



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA

**METODOLOGÍA PARA LA EVALUACIÓN DE SUSCEPTIBILIDAD DE
REMOCIONES EN MASA BASADA EN REDES NEURONALES
CONVOLUCIONALES, CON APLICACIÓN EN LA COMUNA DE SAN JOSÉ
DE MAIPO, REGIÓN METROPOLITANA, CHILE**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE GEÓLOGO

ANDRÉS HERNÁN ALFARO PETZOLD

PROFESORA GUÍA:
MARISOL LARA CASTILLO

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ALEJANDRO ALFARO SOTO
ALEJANDRO CÁCERES SAAVEDRA

SANTIAGO DE CHILE
2022

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE: GEÓLOGO
POR: ANDRÉS HERNÁN ALFARO PETZOLD
FECHA: 2022
PROFESORA GUÍA: MARISOL LARA CASTILLO**

**METODOLOGÍA PARA LA EVALUACIÓN DE SUSCEPTIBILIDAD DE
REMOCIONES EN MASA BASADA EN REDES NEURONALES
CONVOLUCIONALES, CON APLICACIÓN EN LA COMUNA DE SAN
JOSÉ DE MAIPO, REGIÓN METROPOLITANA, CHILE**

En este trabajo, se aplicó una metodología para evaluar la susceptibilidad de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo, basada en la combinación de factores condicionantes mediante la utilización de redes neuronales convolucionales.

Se utilizaron un total de 11 factores condicionantes, los cuales fueron: (1) elevación; (2) pendiente; (3) aspecto; (4) curvatura perfil; (5) curvatura planar; (6) índice topográfico de humedad; (7) índice de potencia de cauce; (8) índice de transporte de sedimento; (9) distancia a red de drenaje; (10) geología, y; (11) distancia a fallas. Todos los factores condicionantes, menos la geología y la distancia a fallas, se trabajaron a una resolución de 12.5 m×12.5 m, mientras que los dos factores mencionados anteriormente fueron elaborados a partir de trabajos anteriores conservando la escala original 1:250000 y subsampleados a 12.5 m×12.5 m.

La metodología aplicada se compone de 5 etapas. La primera correspondió a la selección de los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa del área de estudio. La segunda etapa correspondió a la elección y cálculo de los factores condicionantes relevantes para la generación de remociones en masa en el área de estudio, más la generación de los vectores de características de los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa. La tercera etapa correspondió al establecimiento de la arquitectura de la red neuronal convolucional y su programación. La cuarta etapa correspondió al entrenamiento de la red neuronal y su validación. Finalmente, la quinta etapa correspondió a la inferencia de los valores de susceptibilidad para toda la extensión del área de estudio, y la construcción de un mapa de susceptibilidad de remociones en masa.

Los resultados obtenidos permitieron validar la arquitectura de red utilizada, el número de ejemplos de entrenamiento y los modelos de susceptibilidad generados. Se obtuvieron dos modelos de susceptibilidad, uno de los cuales con valores de susceptibilidad pronosticados muy duros que no permitían una buena reclasificación de los valores de susceptibilidad, mientras que el otro modelo si permitía una buena reclasificación y se eligió como modelo final para la construcción del mapa de susceptibilidad, permitiendo diferenciar 4 grados de susceptibilidad (Baja, Moderada, Alta y Muy Alta). Los 5 factores condicionantes más relevantes entregados por los modelos fueron pendiente, índice topográfico de humedad, geología, índice de potencia de cauce y aspecto, donde este orden relativo permitió caracterizar las zonas de muy alta-alta y baja susceptibilidad en el área de estudio.

*Andábamos sin buscarnos,
pero sabiendo que andábamos para encontrarnos.*

Julio Cortázar

Agradecimientos

Me gustaría comenzar estas líneas agradeciéndole a mi familia, en especial a mis padres por el apoyo incondicional que me han brindado en este proceso y por haberme dado la oportunidad de estudiar lo que me gusta.

Les agradezco también a mi profesora guía Marisol y a Alejandro Alfaro por sus valiosos comentarios y correcciones realizadas. Sin duda que su ayuda contribuyó con creces a mejorar las discusiones de este trabajo.

Quisiera agradecerle también a mis panas de plan común Pablete, Choro Javier, Lukas, Cata y Pipe. Gracias cabrxs por todo el aguante, las buenas conversas, la amistad y por todos los momentos vividos!

No puedo dejar de agradecerles a mis compañerxs de generación Lukas, Martín, Mauri, Tami, Alex, Vicky, Fock, Jorge, Pau. Gracias por la compañía, el apoyo prestado todos estos años de la carrera y todos los momentos vividos durante los terrenos. Gracias!

Finalmente, quiero agradecerte a ti Fran, mi compañera de vida, por todo tu apoyo, cariño, confianza y amor que me has dado todos estos años. Sin duda has sido fundamental para mi durante esta etapa de mi vida y sin ti nada de esto sería lo mismo.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Formulación del estudio propuesto	1
1.2. Ubicación y vías de acceso	2
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos específicos	3
2. Estado del arte	4
2.1. Conceptos y definiciones de remociones en masa	4
2.1.1. Remociones en masa y clasificación	4
2.1.2. Factores condicionantes y factores desencadenantes	5
2.1.2.1. Litología	5
2.1.2.2. Rasgos estructurales	5
2.1.2.3. Geomorfología	6
2.1.2.4. Vegetación	6
2.1.2.5. Condiciones hidrogeológicas	7
2.1.2.6. Sismicidad	7
2.1.2.7. Clima	7
2.1.2.8. Factores antropogénicos	9
2.1.3. Susceptibilidad y peligro de remociones en masa	11
2.2. Metodologías para la evaluación de la susceptibilidad de remociones en masa	11
2.2.1. Metodologías cualitativas	12
2.2.1.1. Análisis de distribución	12
2.2.1.2. Análisis geomorfológico