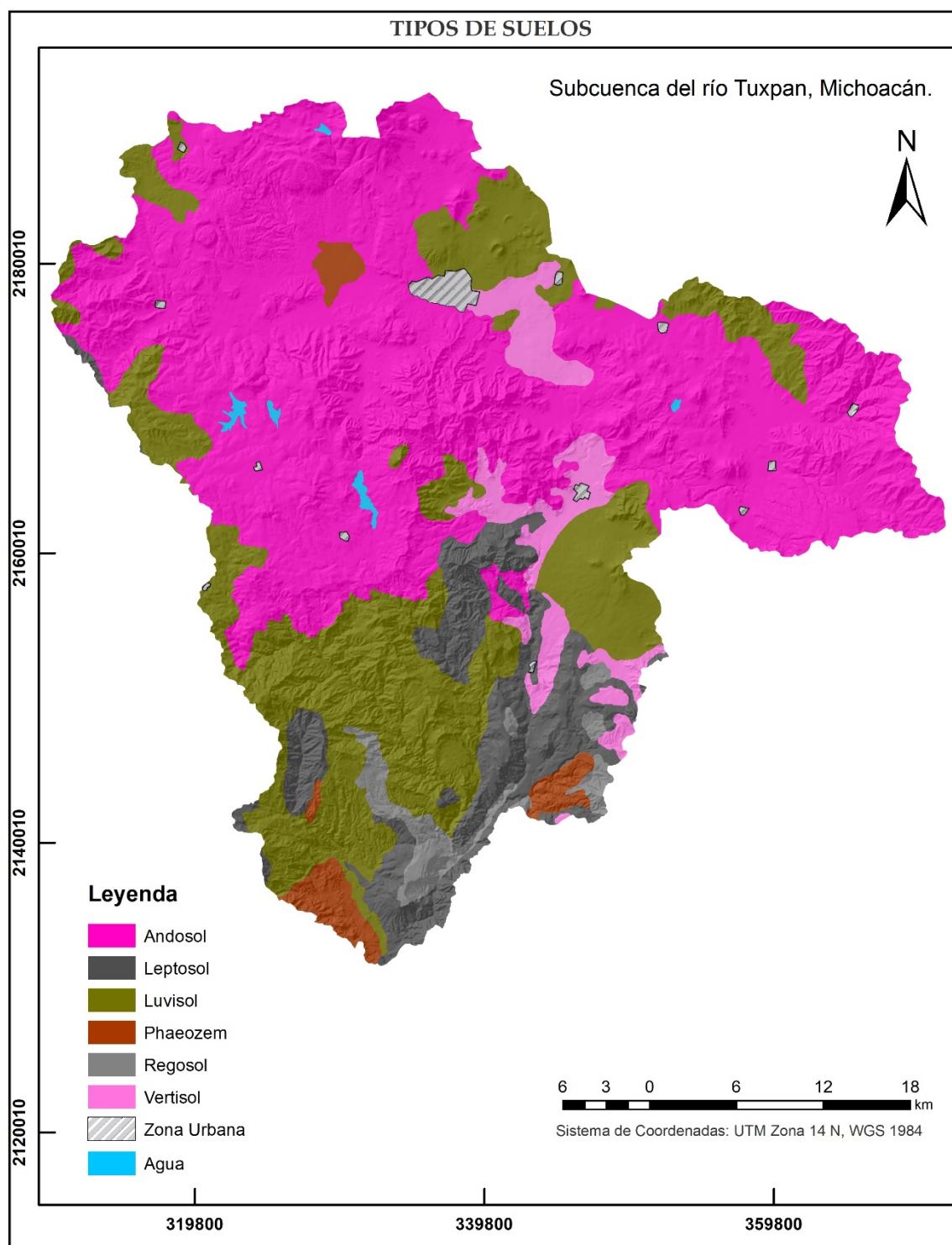


Figura 4. Grupo de suelos dominantes en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

Fuente: elaboración propia a partir de datos de INEGI, 2011.

Esta subcuenca pertenece a la región hidrológica del Balsas y es de tipo abierta o exorreica. Cuenta con una amplia red hidrográfica que tributa al río principal, siendo este el que le da nombre. De las 168 corrientes de agua perennes que se registran en esta zona, los afluentes más cercanos a río Tuxpan son: río Tetengueo con 20 km, siendo el segundo de mayor longitud después del río principal, río Grande con 15 km, río La Laja con 10 km y así respectivamente Angangueo, río Arroyo Grande, Piricua, río Coporo y El Aguacate. Aunque no menos importantes se encuentran alrededor de 2516 corrientes de agua intermitente que alimentan a la subcuenca (INEGI, 2015).

Dada la diferencia altitudinal al interior de la subcuenca, existe una variación climática que permite encontrar en las zonas más bajas, próximas al cauce del río, un clima tropical subhúmedo. Estas zonas se encuentran ubicadas hacia el centro y sur, donde la temperatura media anual sobrepasa los 18 °C y 22 °C y las precipitaciones en el mes más seco están por debajo de los 60 mm. Mientras que, en el resto del área el clima es templado e incluso semifrío en las zonas más elevadas. La temperatura media anual en las zonas templadas está entre 12 °C y 18 °C, con – 3 °C en el mes más frío y 22 °C en el mes más cálido. La precipitación en el mes más seco es menor de 40 mm y presenta lluvias de verano con índice de humedad entre 43.2 y 55. Las zonas con clima semifrío subhúmedo presentan un verano fresco largo y temperatura media anual entre 5 °C y 12 °C (Fig. 5).

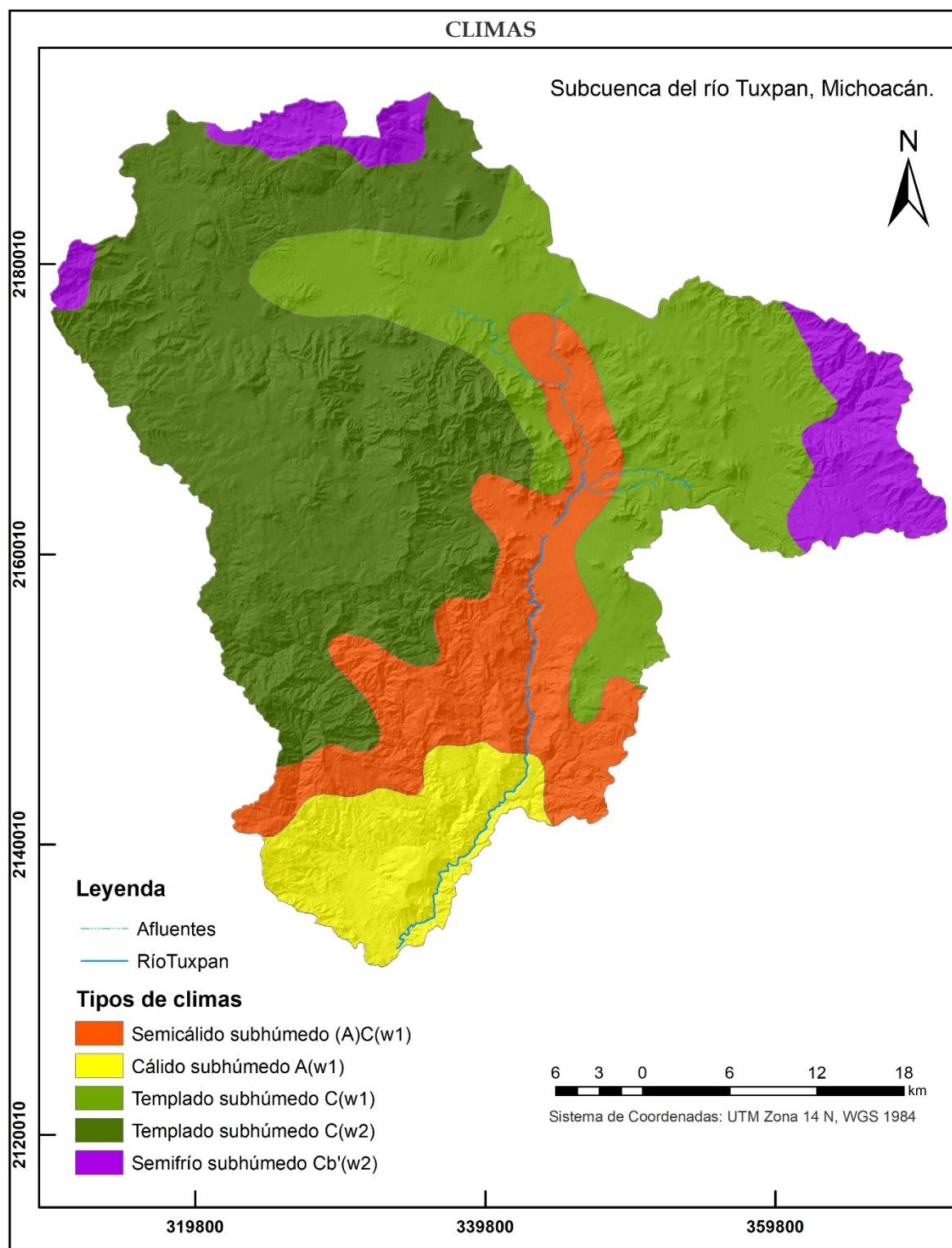


Figura 5. Tipos de climas en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

Fuente: elaboración propia a partir de datos de García (1998).

El desnivel altitudinal de la zona da lugar a la formación de tres fajas bioclimáticas que se adaptan a la distribución de las estructuras geológicas y los suelos. Se pueden encontrar en los lomeríos y colinas de la base de la subcuenca selva baja caducifolia; bosques de pino y mixtos de pino-encino en las laderas y fondos de los relieves volcánicos que conforman los lomeríos y montañas fundamentalmente al norte, centro y oeste de la zona. El bosque de oyamel se encuentra distribuido en las altas montañas que conforman el parteaguas de la subcuenca, principalmente al norte, este y oeste. Además, la actividad agrícola es un componente fundamental del paisaje de la zona, ya que abarca una amplia distribución espacial próximo a las márgenes del río, la llanura de inundación de este y terrazas aluviales, así como en las planicies, pie de montes y valles que encontramos en esta subcuenca (Fig. 6).

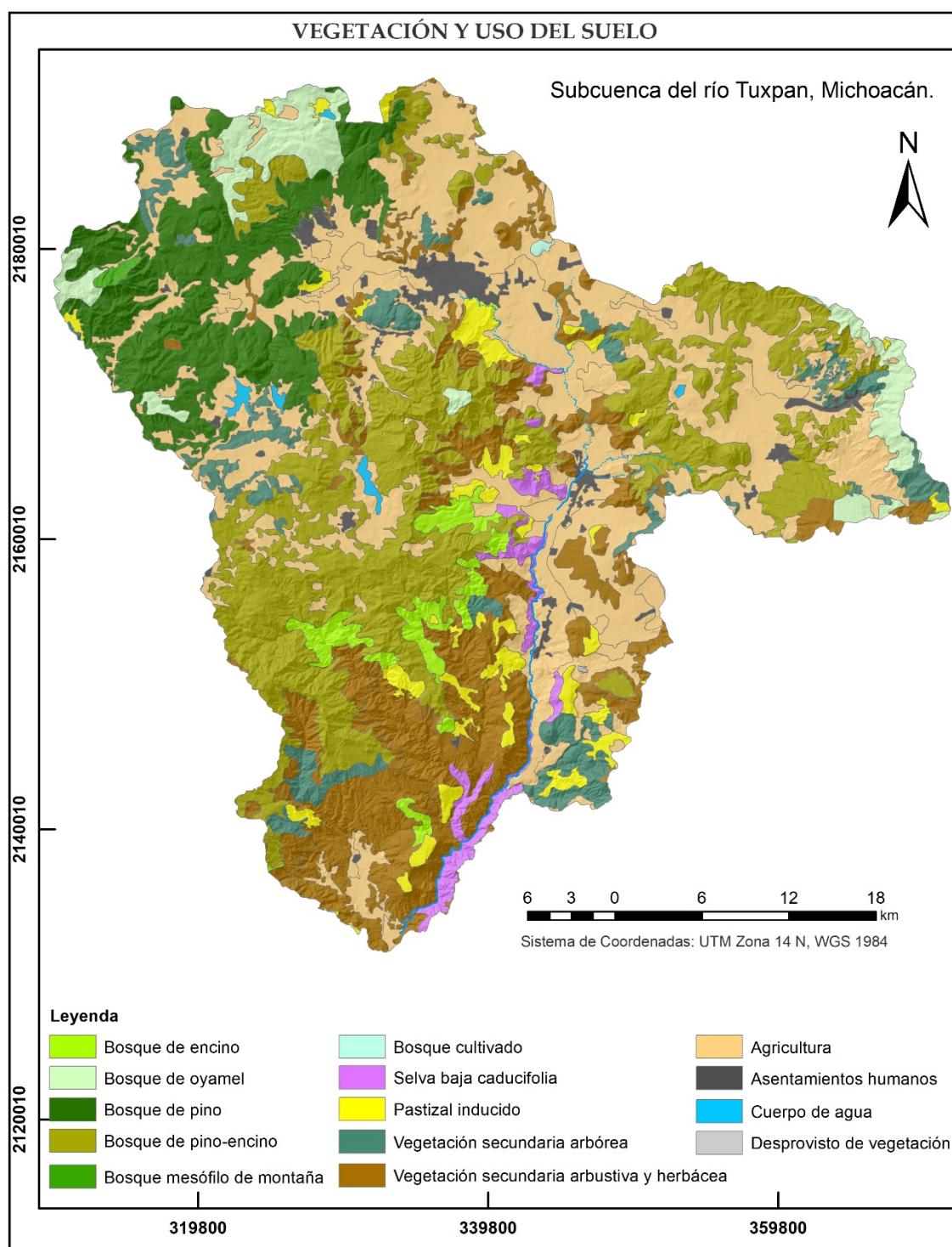


Figura. 6. Cubierta y uso del suelo en la subcuenca del río Tuxpan, Michoacán.

Fuente: elaboración propia a partir de datos de INEGI, 2017.

### **3.3. Características socio-económicas**

Determinar el número de población de una cuenca suele ser complejo dado que los límites naturales de la misma no se corresponden con los límites políticos administrativos. En consecuencia, la información proporcionada aquí estará sujeta a estas dificultades y se referirá a los municipios que sus asentamientos se encuentran dentro de la subcuenca del río Tuxpan.

La población aproximada de la subcuenca es de 200,000 habitantes, siendo los tres municipios con mayor número de habitantes, Hidalgo con un total de 117,620 seguido de Tuxpan con 26,026 y Ocampo con 22,628 habitantes. La densidad de población de la subcuenca es de 106 habitantes por kilómetro cuadrado aproximadamente (INEGI, 2010). Además, estos municipios cuentan con un total de viviendas particulares habitadas de 29,421 en Hidalgo, 7,039 en Tuxpan y Ocampo con 5,579. El uso y potencial del suelo en la subcuenca es principalmente agrícola y de aprovechamiento maderable, de modo que la principal fuente económica de sus habitantes se basa en estas actividades (INEGI, 2009).

## CAPÍTULO 4. MATERIALES Y MÉTODOS

Para poder aplicar los modelos estadísticos de análisis de susceptibilidad a procesos de remoción en masa en el área de estudio, fue necesario dividir el análisis en las siguientes etapas (Fig. 7):

En una primera etapa se elaboró un mapa inventario de procesos de remoción en masa (Fig. 8). Luego, se construyó una base de datos espaciales de los factores condicionantes de PRM, de la cual se derivaron los mapas correspondientes a cada una de las variables (Tabla 1). Como parte de la tercera etapa se procedió al ajuste de los modelos estadísticos a comparar. Posteriormente, se validaron los modelos mediante las curvas de predicción donde se compararon los resultados proporcionados por cada modelo con un conjunto de datos que no fueron utilizados previamente en el modelado (Fig. 7).

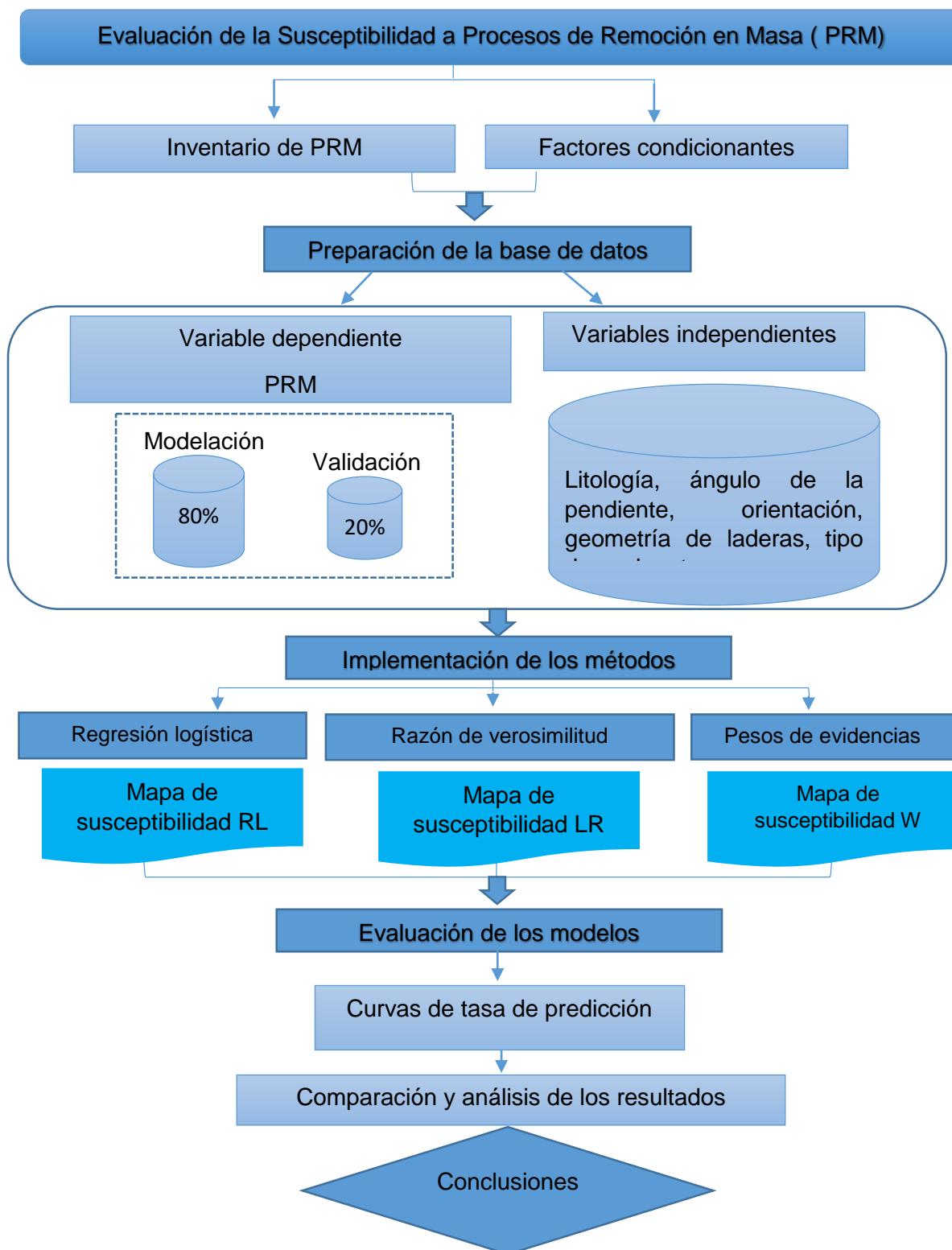


Figura 7. Diagrama de flujo metodológico.

#### **4.1. Mapa inventario de procesos de remoción en masa**

Como parte de la primera etapa se usaron las imágenes de Google Earth para desarrollar el inventario de procesos de remoción en masa, dada su disponibilidad temporal resolución espacial y acceso gratuito, que nos permitió cartografiar los procesos. El inventario se desarrolló mediante la interpretación multitemporal de imágenes entre 2003 y 2017. Para la interpretación de estas, se dividió el área de la subcuenca del río Tuxpan en subdivisiones horizontales que facilitaron el análisis visual sistemático de las imágenes. Para este análisis se observaron rasgos que permitieron identificar los procesos de remoción en masa, tales como, escarpes en forma de herradura, evidencia de corredores de escombros, ausencia de vegetación y depósitos. Luego se generó la cartografía digital con la herramienta de digitalización de Google Earth, donde se dibujaron dos polígonos de colores diferentes; los polígonos de color rojo representaron la zona de escarpe principal del PRM y los polígonos de color amarillo el material removido.

Luego de la interpretación de las imágenes, se procedió al reconocimiento en campo de aquellas zonas donde los rasgos observados no fueron muy claros para poder definir un PRM. Además, se visitaron otras zonas con el fin de identificar nuevos procesos que no pudieron ser reconocidos a partir de las imágenes. Aunque los procesos inventariados fueron de tipos superficiales como deslizamientos, flujos y avalanchas de derrubios, estos no se diferenciaron según su tipología para el análisis. Dado que el modelado se realizó para identificar las zonas susceptibles a estos procesos, lo más importante fue representar las zonas de escarpes donde se combinan los factores condicionantes que ocasionan la inestabilidad en las laderas.

Un total de 506 PRM fueron mapeados (Fig. 8) y se importaron los datos vectoriales al programa ArcGIS para generar el mapa de procesos de remoción en masa, proyectado en el sistema de coordenadas UTM zona 14, datum WGS84. En este contexto, los procesos de remoción en masa mapeados se dividieron en dos grupos. Mediante un código de Python se escogieron de manera aleatoria 404 PRM para la modelación (80

%) y aproximadamente el 20 % (102 PRM) para la validación del modelo (Xu *et al.*, 2012; Othman *et al.*, 2018).

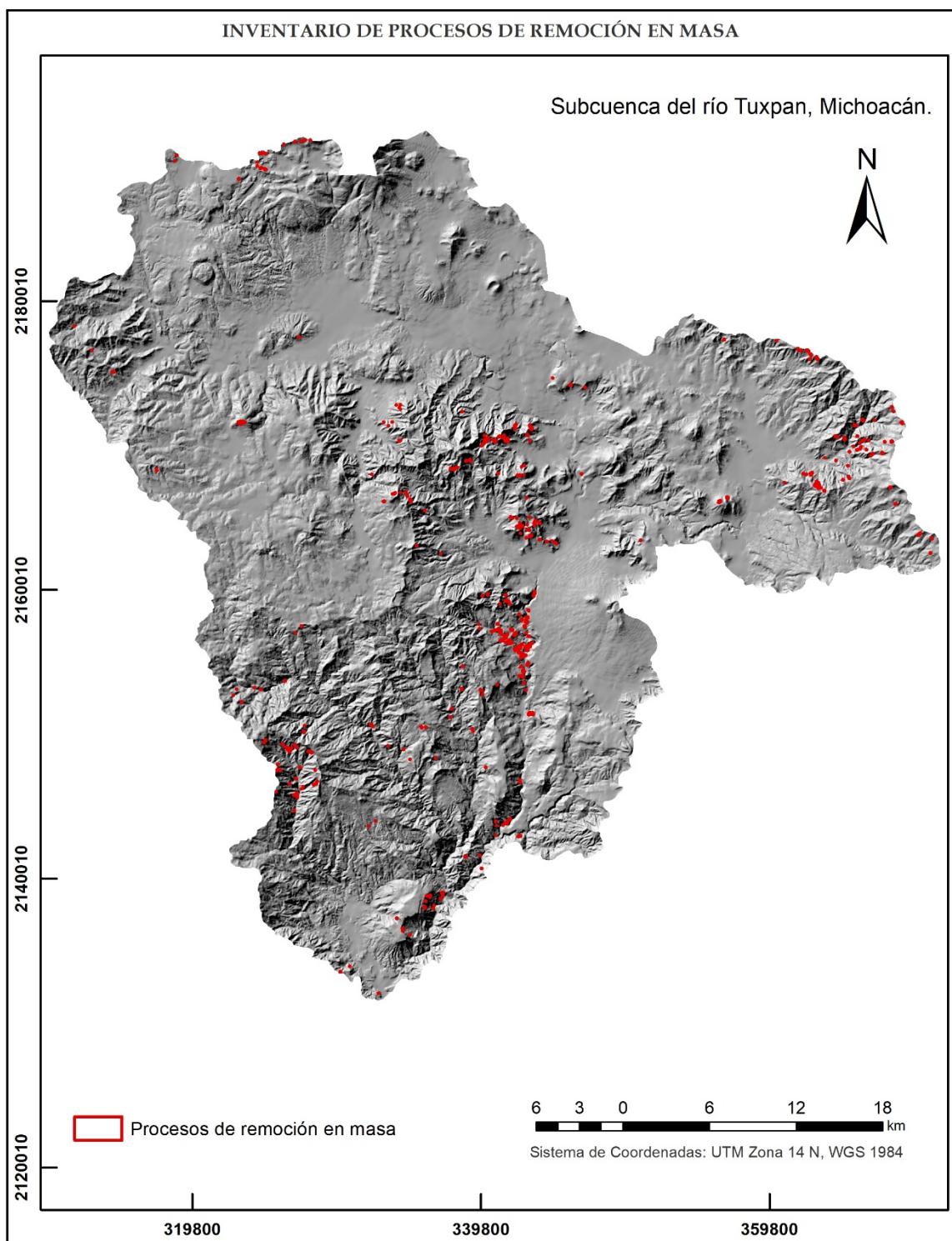


Figura 8. Procesos de remoción en masa en la Subcuenca del río Tuxpan.

Fuente: elaboración propia a partir de la interpretación de imágenes Google Earth.

Modelo sombreado elaborado utilizando curvas de nivel escala 1:50,000 de INEGI.

#### **4.2. Factores condicionantes de procesos de remoción en masa**

En una segunda etapa se desarrolló la cartografía de los factores condicionantes de procesos de remoción en masa mediante la herramienta ArcGIS. De acuerdo con las referencias anteriormente citadas, se seleccionaron diez factores: elevación, ángulo de la pendiente, orientación de la ladera, geometría de laderas, litología, distancia a fallas y fracturas, distancia a vías de comunicación, distancia a corrientes de agua, tipo de suelos y cubierta y uso del suelo (Akgun, 2012; Torres, 2017; Aditian, Kubota and Shinohara, 2018). Se obtuvieron múltiples mapas, los cuales contienen información de las variables escogidas para evaluar la susceptibilidad a PRM en el área de estudio (Fig. 9). Las variables numéricas como pendiente, elevación, etc. se dividieron de manera equidistante con el objetivo de interferir lo menos posible en los rangos establecidos al inicio del modelado estadístico. Además, las variables categóricas mantuvieron el número de clases inicial con que fueron elaborados los mapas.

Para calcular las variables derivadas de parámetros geomorfológicos como la geometría de laderas, el ángulo de la pendiente y la orientación se partió del Modelo Digital de Elevación (MDE). Este modelo fue preparado con un tamaño de píxel de 20 x 20 metros usando las curvas de nivel del mapa topográfico 1: 50 000 de INEGI. Los mapas de litología y de fracturas y fallas, se obtuvieron a partir de la digitalizaron las cartas geológicas 1: 50 000 de INEGI del año 1978. Las capas relacionadas con la distancia a corrientes de agua y vías de comunicación fueron extraídas del mapa topográfico 1: 50, 000 (Tabla 1).

Tabla 1. Variables utilizadas para el cálculo de la susceptibilidad a PRM

Base de datos espaciales	Capa de datos	Variables	Escala
Mapa de PRM	Inventario (PRM)	PRM	1:50 000
Cartas Topográficas (INEGI, 2015)	MDE	Elevación	1:50 000/ Píxel 20 x 20 m
		Geometría de laderas	
		Ángulo de la pendiente	
		Orientación de la ladera	
	Corrientes de agua	Distancia a corrientes de agua	
	Vías de comunicación	Distancia a vías de comunicación	
Cartas Geológicas (INEGI, 1978)	Litología	Litología	1:50 000
	Fallas y fracturas	Distancia a fallas y fracturas	
Mapa Edafológico (INEGI, 2007 )	Edafología	Tipos de suelos	1: 250 000
Imagen Sentinel, 30 de mayo 2018)	Mapa de cubierta y uso del suelo	Tipos de cubierta vegetal y uso del suelo	1:50 000/ píxel 10 x 10 m

Fuente: elaboración propia

El mapa de cubierta y uso del suelo utilizado en el análisis se obtuvo de una clasificación supervisada de imágenes Sentinel con resolución de media a detalla, dado que, los datos disponibles para la subcuenca se encontraban a una escala 1: 250,000 y se necesitaba un poco más de detalle. Esta clasificación se hizo a partir imágenes Sentinel del 30 de mayo de 2018 con una resolución espacial de 10 metros, mediante el programa ILWIS 3.3. Como resultado se obtuvo un mapa más actualizado del área de estudio con una fiabilidad global del 79 %. La fiabilidad del mapa se realizó mediante un muestreo aleatorio estratificado de 120 puntos, de los cuales, 15 correspondían a cada una de las clases del mapa (Tabla 2).

Las clases de asentamientos, agua, encino y pasto obtuvieron los valores más alto de fiabilidad: 100%, 93%, 93% y 80 % respectivamente. En cambio, algunos de los errores

en las clases restantes se deben a la semejanza entre ellas. Por ejemplo, algunos cultivos fueron clasificados como pasto y la clase de vegetación escasa y suelo desnudo se clasificó como pasto en algunos de los casos.

Tabla 2. Matriz de confusión del mapa de cubierta y uso del suelo elaborado mediante clasificación supervisada.

Interpretación \ Clasificación	Agua	Arbustos	Asentamientos	Coníferas	Cultivos	Encino	Pasto	Vegetación escasa o suelo desnudo	Total general
Agua	<b>14</b>								14
Arbustos		<b>11</b>			5			2	18
Asentamientos			<b>15</b>		1				16
Coníferas		2		<b>11</b>		1			14
Cultivos	1				<b>8</b>		3		12
Encino		2		4	1	<b>14</b>			21
Pasto							<b>12</b>	3	15
Vegetación escasa o suelo desnudo								<b>10</b>	10
Total general	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>15</b>	<b>120</b>

Fuente: elaboración propia.

### **4.3. Métodos para la evaluación de la susceptibilidad**

Como parte de la tercera etapa se llevó a cabo el ajuste y validación de los modelos de susceptibilidad. Se emplearon tres tipos de modelos estadísticos: regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia.

#### **4.3.1. Regresión logística**

La regresión logística es una técnica estadística que se utiliza para encontrar la relación entre un conjunto de variables independientes explicativas y una variable de respuesta dicotómica (Othman *et al.*, 2018). Esta puede implementarse a través del ajuste de un modelo lineal generalizado que usa como función de enlace la función *logit*. Dicho modelo se define a partir de la siguiente expresión:

$$\text{logit}(P) = \log\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_nx_n \quad (1)$$

Donde  $P$  es la probabilidad de que el evento de interés ocurra (PRM en este caso) ,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  constituyen las variables independientes (factores condicionantes),  $\beta_1 \dots \beta_n$  son los parámetros del modelo que cuantifican el efecto de los factores condicionantes sobre  $\text{logit}(P)$  y  $\beta_0$  es el intercepto del modelo (Lee, 2005; Lee *et al.*, 2007).

La relación entre la probabilidad de ocurrencia del evento de interés (PRM) y los factores condicionantes puede ser entonces expresada cuantitativamente a través de la ecuación

$$P = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_nx_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_nx_n}} \quad (2)$$

El modelo lineal generalizado se ajustó empleando la función `glm` del lenguaje estadístico R. Para tal fin los píxeles de los mapas de formato ráster fueron agregados en hexágonos de 1 ha. Se crearon un total de 188 210 hexágonos. De éstos fueron

excluidos los ubicados en los bordes del polígono de la subcuenca por no estar completos, resultando en un total de 183 791 hexágonos incluidos en el análisis. La agregación de los datos permitió evitar problemas de ajuste del modelo, ya que había muchas combinaciones posibles de variables predictoras en las cuales no se observó un PRM.

Como parte del proceso de ajuste de los modelos, se procedió primeramente a evaluar el efecto de cada variable independiente en la ocurrencia de procesos de remoción en masa, por lo que se llevó a cabo el ajuste de múltiples modelos con una solo predictor. Luego, se hizo una comparación de los modelos que incluyeron todas las combinaciones posibles de los predictores, para lo cual se utilizó el método paso a paso (stepwise). Para reducir el modelo y escoger el que explicara mejor la susceptibilidad a PRM con el menor número de variables, se utilizó el criterio de información de Akaike (AIC) (Anexo 3).

#### **4.3.2. Razón de verosimilitud**

El método de razón de verosimilitud o *Likelihood Ratio* (LR) aplicado en este estudio, se fundamenta en las funciones de favorabilidad propuestas por Chung y Fabbri (1993), quienes desarrollaron un marco matemático para construir modelos predictivos a partir de datos espaciales. El marco matemático del método es explicado a profundidad en Chung (2006).

Los enfoques de razón de verosimilitud se basan en las relaciones entre la distribución de PRM y cada factor condicionante y se utilizan para revelar la correlación que existe entre ellos en un área de estudio. La razón de verosimilitud de un tipo de factor es la razón o proporción del área de PRM dentro del área del tipo.

Este método destaca la diferencia entre la porción del área de estudio que contiene los PRM y el resto. Mientras mayor sea la diferencia en los valores de Likelihood (LR) entre las áreas con PRM y las áreas sin PRM, más alejado de 1 será el valor de LR, implicando una mayor capacidad predictiva de la variable condicionante para identificar las zonas

más susceptibles (Galve *et al.*, 2015). Por lo tanto, si la proporción es mayor que 1, mayor es la relación entre el PRM y los factores condicionantes, y si la proporción es menor que 1, menor es la relación.

Aplicando esto como ejemplo en variables categóricas ( $x_1, x_2, \dots, x_k$ ) se puede calcular la función  $\lambda$  para cada uno de los  $n$  mapas, a partir de la razón de verosimilitud para cada categoría o clase de cada mapa. Puede ser estimado de la siguiente forma:

$$\lambda_p(x_i) = \frac{P_1(x_i)}{P_0(x_i)} \quad (3)$$

donde

$P_1(x_i)$  es la proporción de píxeles con PRM dentro de la clase  $x_i$  del mapa  $i$

$P_0(x_i)$  es la proporción de píxeles sin PRM dentro de la clase  $x_i$  del mapa

Los valores obtenidos mediante esta técnica no se consideran valores de probabilidad espacial absoluta, ni necesariamente se restringen a un rango que oscila entre 0 y 1. Estos, son interpretados como valores relativos indicativos de la propensión o susceptibilidad a PRM e indican cuantas veces es más probable que ocurra un PRM bajo cierta condición que bajo otra diferente.

Siguiendo las técnicas antes mencionadas se procedió al ajuste del modelo. Primeramente, se convirtieron todos los mapas a formato ráster en el programa ArcGis, para usar el píxel como unidad de análisis. Luego, se calcularon los valores LR asociados a las clases de cada uno de los mapas de factores condicionantes. Este valor se calculó usando la ecuación 3. Seguido de esto, se hizo la superposición de los mapas en formato ráster, correspondientes a los factores condicionantes seleccionados. De esta operación se generó un nuevo mapa ráster formado por unidades de condiciones únicas, con un valor LR asociado. Este valor de LR resultante se obtuvo mediante la multiplicación de los valores LR de cada mapa factor en cada uno de los píxeles. Luego, se reclasificó el

mapa resultante en clases de igual área y se clasificó de acuerdo con su valor LR en clases de susceptibilidad que permitieron visualizar un modelo de probabilidad relativa espacial.

#### **4.3.3. Pesos de evidencia**

El método de pesos de evidencia parte del teorema de Bayes y los conceptos de probabilidad a priori y condicional. El mismo se basa en establecer relaciones entre la distribución del fenómeno a estudiar (PRM) y los factores que lo causan o condicionan su presencia/ausencia (factores asociados a la susceptibilidad de PRM), para poder predecir su ocurrencia (Bonham-Carter, 1994). De tal modo, permite conocer la susceptibilidad a PRM mediante la sumatoria de pesos calculados cuantitativamente de acuerdo con la sobreposición espacial que tienen dichos factores condicionantes y la presencia del fenómeno a estudiar.

La probabilidad a priori o previa es la probabilidad de que, en un punto, elegido de manera aleatoria en el área de estudio, ocurra dicho fenómeno, en este caso un proceso de remoción en masa. En términos de análisis espacial, no es más que la densidad de PRM en el área de estudio y puede ser expresada con la siguiente ecuación:

$$P \text{ a priori} = \text{área del fenómeno} / \text{área total}$$

$$P(D) = N_{pix}(D) / N_{pix}(T) \quad (4)$$

Donde:

$P(D)$ : probabilidad a priori de que ocurra un proceso de remoción en masa

$N_{pix}(D)$ : número de pixeles con PRM en el mapa

$N_{pix}(T)$ : número total de pixeles en el mapa

La probabilidad condicional es la probabilidad de ocurrencia de un fenómeno (D) sabiendo que la condición (B) está presente en el área de estudio. De tal modo, se puede escribir como  $P(D|B)$ , probabilidad de D estando en B, la cual se denota como:

$$P(D|B) = P(D \cap B) / P(B) = N_{pix}(D \cap B) / N_{pix}(B) \quad (5)$$

donde D representa los PRM y B la información categórica de los factores que condicionan los PRM en la zona de estudio. Dicho de otra manera, es la densidad de PRM dentro de cierta unidad del mapa (tipo de roca, de suelo, rango de pendiente, etc.) y se calcula dividiendo el número de píxeles con PRM dentro de esa unidad del mapa, entre el número de píxeles totales de la unidad.

Este método permite asignar pesos positivos y negativos a cada uno de los píxeles de los mapas factores (representado como una clase en un mapa de múltiples clases) y se puede calcular utilizando las siguientes ecuaciones (6 y 7):

$$W^+ = \log_e \frac{P(B_i|S)}{P(B_i|\bar{S})} \quad (6)$$

$$W^- = \log_e \frac{P(\bar{B}_i|S)}{P(\bar{B}_i|\bar{S})} \quad (7)$$

Donde:

$B_i$  – Es la presencia de un factor condicionante potencial de PRM

$\bar{B}_i$  – Ausencia de un factor condicionante potencial de PRM

$S$  – Presencia de un PRM

$\bar{S}$  – Ausencia de un PRM

$W^+$  se usa para evaluar la importancia de la presencia del factor en la ocurrencia del fenómeno y  $W^-$  para evaluar la importancia de la ausencia de este para la ocurrencia del fenómeno. Por tanto, el valor de  $W^+$  al ser positivo, indica que la presencia del factor en la ocurrencia de un PRM es favorable y si es negativo no lo es. Mientras que, el valor  $W^-$  al ser positivo indica que la ausencia del factor es favorable en la ocurrencia de PRM y si es negativo indica que no lo es.

De modo que, para calcular los pesos finales de cada una de las clases del mapa se debe aplicar la siguiente ecuación:

$$w_{map} = w^+ + \sum w^- - w^- \quad (8)$$

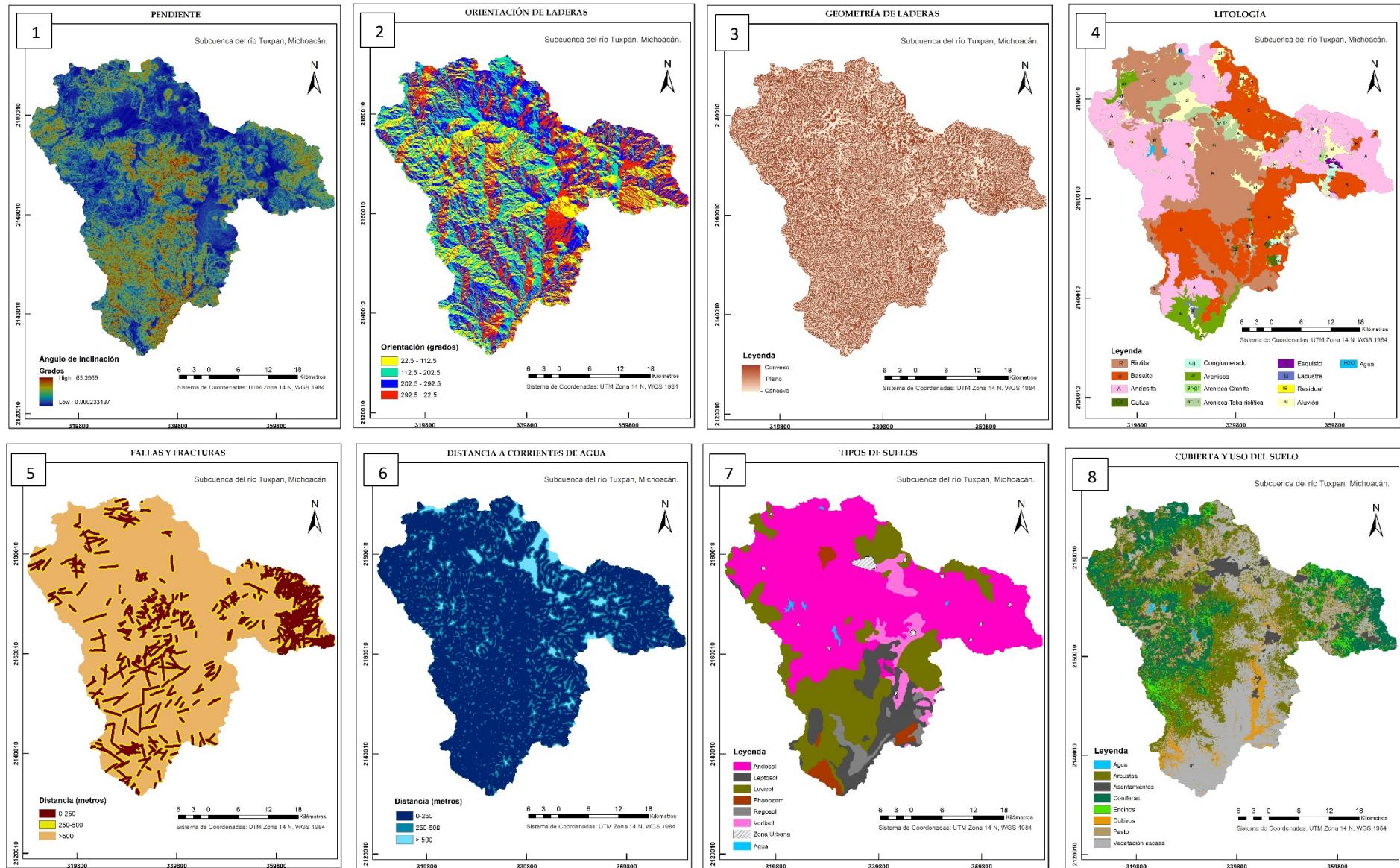
Adicionalmente, se usa el factor de contraste para establecer si la relación entre las clases del mapa y la ocurrencia de PRM corresponde o no con una coincidencia o si es por puro azar, esto se puede definir con la siguiente ecuación:

$$C_w = W^+ - W^- \quad (9)$$

#### **4.4. Preparación de los datos de entrada a los modelos**

Para ejecutar los modelos propuestos fue necesario rasterizar los mapas de factores condicionantes, los cuales se llevaron a un tamaño de píxel de 20 x 20 metros, para obtener la misma resolución espacial del modelo digital de elevación (MDE). Luego, mediante la herramienta Reclassify del programa ArcGis se reclasificaron en un determinado número de clases que permitió llevar a cabo la metodología propuesta para obtener los modelos de susceptibilidad. En el Anexo 1 se muestran las variables y clasificación que se usó para el análisis inicial.

Luego de algunos análisis previos, se reclasificaron algunos mapas de factores (Anexo 2), para evitar tener clases donde no se observaron PRM y por ende evitar errores o problemas en la implementación de los métodos. Para hacer comparable los tres modelos estadísticos, se usó el mismo número de predictores y de clases en cada uno de ellos (Fig. 9).



**Figura 9.** Factores condicionantes utilizados como variables independientes en la evaluación de la susceptibilidad a PRM: (1) ángulo de la pendiente, (2) orientación de laderas, (3) geometría de laderas, (4) litología, (5) distancia a fallas y fracturas, (6) distancia a corrientes de agua, (7) tipos de suelos, (8) cubierta y uso del suelo.

#### **4.5. Validación de los modelos de susceptibilidad**

Una parte importante del análisis de susceptibilidad a PRM es la evaluación de los mapas generados por cada uno de los métodos estadísticos. Luego de obtener un modelo de predicción, la validación adecuada debe llevarse a cabo mediante la comparación entre los resultados de la predicción y una muestra independiente de PRM. Para identificar el mejor modelo de susceptibilidad se aplicó el método de curva de tasa de predicción o *prediction-rate curve* (PRC). Las curvas de tasa de predicción (PRC) son curvas de frecuencia acumulativa que muestran, en un gráfico bidimensional, la proporción del rango de susceptibilidad en el área de estudio (en el eje de las abscisas), y en el eje de las ordenadas, la proporción de procesos de remoción en masa de la muestra de validación (Chung *et al.*, 1995).

Este método utiliza el cálculo del área bajo la curva (AUC en inglés) de la tasa de predicción como el criterio principal para evaluar cuantitativamente la capacidad predictiva de los modelos (Lee, Ryu y Kim, 2007; Galve *et al.*, 2015). Para que un modelo sea aceptable debe tener un AUC por encima del 50 por ciento (Chung y Fabbri, 2003). Este enfoque de evaluación permite conocer que tan confiable es la predicción del modelo respecto a los nuevos eventos que no fueron usados para la modelación.

Para obtener las curvas de predicción (PRC) se cruzó el modelo de susceptibilidad con una muestra muestra independiente de 102 PRM (20 % de los procesos inventariados) correspondientes al conjunto de datos de prueba, previamente seleccionados en la primera etapa (Fig.10). Luego, se obtuvo una tabla de validación cruzada que contiene las combinaciones entre las diferentes clases de susceptibilidad y los píxeles con y sin

PRM de la muestra de evaluación. En la misma tabla se calcula la proporción de píxeles con PRM en cada clase. Seguido de esto, se ordenaron las clases de mayor a menor susceptibilidad y se calculó la proporción acumulada de píxeles con PRM.

Con esta información se puede relacionar la proporción acumulada de píxeles con PRM con la proporción acumulada del área de estudio mediante curvas de frecuencia acumulada denominadas curvas de predicción. Esta curva de predicción resultante nos indica que proporción de los píxeles de mayor susceptibilidad es necesaria para predecir una determinada proporción de los píxeles con PRM de la muestra de evaluación. Cuanto más se aleje la curva de la diagonal, mayor será la capacidad de predicción del modelo. De este modo, si la curva es más recta y próxima al eje de las ordenadas en su tramo inicial, mejor el modelo discrimina las zonas de mayor susceptibilidad. En consecuencia, cuanto antes alcance la curva la proporción del 100% de PRM, mejor definirá el modelo las zonas menos susceptibles.

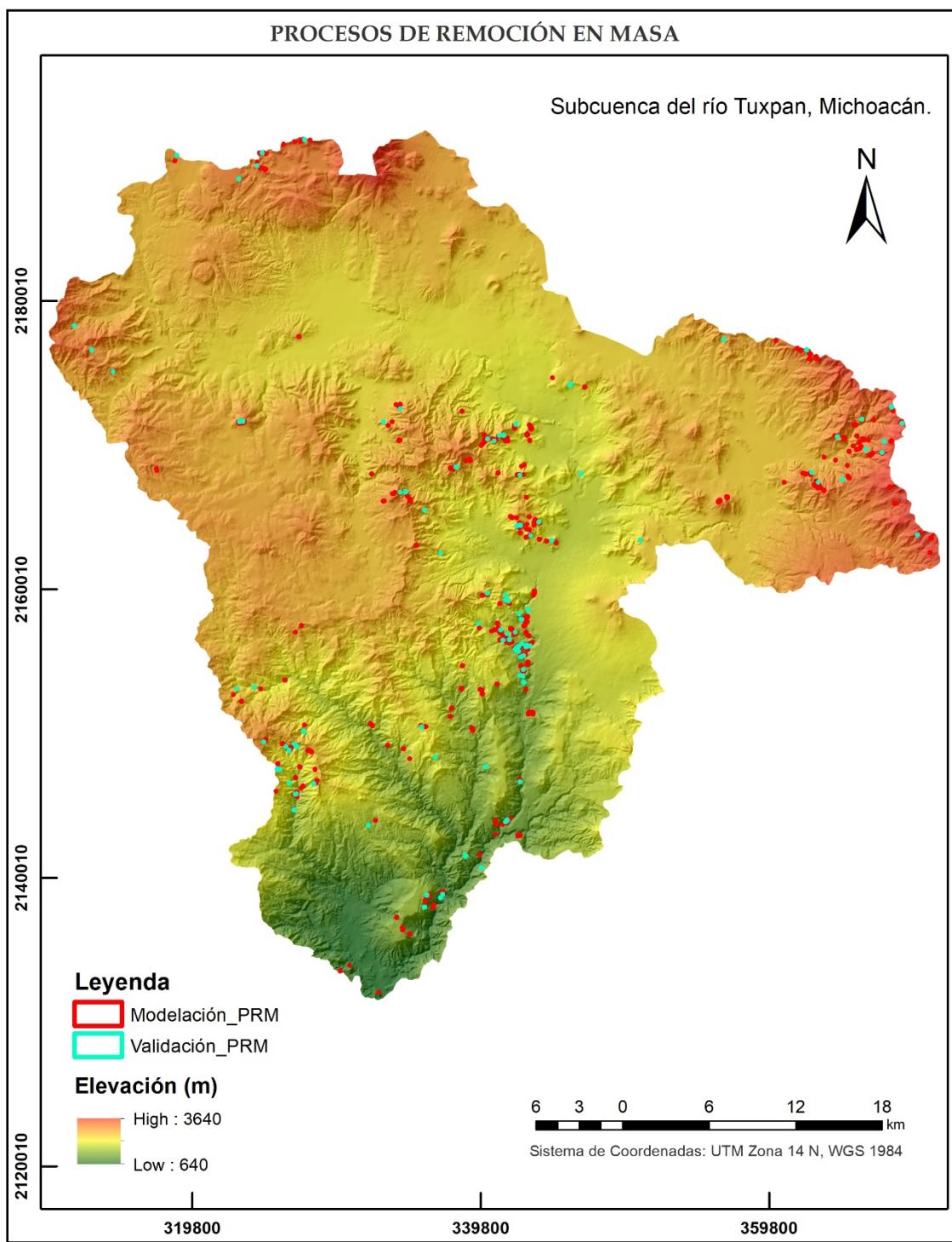


Figura 10. Mapa de los procesos de remoción en masa utilizados en el entrenamiento y validación de los modelos.

## CAPÍTULO 5. RESULTADOS

Las variables con mayor poder predictivo resultaron ser cinco de las diez seleccionadas para el análisis de la susceptibilidad y los tres modelos estadísticos demostraron tener una buena capacidad predictiva. Para el modelo de regresión logística se obtuvo el valor más alto de AUC (0.85), seguido del método de razón de verosimilitud (0.83) y pesos de evidencia (0.82).

### 5.1. Resultados derivados del modelo de Regresión logística

La construcción del modelo de regresión logística comenzó con diez variables predictivas. Mediante el ajuste de modelos con un solo predictor, se eliminaron la elevación y la distancia a las vías de comunicación ya que no mostraban una asociación significativa con la ocurrencia de PRM a la hora de ajustar el modelo. El resto de las variables resultaron ser significativas con un valor  $p < 0.05$ . El mejor modelo resultó estar compuesto por cinco variables que fueron las de mejor capacidad de predicción: litología, ángulo de la pendiente, orientación de la pendiente, tipos de suelos y cubierta y uso del suelo.

Mediante los coeficientes arrojados por el modelo (Tabla 3) se pudo interpretar como las variables independientes aumentaron o disminuyeron la probabilidad de PRM, bajo el supuesto de que las otras variables se mantienen constantes. Se observó que algunas de las clases de estas variables obtuvieron valores que influyen positivamente en la ocurrencia de los procesos de remoción en masa. La litología resultó ser un factor significativo donde las clases litológicas como la riolita, basalto, andesita, caliza y areniscas influyen positivamente en estos procesos. En el caso de la pendiente, mostró un patrón de incremento hasta los 50 ° de inclinación, después de los cuales disminuye, y las clases de orientación de la ladera influyeron positivamente, excepto aquellas laderas que se encuentran orientadas entre el oeste-noroeste y el norte-nordeste, las cuales mostraron un coeficiente negativo.

Por otro lado, el suelo de tipo Vertisol fue el único que influyó en el aumento de la probabilidad de estos procesos. En cambio, la variable de cubierta y usos de suelo presentó al bosque de encino como una clase protectora, mientras que, la vegetación escasa, los cultivos y asentamientos resultaron ser los más significativos en el aumento de la probabilidad. Con base en los coeficientes arrojados por el modelo, se calculó la estimación de la probabilidad asociada a cada una de las combinaciones posibles de los predictores y resultó que la combinación con mayor probabilidad estimada es la de roca tipo Riolita, suelo Vertisol, con un ángulo de la pendiente entre 40° - 50°, orientadas entre el este-sudeste y el sur-suroeste y vegetación escasa (Tabla 5).

**Tabla 3. Coeficientes<sup>1</sup> derivados del modelo de regresión logística mediante el software Rstudio**

Factores predictivos	Descripción de la clase	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercepto)	-	-8.920	1.020	-8.720	0.000
Orientación 2	22.5° - 112.5°	0.690	0.175	3.950	0.000
Orientación 3	112.5° - 202.5°	0.973	0.167	5.820	0.000
Orientación 4	202.5 ° - 292.5°	0.231	0.192	1.206	0.228
Suelo 2	Luvisol	-1.750	0.211	-8.290	0.000
Suelo 5	Phaeozem	-2.110	0.726	-2.900	0.004
Suelo 6	Vertisol	0.661	0.251	2.640	0.008
Suelo 7	Leptosol	-0.315	0.164	-1.920	0.055
Suelo 8	Regosol	-0.572	0.265	-2.160	0.031
Litología 2	Riolita	2.220	1.010	2.200	0.028
Litología 3	Aluvión	-11.900	482.000	-0.025	0.980
Litología 4	Basalto	2.070	1.010	2.040	0.041
Litología 5	Andesita	1.930	1.010	1.910	0.056
Litología 6	Residual	-10.100	1710.000	-0.006	0.995
Litología 7	Agua	-10.100	4200.000	-0.002	0.998
Litología 8	Esquistos	-12.200	1510.000	-0.008	0.994
Litología 9	Arenisca	1.320	1.050	1.260	0.206
Litología 10	Arenisca-Granito	-11.300	3530.000	-0.003	0.997
Litología 11	Conglomerado	-13.100	1190.000	-0.011	0.991
Litología 12	Caliza	1.860	1.420	1.310	0.192
Litología 13	Lacustre	-11.300	1810.000	-0.006	0.995
Pendiente.L	-	4.720	0.506	9.330	0.000
Pendiente.Q	-	-2.170	0.456	-4.760	0.000
Pendiente.C	-	-0.049	0.333	-0.146	0.884
Pendiente^4	-	-0.232	0.211	-1.100	0.272
Pendiente^5	-	0.112	0.123	0.916	0.360
Usos_suelo 3	Asentamientos	0.631	0.595	1.060	0.289
Usos_suelo 4	Bosque de coníferas	0.206	0.161	1.280	0.200
Usos_suelo 5	Bosque de encinos	-0.513	0.423	-1.210	0.225
Usos_suelo 6	Cultivos	0.850	0.293	2.900	0.004
Usos_suelo 7	Pasto	0.433	0.518	0.836	0.403
Usos_suelo 8	Vegetación escasa o suelo desnudo	1.040	0.146	7.120	0.000
Signif. Codes: 0*** 0.01** 0.05* 0.1 1					

<sup>1</sup> El **Intercepto** es el valor que toma la variable respuesta cuando las variables predictoras se encuentran en su nivel base (en este caso corresponde a la clase 1 de cada variable). Y la **Pendiente** es una variable ordinal y por ello el modelo ajustó tendencias de diferente orden (lineal, cuadrático, etc.) entre la pendiente y la presencia de PRM.

## **5.2. Resultados derivados de los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia**

Para hacer comparables los tres modelos se utilizaron las cinco variables predictoras seleccionadas para el modelo final de regresión logística. Teniendo en cuenta la variación en el valor de los rangos de clasificación de cada variable, se pudo observar en los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia, cuáles factores fueron más sensibles o efectivos para cada uno de ellos.

Como se muestra en la (Tabla 4) el ángulo de la pendiente, la orientación de la ladera y el tipo de suelo fueron las variables con mayor capacidad predictiva para ambos modelos. En cambio, las unidades litológicas y la cubierta y usos del suelo resultaron ser factores menos explicativos. En el modelo de razón de verosimilitud, la pendiente mostró un aumento desde las clases más bajas a la más alta y las laderas orientadas entre el norte-nordeste y el sur-suroeste fueron las de mayor probabilidad asociada. Para el modelo de pesos de evidencia mostró mayor peso para las pendientes entre 30° - 40 ° y de 40°- 50°. Por otro lado, las laderas con mayor probabilidad de PRM asociada fueron las orientadas del norte-nordeste al este-sudeste y del sur-suroeste al oeste-noroeste. Aunque los suelos Leptosol, Regosol y Vertisol fueron los que presentaron los valores más altos en ambos modelos.

**Tabla 4. Coeficientes derivados de los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia.**

Variable condicionante	Clases	Razón de verosimilitud	Pesos de evidencia
Ángulo de la pendiente (grados)	0-10	0.0044	-5.4998
	10-20	0.4063	1.0241
	20-30	0.9748	-0.1208
	30-40	3.7658	2.7945
	40-50	9.7904	2.3383
	> 50	12.402	-0.9862
Orientación de la ladera (grados)	292.5-22.5	0.7767	-0.8126
	22.5-112.5	1.13577	2.2233
	112.5-202.5	1.19358	0.6684
	202.5-292.5	0.8402	1.7652
Litología	Arenisca-Toba riolítica	0.0613	-2.8194
	Riolita	1.6461	0.7432
	Aluvión	0.0001	0.0000
	Basalto	0.9985	-0.0019
	Andesita	0.7651	-0.3687
	Residual	0.0001	0.0000
	Aqua	0.0001	0.0000
	Esquistos	0.0001	0.0000
	Arenisca	1.4884	0.4176
	Arenisca-Granito	0.0001	0.0000
	Conglomerado	0.0001	0.0000
	Caliza	1.0437	0.0432
	Lacustre	0.0001	0.0000
	Andosol	0.8825	-0.2242
	Luvisol	0.2657	-1.4967
Tipos de suelos	Aqua	0.0001	0.0000
	Zona Urbana	0.0001	0.0000
	Phaeozem	0.1559	-1.8383
	Vertisol	1.9091	0.7344
	Leptosol	3.2504	1.4796
	Regosol	1.9554	0.7323
	Aqua	0.0001	0.0000
	Arbustos	0.8867	-0.1687
Cubierta y uso del suelo	Asentamientos	0.1792	-1.7528
	Bosque de coníferas	0.6508	-0.5179
	Bosque de encinos	0.3527	-1.0726
	Cultivos	1.4251	0.3675
	Pasto	0.6441	-0.4606
	Vegetación escasa o suelo desnudo	1.5726	0.7538

En comparación con la regresión logística, ambos modelos presentaron algunas diferencias en cuanto a la mejor combinación de variables con los valores más altos de probabilidad estimada. El modelo de razón de verosimilitud mostró algunas diferencias respecto al tipo de suelo (Leptosol) y el ángulo de la pendiente ( $> 50^\circ$ ). Para el caso del modelo de pesos de evidencia las diferencias estuvieron en el tipo de suelo (Leptosol), el ángulo de la pendiente entre  $30^\circ - 40^\circ$  y la orientación de la ladera del norte-nordeste al este-sudeste (Tabla 5).

**Tabla 5. Condiciones óptimas bajo las cuales ocurriría un PRM en el área de estudio.**

Variables	Modelos	Regresión logística	Razón de verosimilitud	Pesos de evidencia
Litología		Riolita	Riolita	Riolita
Pendiente		$40-50^\circ$	$> 50^\circ$	$30-40^\circ$
Orientación		$112.5-202.5^\circ$	$112.5-202.5^\circ$	$22.5-112.5^\circ$
Tipo de suelo		Vertisol	Leptosol	Leptosol
Cubierta y uso del suelo		Vegetación escasa	Vegetación escasa	Vegetación escasa

### **5.3. Análisis y validación de los modelos de susceptibilidad a procesos de remoción en masa**

Los mapas de susceptibilidad a procesos de remoción en masa se reclasificaron utilizando el método de intervalos geométricos y quedaron divididos en cinco clases desde muy baja a la muy alta.

El resultado derivado de cada uno de los mapas mostró la probabilidad espacial de la ocurrencia a PRM en clases de muy baja, baja, media, alta y muy alta susceptibilidad (Figura 12). Se puede observar mediante el análisis de los mismos la proporción de área de la subcuenca que corresponde a cada una de estas clases (Figura 11).

Los mapas resultantes de los modelos revelaron que la clase de muy alta susceptibilidad representa la menor proporción de área, mientras que la muy baja fue la de mayor extensión. Como se muestra en los mapas derivados de la regresión logística y razón de verosimilitud, existe una distribución espacial similar entre las clases muy alta y alta con aproximadamente el 16 % en ambos; mientras que el de pesos de evidencia tiene una extensión que representa el 28 %. Por otro lado, las zonas de baja y muy baja susceptibilidad representan más del 50 % de la subcuenca. La mayor extensión la muestra el modelo de razón de verosimilitud que ocupa el 75 % del área, le sigue el de regresión logística con un 63 % y el de pesos de evidencia con 53 %.

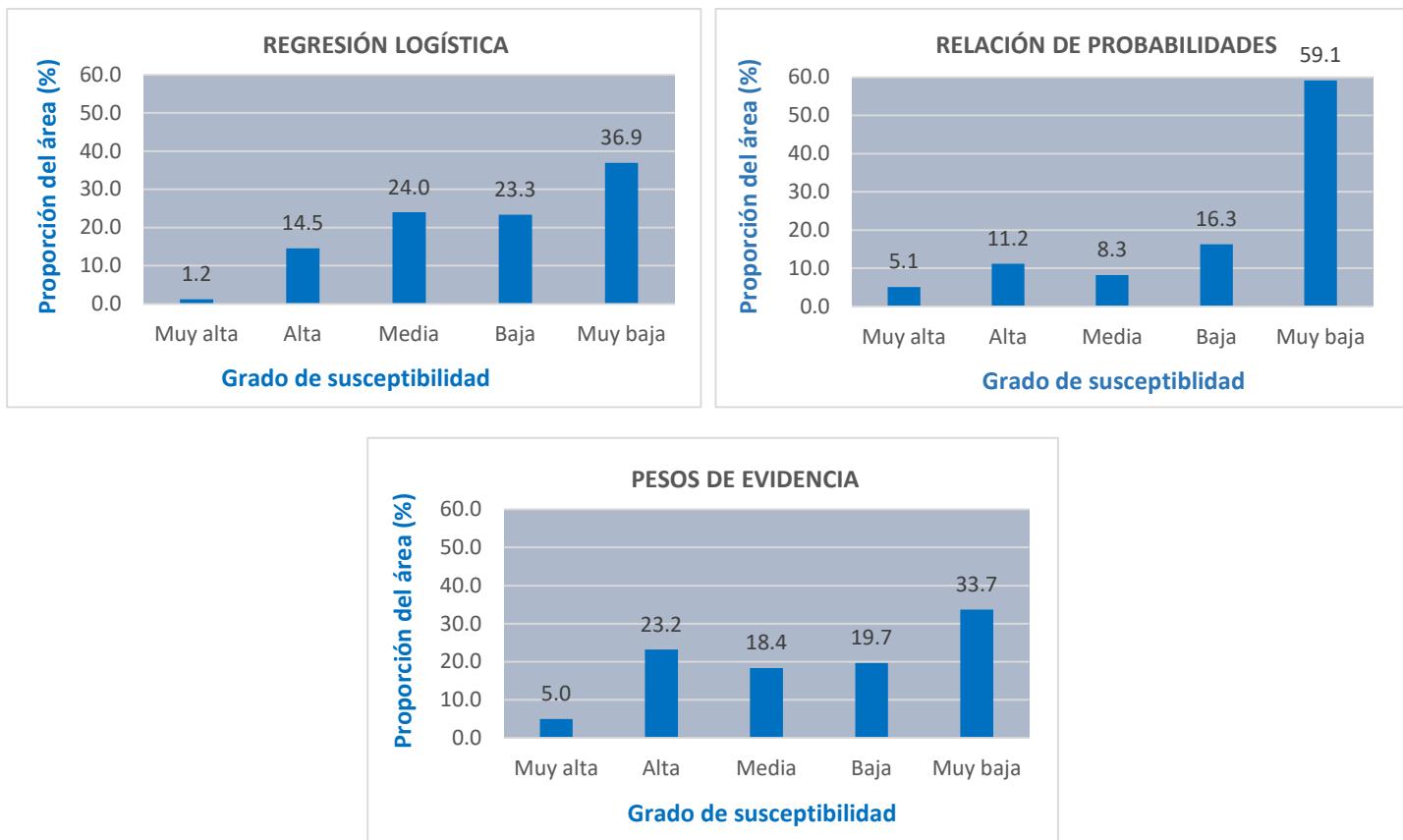


Figura 11. Proporción del área dentro de cada clase de susceptibilidad según los modelos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia.

La distribución espacial de estas zonas guarda relación con los factores condicionantes del terreno. En el caso de las zonas de muy baja susceptibilidad, en su mayoría, se encontraron en zonas llanas ubicadas sobre aluvión, sedimentos lacustres, areniscas con toba riolítica y suelos del tipo Andosol y Luvisol. Además, se encontró que esta clase estaba cercana o presente en el área de algunos asentamientos, principalmente al norte del área de estudio. En tanto, las zonas de muy alta y alta susceptibilidad se asociaron a laderas con importante inclinación y zonas de cultivos o escasa vegetación.

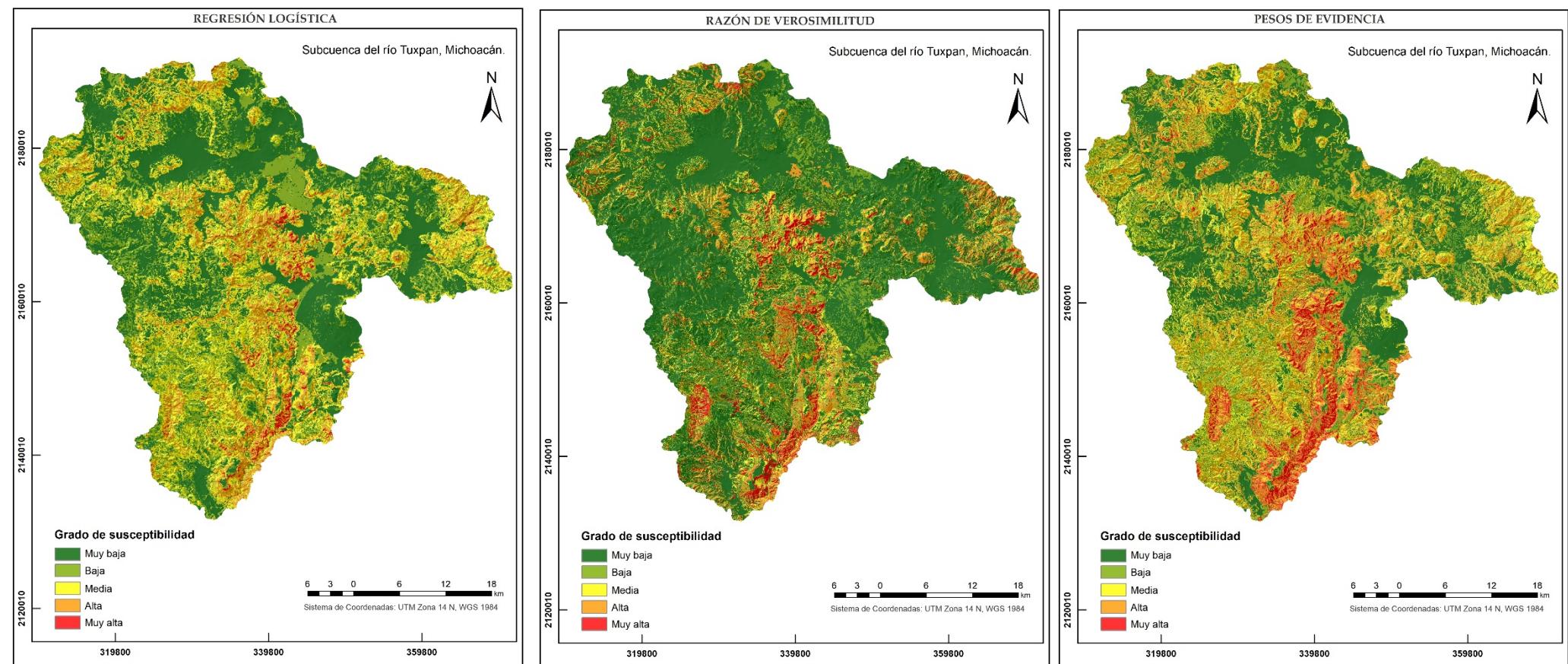


Figura 12. Mapas de susceptibilidad a procesos de remoción en masa derivados de los modelos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia.

### **5.3.1. Validación de los modelos**

La validación de los modelos estadísticos empleando la curva de tasa de predicción muestra que los tres modelos tienen una buena capacidad de predicción a procesos de remoción en masa. Para el modelo de regresión logística el AUC arrojó un valor de 0.85 (Figura 13A), mientras que el modelo de razón de verosimilitud obtuvo un AUC de 0.83 (Figura 13B) y el de pesos de evidencia de 0.82 (Figura 13C).

Por consiguiente, se determinó que el modelo de regresión logística tuvo la mejor capacidad predictiva. La combinación de las cinco variables elegidas como las de mayor capacidad de predicción proporcionó un modelo satisfactorio, capaz de predecir aproximadamente el 80 % de los PRM con el 20 % del área de mayor susceptibilidad. Mientras que, el modelo de pesos de evidencia a pesar de resultar ser el de menor capacidad de predicción, también presentó un pronóstico razonable con respecto a la distribución espacial de los PRM ya que pudo explicar con el 20 % del área de mayor susceptibilidad cerca del 60 % de los procesos (Figura 14). Además, este último, no registró ningún PRM en la clase de muy baja susceptibilidad.

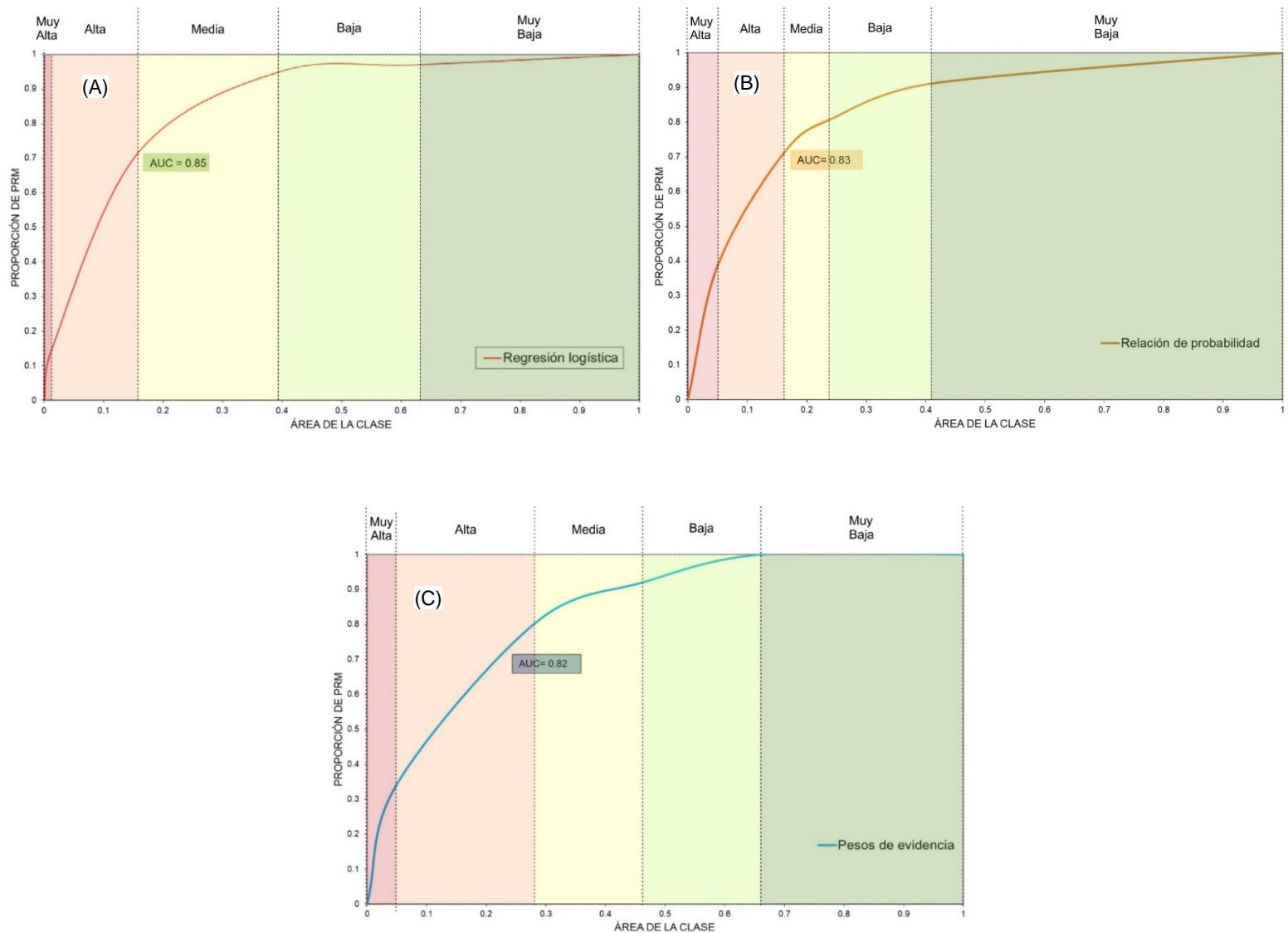


Figura 13. Evaluación de las curvas de tasa de predicción (PRC) derivadas de la validación de los modelos. AUC se refiere al área bajo la curva. A) Curva derivada del modelo de regresión logística, B) curva derivada del modelo de razón de verosimilitud y C) curva derivada del modelo de pesos de evidencia.

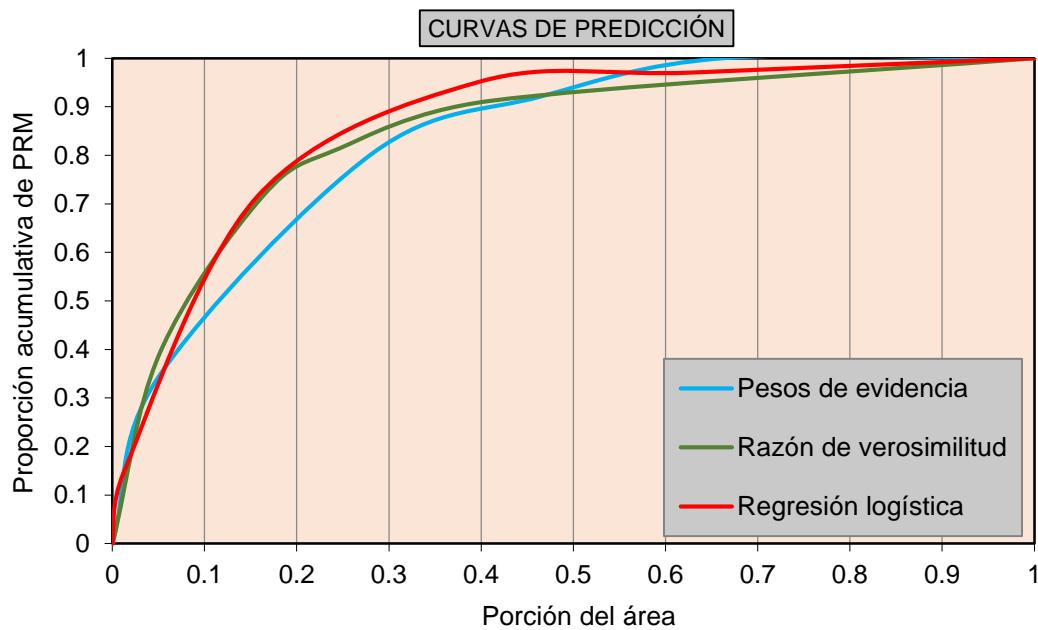


Figura 14. Gráfico de la evaluación de las curvas de predicción de los tres modelos empleados en el estudio. Representa en el eje de las Y la proporción acumulada de PRM y en el eje de las X la proporción del área de las clases de susceptibilidad desde la más alta hasta las más baja.

## CAPÍTULO 6. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

### 6.1 Discusión

Se probaron un total de 10 variables predictoras y luego se seleccionaron aquellas que resultaron tener mayor grado de significancia para la ejecución de los modelos. La evaluación de la susceptibilidad a PRM reveló que las variables que aumentaron la confiabilidad de los modelos fueron la litología, ángulo de la pendiente, orientación de la ladera, tipos de suelos y cubierta y uso del suelo. El modelo con mayor capacidad de predicción dada el AUC fue el de regresión logística, seguido del modelo de razón de verosimilitud y posteriormente el de pesos de evidencia.

#### 6.1.1. Variables predictoras de la susceptibilidad a PRM en la subcuenca del río Tuxpan

Las cinco variables escogidas para generar los modelos finales son consideradas los principales factores causales de la inestabilidad de laderas (Varnes, 1984) y han sido probadas en estudios previos (Tangestani, 2009). Los hallazgos sugieren que, el ángulo de la pendiente y la orientación de ladera son las variables más influyentes en la ocurrencia de PRM para los tres modelos en el área de estudio. Algunos autores concuerdan en el importante papel que juega la inclinación de la pendiente en la concentración de humedad en el suelo y el control a escala regional de la continuidad hidráulica (Ayalew y Yamagishi, 2005). Además, el aumento del gradiente en la pendiente genera un esfuerzo cortante inducido por la gravedad en los materiales no consolidados que conforman la ladera (Dai *et al.*, 2001; Xu *et al.*, 2012; Ozdemir y Altural, 2013).

En tanto, la orientación interviene en la ocurrencia de PRM, ya que se encuentra asociada con algunos factores locales como la exposición a los rayos solares, los vientos predominantes, la lluvia y la distribución de la cubierta vegetal en las laderas (Dai *et al.*, 2001; Yalcin *et al.*, 2011). Estudios anteriores han obtenido resultados similares a los de esta investigación, en cuanto a la relación de la orientación de la pendiente y los PRM, donde las laderas orientadas entre el este y el suroeste son más propensas a la

ocurrencia de estos eventos (Dai *et al.*, 2001; Yalcin *et al.*, 2011; Ozdemir y Altural, 2013). En cambio, (Ayalew y Yamagishi, 2005; Tangestani, 2009) reportaron las laderas orientadas al norte y al oeste como las más predispostas. Esta variable no coincide en algunos estudios, ya que se ve afectada por factores geográficos como la latitud, altitud, continentalidad, así como el hemisferio en el cual se encuentra la zona de estudio.

Por otro lado, las variables litología y cubierta y usos del suelo resultaron ser también importantes para el modelo de regresión logística. Según (Akgun, 2012; Ozdemir y Altural, 2013; Othman *et al.*, 2018) cada tipo de roca tiene una sensibilidad diferente que puede ocasionar la inestabilidad de laderas y ejerce un control fundamental sobre la geomorfología de un paisaje, dada la naturaleza y velocidad de los procesos geomorfológicos, que dependen de la meteorización de los materiales subyacentes (Dai *et al.*, 2001).

La cubierta del suelo es protectora y reductora de los PRM, la erosión y efectos de las gotas de lluvia sobre el suelo (Tangestani, 2009). Una cubierta de suelo inadecuada, en conjunto con otros factores, se convierte en una variable con mayor probabilidad asociada a PRM y abundancia de los PRM (Othman *et al.*, 2018). El efecto de la cubierta vegetal sobre la estabilidad de la pendiente influye en los procesos de infiltración en el suelo. Las raíces intervienen en la permeabilidad y refuerzo del suelo, siendo este último un aspecto significativo en la disminución de la inestabilidad en la ladera, ya que le proporciona una mayor resistencia al suelo (Yalcin *et al.*, 2011).

El tipo de suelo figuró como una variable más relevante en los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia. En concordancia con algunos autores, (Jakob y Hungr, 2005; Tangestani, 2009) las características de los suelos son importantes para estos procesos, por lo general, la respuesta a fuertes lluvias, es la fuente de la mayoría de los deslizamientos de suelos poco profundos.

Todos estos factores son ampliamente reconocidos como significativos para la ocurrencia de PRM. Estos se interrelacionan en un área con características geográficas

determinadas que hacen que tengan lugar los procesos de remoción en masa. El área de estudio se caracteriza por la presencia de frentes fríos y tormentas severas en algunas épocas del año. Cuando se manifiesta un evento detonante de este tipo, proporciona más humedad y aumenta también el escurrimiento superficial, lo que puede ocasionar que algunos tipos de suelos se vuelvan más pesado y en conjunto con el tipo de vegetación de la ladera y el ángulo de inclinación de esta, permitan que ocurra un deslizamiento poco profundo o flujos. También, se puede manifestar un terremoto, donde la litología (la cual es muy particular del área de estudio) jugaría un papel muy importante, ya que los materiales que conforman la ladera, en conjunto con todos los demás factores antes mencionados se logra producir algún tipo de procesos de remoción en masa.

#### **6.1.2. Modelos de susceptibilidad a PRM en la subcuenca del río Tuxpan**

Los tres modelos empleados para evaluar la susceptibilidad en el área de estudio proporcionan predicciones razonablemente satisfactorias en la distribución de futuros PRM. Los modelos de regresión logística y razón de verosimilitud lograron predecir la mayor cantidad de PRM con un área de susceptibilidad alta y muy alta significativamente menor que el modelo de pesos de evidencia. De este modo, podemos decir que estos dos modelos acotan mejor, espacialmente, la susceptibilidad en estas clases.

Los hallazgos son equivalentes a estudios comparativos similares. Tal es el caso de Akgun (2012) quien comparó la regresión logística (RL) con el método de razón de verosimilitud (LR) y análisis de decisión de criterios múltiples, obteniendo como resultado un mejor grado de predicción para el modelo RL, seguido del LR. También, se han reportado estudios donde se comparó la RL y el método de pesos de evidencias en conjunto con otros métodos (Ozdemir y Altural, 2013; Othman *et al.*, 2018), y se ha encontrado que la RL ha sido el modelo con mejor AUC, presentando ligeras diferencias con respecto al modelo de pesos de evidencia.

Al contrario, (Nsengiyumva *et al.*, 2019) comparó ambos modelos con otros y reportó al modelo de pesos de evidencia con un poder predictivo mayor que la RL. También,

algunas comparaciones de RL con otros métodos (Yilmaz, 2009; Wang *et al.*, 2015; Meng *et al.*, 2016; Yang *et al.*, 2019) han arrojado resultados donde este modelo presenta valores de AUC ligeramente más bajos. Cada modelo tiene sus ventajas y desventajas, por tanto, conocer sus limitaciones y habilidades juega un papel importante en este tipo de estudios. El modelo de regresión logística, aunque mostró mejores resultados, tiene ciertas desventajas en su aplicación, respecto a los otros dos modelos. En éste, el proceso de entrada y cálculo se hace más complejo por la cantidad de datos que se deben procesar, lo cual nos llevó a reducir el número de clases de las variables para obtener un mejor ajuste. Además, se debe tener dominio de un Software estadístico, en este caso Rstudio, para poder llevar a cabo un adecuado procedimiento. En cambio, la RL tiene como ventaja el uso de predictores tanto categóricos como continuos o numéricos. Además, puede proporcionar estadísticamente una estimación de la significancia de cada variable predictora en la presencia de los PRM, así como mostrar con claridad el ajuste que alcanza el modelo con respecto a los datos de entrada.

Mientras que, en los modelos de razón de verosimilitud y pesos de evidencia el proceso de entrada, cálculo y salida de los datos suele ser más simple y se puede procesar de modo sencillo en el entorno de un SIG. Sin embargo, las variables que se usan en la entrada a los modelos solo pueden ser tratadas como variables categóricas. De tal modo, es importante tener en cuenta la factibilidad del estudio que se desea realizar y enfocarse en los datos y métodos que puedan arrojar mejores resultados.

Los métodos estadísticos permiten evaluar y conocer la dinámica de los procesos de remoción en masa y son conocidos por ser menos subjetivos que otros métodos, ya que involucran en menor medida la opinión de un experto. Esta característica permite que sean reproducibles fácilmente en otras zonas de estudios, pero siempre se debe tener en cuenta que la variabilidad regional puede intervenir en su ajuste. Aunque también tienen sus desventajas, nos pueden ayudar a dar una primera aproximación para abordar los problemas relacionados a este tipo de fenómenos, relativamente rápido, ya que suelen ser un poco más sencillos de aplicar que otros métodos.

La regresión logística demostró tener cierta ventaja con respecto a los otros dos modelos, aun así, si necesitamos dar una respuesta rápida se debería considerar las restricciones y ventajas de cada modelo. En este caso, la razón de verosimilitud podría ser un método más adecuado debido a su fácil aplicación delante del método de regresión logística, que necesita del conocimiento de otros programas especializados y técnicas estadísticas para su aplicación. En cambio, el método de pesos de evidencia aunque tuvo un buen grado de predicción, es considerado por algunos autores como un método que necesita un poco más del criterio de expertos para obtener mejores resultados (Yalcin *et al.*, 2011; Othman *et al.*, 2018). La selección cuidadosa de un método y generar variables con mayor detalle, en lugar de concentrarnos en generar un mayor número de variables, puede ayudarnos a obtener mejores resultados en un menor tiempo.

## 6.2. CONCLUSIONES

La evaluación de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa hecha en este estudio sugiere que, de las 10 variables escogidas, las que mejor explican la probabilidad de ocurrencia a procesos de remoción en masa en el área de estudio son la litología, el ángulo de inclinación de la pendiente, la orientación de la ladera, tipos de suelos y cubierta y usos del suelo. De ellas, la orientación de la ladera y el ángulo de la pendiente tuvieron más influencia en la ocurrencia de PRM.

Los modelos de regresión logística, razón de verosimilitud y pesos de evidencia no habían sido comparados anteriormente de manera conjunta. Los resultados sugieren que los tres métodos son buenos para estimar la susceptibilidad a proceso de remoción en masa y tuvieron un comportamiento similar en cuanto al poder predictivo. Aun así, el modelo con mayor poder predictivo ( $AUC = 0.85$ ) fue el modelo de regresión logística, seguido del modelo de razón de verosimilitud con un  $AUC = 0.83$  y, por último, pero no menos importante el modelo de pesos de evidencia con un  $AUC = 0.82$ .

Se observó que los modelos de regresión logística y razón de verosimilitud acotaron mejor la distribución espacial de los procesos a remoción en masa en las clases de susceptibilidad alta y muy alta.

Mejorar la calidad de los datos de entrada referentes al inventario de los procesos de remoción en masa y las variables predictoras puede ayudar a obtener resultados más confiables en el mapeo de la susceptibilidad a PRM.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aditian, A., Kubota, T. and Shinohara, Y. (2018) ‘Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia’, *Geomorphology*. Elsevier, 318, pp. 101–111. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2018.06.006.
- Akgun, A. (2012) ‘A comparison of landslide susceptibility maps produced by logistic regression, multi-criteria decision, and likelihood ratio methods: A case study at Izmir, Turkey’, *Landslides*, 9(1), pp. 93–106. doi: 10.1007/s10346-011-0283-7.
- Alcántara-Ayala, I. et al. (2017) ‘The La Pintada landslide, Guerrero, Mexico: hints from the Pre-Classic to the disasters of modern times’, *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, 14(3), pp. 1195–1205. doi: 10.1007/s10346-017-0808-9.
- Alcántara-Ayala, I., López-García, J. and Garnica, R. J. (2012) ‘On the landslide event in 2010 in the Monarch Butterfly Biosphere Reserve, Angangueo, Michoacán, Mexico’, *Landslides*. Springer-Verlag, 9(2), pp. 263–273. doi: 10.1007/s10346-011-0291-7.
- Alcántara Ayala, I. (2000) ‘Landslides: ¿deslizamientos o movimientos del terreno? Definición, clasificaciones y terminología’, *Investigaciones Geográficas*, 41(1), pp. 7–25. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0188-46112000000100002&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0188-46112000000100002&script=sci_arttext)
- Amorim, S. et al. (2009) ‘Análisis comparativo de técnicas estadísticas y de terreno a los deslizamientos superficiales en el pirineo catalán’, *VII Simposio Nacional sobre Taludes y Laderas Inestables*, pp. 27–30. Disponible en: [https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/6732/VIISIMP2009\\_SA\\_final.pdf](https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/6732/VIISIMP2009_SA_final.pdf) (Consultado: 14 Agosto 2017).
- Arredondo, C. (2017) ‘Configuración morfoestructural del paisaje de la cuenca del río Tuxpan: un caso latinoamericano’ en Reyes, H.; Morera, C. y Reyes, O. (eds.), *Geografía ambiental: Métodos y técnicas desde América Latina* 1st edn. Herdia, Costa Rica.
- Atkinson, P.M. y Massari, R. (1998) ‘Generalized linear modelling of susceptibility to landsliding in the central Apennines, Italy’. *Computer Geoscience*, 24: 373-385.
- Atlas de Riesgos Naturales del Municipio de Tuxpan, Michoacán, 2011.* (2011). Tuxpan.
- Ayalew, L. and Yamagishi, H. (2005) ‘The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan’,

- Geomorphology. Elsevier, 65(1–2), pp. 15–31. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2004.06.010.
- Bonham-Carter, G. (1994) *Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS*. Elsevier Science, London.
- Brabb, E.E. (1984) ‘Innovative approaches to landslide hazard mapping’, *IV International Symposium on Landslides*. Toronto 1, 307–324.
- Brunsdon, D. (1979) ‘Mass movements’ en Embleton, C. E. y J. B. Thornes (eds.), *Progress in Geomorphology*, Arnold. pp. 130-186.
- Cambio de Michoacán (2014) ‘Advierten riesgo de deslave las comunidades de Las Pilas y La Cantera’. [En línea]. Disponible en: <http://www.cambiodemichoacan.com.mx/nota-230116> (Consultado: 17 Agosto 2017).
- Carrara, A. et al. (1999) *Use of GIS Technology in the Prediction and Monitoring of Landslide Hazard, Natural Hazards*.
- Carrara, A., Cardinali, M., Guzzetti, F. y Reichenbach, P. (1995) ‘GIS technology in mapping landslide hazard’ en Carrara, A. y Guzzetti, Z.F. (eds.), *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*. Kluwer Academic Publisher, Dordrecht, The Netherlands, pp. 135–175.
- Cervi, F. et al. (2010) ‘Comparing predictive capability of statistical and deterministic methods for landslide susceptibility mapping: a case study in the northern Apennines (Reggio Emilia Province, Italy)’, *Landslides*. Springer-Verlag, 7(4), pp. 433–444. doi: 10.1007/s10346-010-0207-y.
- Chen, W., Pourghasemi, H. R. and Zhao, Z. (2017) ‘A GIS-based comparative study of Dempster-Shafer, logistic regression and artificial neural network models for landslide susceptibility mapping’, *Geocarto International*. Taylor and Francis Ltd., 32(4), pp. 367–385. doi: 10.1080/10106049.2016.1140824.
- Chung, C.-J. (2006) ‘Using likelihood ratio functions for modeling the conditional probability of occurrence of future landslides for risk assessment’, *Computers & Geosciences*. Pergamon, 32(8), pp. 1052–1068. doi: 10.1016/J.CAGEO.2006.02.003.
- Chung, C.-J. F. y Fabbri, A. G. (2003) ‘Validation of Spatial Prediction Models for Landslide Hazard Mapping’, *Natural Hazards*. Kluwer Academic Publishers, 30(3), pp. 451–472. doi: 10.1023/B:NHAZ.0000007172.62651.2b.
- Chung, C. F., Fabbri, A.G., Van Westen, C.J. (1995) ‘Multivariate Regression Analysis for Landslide Hazard Zonation’ en Carrara A., Guzzetti F. (eds.) *Geographical*

- Information Systems in Assessing Natural Hazards. Advances in Natural and Technological Hazards Research, vol 5.* Springer, Dordrecht.
- Corominas, J. y García, Y. (1997) 'Terminología de los movimientos de ladera', *IV Simposio Nacional sobre Taludes y Laderas Inestables. Granada*, vol.3, 1051-1072.
- Corominas, J. (1997) 'Tipos de roturas en laderas y taludes', *Rockmodels Projet: Characterization and modeling of rockfalls*. Universidad Politécnica de Cataluña. 17 pp. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/260386631> (Consultado: 21 Agosto 2017).
- Cruden, D. M et al. (1993) *Multilingual Landslide Glossary*. The international Geotechnical Societies. UNESCO Working Party for World Landslide Inventory.
- Cruden, D. M. (1991) 'A simple definition of a Landslide', *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, No. 43, pp. 27-29.
- Dahal, R. K. et al. (2008) 'Predictive modelling of rainfall-induced landslide hazard in the Lesser Himalaya of Nepal based on weights-of-evidence', *Geomorphology*, 102(3–4), pp. 496–510. doi: 10.1016/j.geomorph.2008.05.041.
- Dai, F. C. et al. (2001) 'Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong', *Environmental Geology*, 40(3), pp. 381–391. doi: 10.1007/s002540000163.
- De la Luz, A. R. (2011) *Análisis y definición de tipos de deslizamientos y sus zonas de susceptibilidad en la microcuenca El Ventilador, Angangueo, Michoacán, México*. Tesis de Maestría. México, Facultad de Ciencias Naturales, Universidad Autónoma de Querétaro, Santiago de Querétaro.
- Frye, C. (2007) *About the Geometrical Interval Classification Method*. Disponible en: <https://www.esri.com/arcgis-blog/products/product/mapping/about-the-geometrical-interval-classification-method/> (Consultado: 21 Julio 2019).
- Galve, J. P. et al. (2015) 'Assessment of shallow landslide risk mitigation measures based on land use planning through probabilistic modelling', *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, 12(1), pp. 101–114. doi: 10.1007/s10346-014-0478-9.
- García, H. I. et al. (2016) 'La reubicación humana por desastre en Angangueo, Michoacán. Entre la participación y significación social', *Política y Cultura*, núm. 45, pp. 53-77. Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Xochimilco Distrito Federal, México. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=26745428004>

- García, E. (1998) *Climas* (clasificación de Koppen, modificado por García), 1:1000000. México: Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO).
- Guzzetti, F. et al. (2006) 'Estimating the quality of landslide susceptibility models'. *Geomorphology*. Elsevier, 81(1–2), pp. 166–184. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2006.04.007
- Guzzetti, F. et al. (1999) 'Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy', *Geomorphology*. Elsevier, 31(1–4), pp. 181–216. doi: 10.1016/S0169-555X(99)00078-1.
- Hemasinghe, H. et al. (2018) 'Landslide susceptibility mapping using logistic regression model (a case study in Badulla District, Sri Lanka)', *Procedia Engineering*. Elsevier, 212, pp. 1046–1053. doi: 10.1016/J.PROENG.2018.01.135.
- Hutchinson, J. (1968) 'Mass movement' en Fairbridge. R. W. (ed.), *Encyclopedia of Earth Sciences*. Reinhold, New York, 688-695.
- INEGI (2017) *Conjunto de datos vectoriales de Uso del Suelo y Vegetación*, 1:250 000, Serie VI. Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. <https://www.inegi.org.mx/>
- INEGI (2015) *Conjunto de datos vectoriales de información topográfica*, 1:50 000 serie III. México: Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. <https://www.inegi.org.mx/>
- INEGI (2011) *Conjunto de datos vectoriales edafológicos*, 1: 250 000 serie II. México: Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática.
- INEGI (2010) *Censo de Población y Vivienda 2010*. México: Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. [https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/default.html#Datos\\_abiertos](https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/default.html#Datos_abiertos).
- INEGI (2009) *Prontuario de información geográfica municipal de los Estados Unidos Mexicanos*. México: Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. <https://www.inegi.org.mx/app/areasgeograficas/?ag=16>.
- INEGI (1978) *Carta geológica*, hojas E14-A14 E14-A15, E14-A24, E14-A25, E14-A26, E14-A34, E14-A35, E14-A36, 1:50 000. México: Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática. <https://www.inegi.org.mx/>
- Jakob, M. y Hungr, O. (2005) *Debris-flow hazards and related phenomena*. Springer.

- Jiménez, J.D. (2005) *Análisis de la susceptibilidad a los movimientos de ladera mediante un SIG en la cuenca vertiente al embalse de Rules, Granada*. Curso de doctorado. Granada-España. Departamento de Ingeniería Civil, Universidad de Granada.
- Kaur, H. et al. (2018) 'Knowledge-driven method: a tool for landslide susceptibility zonation (LSZ)', *Geology, Ecology, and Landscapes*. Taylor & Francis, pp. 1–15. doi: 10.1080/24749508.2018.1558024.
- Lee, J.-H. et al. (2018) 'Modeling landslide susceptibility in data-scarce environments using optimized data mining and statistical methods', *Geomorphology*. Elsevier, 303, pp. 284–298. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2017.12.007.
- Lee, S. (2005) 'Application of logistic regression model and its validation for landslide susceptibility mapping using GIS and remote sensing data', *International Journal of Remote Sensing*. Taylor & Francis Group, 26(7), pp. 1477–1491. doi: 10.1080/01431160412331331012.
- Lee, S., Ryu, J.-H. y Kim, I.-S. (2007) 'Landslide susceptibility analysis and its verification using likelihood ratio, logistic regression, and artificial neural network models: case study of Youngin, Korea', *Landslides*. Springer-Verlag, 4(4), pp. 327–338. doi: 10.1007/s10346-007-0088-x.
- Liu, L. et al. (2019) 'An integrated approach for landslide susceptibility mapping by considering spatial correlation and fractal distribution of clustered landslide data', *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 1–14. doi: 10.1007/s10346-018-01122-2.
- Meng, Q. et al. (2016) 'GIS-based landslide susceptibility mapping with logistic regression, analytical hierarchy process, and combined fuzzy and support vector machine methods: a case study from Wolong Giant Panda Natural Reserve, China', *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. Springer Verlag, 75(3), pp. 923–944. doi: 10.1007/s10064-015-0786-x.
- Neuhäuser, B., Damm, B. and Terhorst, B. (2012) 'GIS-based assessment of landslide susceptibility on the base of the Weights-of-Evidence model', *Landslides*. Springer-Verlag, 9(4), pp. 511–528. doi: 10.1007/s10346-011-0305-5.
- Nsengiyumva, J. B. et al. (2019) 'Comparing probabilistic and statistical methods in landslide susceptibility modeling in Rwanda/Centre-Eastern Africa', *Science of The Total Environment*. Elsevier, 659, pp. 1457–1472. doi: 10.1016/J.SCITOTENV.2018.12.248.
- Othman, A. A. et al. (2018) 'Improving landslide susceptibility mapping using morphometric features in the Mawat area, Kurdistan Region, NE Iraq: Comparison

- of different statistical models', *Geomorphology*. Elsevier, 319, pp. 147–160. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2018.07.018.
- Ozdemir, A. and Altural, T. (2013) 'A comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan mountains, SW Turkey', *Journal of Asian Earth Sciences*. Elsevier Ltd, 64, pp. 180–197. doi: 10.1016/j.jseaes.2012.12.014.
- Parrot, J.-F. y Ochoa-Tejeda, V. (2013) 'The 2010 Muddy-Debris Flow of Angangueo (Mexico): Modelling and Simulation', in *Landslide Science and Practice*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 61–66. doi: 10.1007/978-3-642-31310-3\_9.
- Rabby, Y. W. y Li, Y. (2018) 'An integrated approach to map landslides in Chittagong Hilly Areas, Bangladesh, using Google Earth and field mapping', *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 1–13. doi: 10.1007/s10346-018-1107-9.
- Ramírez, M. (2010) 'En Tuxpan, declaran ladera del cerro de La Cruz como zona de alto riesgo', *Agua.org.mx.*, 10 de agosto [En línea]. Disponible en: <https://aqua.org.mx/en-tuxpan-declaran-ladera-del-cerro-de-la-cruz-como-zona-de-alto-riesgo/> (Consultado: 17 Agosto 2017).
- Reichenbach, P. et al. (2018) 'A review of statistically-based landslide susceptibility models', *Earth-Science Reviews*. Elsevier, 180(March), pp. 60–91. doi: 10.1016/j.earscirev.2018.03.001.
- Reyes, C., Dávila, P., Hernández, V. y Figueroa, S. (2018) 'Deep-seated gravitational slope deformations triggered by extreme rainfall and agricultural practices (eastern Michoacan, Mexico)', *Landslides*. 15: (1867) <https://doi.org/10.1007/s10346-018-1031-z>
- Riaz, M. T. et al. (2018) 'A Data-Driven Approach to Landslide-Susceptibility Mapping in Mountainous Terrain: Case Study from the Northwest Himalayas, Pakistan', *Natural Hazards Review*, 19(4), p. 05018007. doi: 10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000302.

- Soeters, R. y Van Westen, C. (1996) 'Slope Instability Recognition, Analysis, and Zonation' en Schuster, R.L y Turner, A.K (eds.), *Landslides: investigation and Mitigation*, 1st ed. Transport Research Board, National research council. Washington, D.C. pp.129 - 178.
- Tangestani, M. H. (2009) 'A comparative study of Dempster-Shafer and fuzzy models for landslide susceptibility mapping using a GIS: An experience from Zagros Mountains, SW Iran', *Journal of Asian Earth Sciences*, 35(1), pp. 66–73. doi: 10.1016/j.jseaes.2009.01.002.
- Teerarungsigul, S. et al. (2016) 'An integrative approach for regional landslide susceptibility assessment using weight of evidence method: a case study of Yom River Basin, Phrae Province, Northern Thailand', *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, 13(5), pp. 1151–1165. doi: 10.1007/s10346-015-0659-1.
- Torres, L., Hernández, V. M. y Domínguez, F. J., (2014) Mapa de susceptibilidad a los deslizamientos en el municipio de Angangueo, Michoacán, mediante probabilidad condicional enfocada al SIG. Sesión regular *Riesgos Naturales*. Reunión Anual 2014 de la Unión Geofísica Mexicana. Puerto Vallarta, Jalisco, México.
- Torres, E. G. (2017) *Comparación de tres métodos estadísticos empleados en el análisis de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa: El caso del municipio de los cabos, Baja California Sur*. Tesis de Maestría. Instituto de Investigaciones en Ciencia de la Tierra, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo- Morelia.
- Tsangaratos, P. et al. (2017) 'Applying Information Theory and GIS-based quantitative methods to produce landslide susceptibility maps in Nancheng County, China', *Landslides*. Springer Berlin Heidelberg, 14(3), pp. 1091–1111. doi: 10.1007/s10346-016-0769-4.

- van Westen, C. J., van Asch, T. W. J. and Soeters, R. (2006) 'Landslide hazard and risk zonation—why is it still so difficult?', *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. Springer-Verlag, 65(2), pp. 167–184. doi: 10.1007/s10064-005-0023-0.
- van Westen C., Rengers, N., Soeters, R. (2003) 'Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment'. *Natural Hazards* 30:399–419.
- Varnes, D.J. (1984) 'Landslides Hazard zonation: a review of principles and practice', *Natural Hazards* vol.3. United Nations Education, Scientific and Cultural Organization, Paris. Commission on Landslides of the IAEG, UNESCO. 61 pp.
- Varnes, D. J. (1978) 'Slope movements, types and processes' en Schuster R. L. y Krizek R. J.(eds), *Landslides: Analysis and control. Transportation Research Board*. Special Report. 176, National Academy of Science, Washington. pp. 11-33.
- Wang, L. J. et al. (2015) 'Landslide susceptibility mapping in Mizunami City, Japan: A comparison between logistic regression, bivariate statistical analysis and multivariate adaptive regression spline models', *Catena*. Elsevier B.V., 135, pp. 271–282. doi: 10.1016/j.catena.2015.08.007.
- Wu, T., Tang, W. y Einstein, H. (1996) 'Landslide hazard and risk assessment' en Schuster, R.L y Turner, A.K (eds.), *Landslides: investigation and Mitigation*, 1st ed. Transport Research Board, National research council. Washington, D.C. pp.106 - 118.
- Xu, C. et al. (2012) 'Comparison of different models for susceptibility mapping of earthquake triggered landslides related with the 2008 Wenchuan earthquake in China', *Computers & Geosciences*. Pergamon, 46, pp. 317–329. doi: 10.1016/J.CAGEO.2012.01.002.

- Yalcin, A. et al. (2011) 'A GIS-based comparative study of frequency ratio, analytical hierarchy process, bivariate statistics and logistics regression methods for landslide susceptibility mapping in Trabzon, NE Turkey', *CATENA*. Elsevier, 85(3), pp. 274–287. doi: 10.1016/J.CATENA.2011.01.014.
- Yang, J. et al. (2019) 'New method for landslide susceptibility mapping supported by spatial logistic regression and GeoDetector: A case study of Duwen Highway Basin, Sichuan Province, China', *Geomorphology*. Elsevier, 324, pp. 62–71. doi: 10.1016/J.GEOMORPH.2018.09.019.
- Yilmaz, I. (2009) 'Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat—Turkey)', *Computers & Geosciences*. Pergamon, 35(6), pp. 1125–1138. doi: 10.1016/J.CAGEO.2008.08.007.

## ANEXOS

### Anexo 1. Variables condicionantes utilizadas en la entrada inicial a los modelos

Variable condicionante	Clases	Descripción de clases
Litología	1	Arenisca-Toba riolítica
	2	Toba riolítica
	3	Aluvión
	4	Basalto-Brecha volcánica basáltica
	5	Igneia extrusiva ácida
	6	Basalto
	7	Andesita
	8	Residual
	9	Toba basáltica
	10	Brecha volcánica basáltica
	11	Andesita-Brecha volcánica andesítica
	12	Agua
	13	Brecha volcánica andesítica
	14	Esquisto
	15	Arenisca- Conglomerado
	16	Arenisca-Granito
	17	Conglomerado
	18	Caliza
	19	Toba andesítica
	20	Lacustre-areniscas
	21	Riolita
	22	Arenisca
	23	Riolita-Toba riolítica
	24	Lacustre
Distancia a fallas y fracturas	1	0-100
	2	100-200
	3	200-300
	4	400-500
	5	500-600
	6	> 500

## Anexo 1. Continuación

Variable condicionante	Clases	Descripción de clases	Variable condicionante	Clases	Descripción de clases
Elevación (m)	1	638- 750	Distancia a vías de comunicación (m)	1	0-100
	2	750-1000		2	100-200
	3	1000-1250		3	200-300
	4	1200-1500		4	400-500
	5	1500-1750		5	500-600
	6	1750-2000		6	> 500
	7	2000-2250	Distancia a corrientes de agua (m)	1	0-100
	8	2250-2500		2	100-200
	9	2500-2750		3	200-300
	10	2750-3000		4	400-500
	11	3000-3250		5	500-600
	12	3250-3500		6	> 500
	13	3500-3750	Tipos de suelos	1	Andosol
Ángulo de la pendiente (grados)	1	0-5		2	Luvisol
	2	5-10		3	Agua
	3	10-15		4	Zona Urbana
	4	15-20		5	Phaeozem
	5	20-25		6	Vertisol
	6	25-30		7	Leptosol
	7	30-35		8	Regosol
	8	35-40	Cubierta y uso del suelo	1	Agua
	9	40-45		2	Arbustos
	10	> 45		3	Asentamiento s
Orientación de la ladera (grados)	1	0-22.5		4	Bosque de coníferas
	2	22.5-67.5		5	Bosque de encinos
	3	67.5-112.5		6	Cultivos
	4	112.5-157.5		7	Pasto
	5	157.5-202.5	Vegetación escasa o suelo desnudo		
	6	202.5-247.5			
	7	247.5-292.5			
	8	292.5-360.0			
Geometría de ladera	1	Cóncavo			
	2	Plano			
	3	Convexo			

Fuente: elaboración propia

**Anexo 2. Variables reclasificadas para la modelación final**

Variable condicionante	Clases	Descripción de las clases
Ángulo de la pendiente (grados)	1	0-10
	2	10-20
	3	20-30
	4	30-40
	5	40-50
	6	> 50
Orientación de la ladera (grados)	1	292.5-22.5
	2	22.5-112.5
	3	112.5-202.5
	4	202.5-292.5
Litología		Arenisca-Toba riolítica
	1	Riolita
	2	Aluvión
	3	Basalto
	4	Andesita
	5	Residual
	6	Agua
	7	Esquistos
	8	Arenisca
	9	Arenisca-Granito
	10	Conglomerado
	11	Caliza
	12	Lacustre
Distancia a fallas y fracturas	1	0-250
	2	250-500
	3	> 500
Distancia a corrientes de agua	1	0-250
	2	250-500
	3	> 500

Fuente: Elaboración propia

### Anexo 3. Criterios de AIC utilizados para seleccionar el mejor ajuste del modelo

	Intercepto	Tipos de suelos	Fallas_Fracturas	Litología	Geometría	Orientación	Pendiente	Corrientes de agua	Cubierta y uso del suelo	df	logLik	AICc	delta	weight
182	-8.9152615	+	NA	+	NA	+	+	NA	+	32	-1063.2342	2190.63	0	0.329539
184	-8.9353143	+	+	+	NA	+	+	NA	+	34	-1061.6498	2191.49	0.852236	0.2152019
190	-8.9411648	+	NA	+	+	+	+	NA	+	33	-1063.1268	2192.43	1.795618	0.1342745
192	-8.9627658	+	+	+	+	+	+	NA	+	35	-1061.5314	2193.26	2.626283	0.0886373
246	-9.0068252	+	NA	+	NA	+	+	+	+	34	-1062.8373	2193.86	3.227287	0.0656312
248	-9.0285626	+	+	+	NA	+	+	+	+	36	-1061.3139	2194.84	4.202605	0.0403016
178	-6.8816169	+	NA	NA	NA	+	+	NA	+	20	-1077.6275	2195.32	4.687627	0.0316229
254	-9.0359038	+	NA	+	+	+	+	+	+	35	-1062.7184	2195.63	5.000315	0.027046
180	-6.9033725	+	+	NA	NA	+	+	NA	+	22	-1076.1846	2196.45	5.815107	0.0179959
256	-9.0594008	+	+	+	+	+	+	+	+	37	-1061.184	2196.59	5.954199	0.0167868
186	-6.9129005	+	NA	NA	+	+	+	NA	+	21	-1077.467	2197.01	6.373117	0.0136145
188	-6.9359314	+	+	NA	+	+	+	NA	+	23	-1076.0129	2198.11	7.478819	0.0078325
242	-6.9302769	+	NA	NA	NA	+	+	+	+	22	-1077.4252	2198.93	8.296334	0.0052045
244	-6.9500114	+	+	NA	NA	+	+	+	+	24	-1076.0331	2200.16	9.526734	0.0028132
250	-6.9644173	+	NA	NA	+	+	+	+	+	23	-1077.2546	2200.6	9.962248	0.0022627
252	-6.9855192	+	+	NA	+	+	+	+	+	25	-1075.8522	2201.81	11.17269	0.0012353

Fuente: tabla derivada del análisis de regresión logística con el software RStudio.

Cada línea representa un modelo diferente (el símbolo más (+) se usa para mostrar las variables predictoras que se incluyeron en el ajuste de cada modelo). El **logLik** es una medida que indica que tan bueno es el ajuste del modelo, mientras más grande es el valor de este mejor es el modelo. Sin embargo, el **AICc** usa los valores de logLik, pero los penaliza por el número de variables. De modo que, el mejor modelo será el que tenga un buen ajuste con la menor cantidad de variables. En este caso, un menor valor de **AICc**, representa un mejor modelo.

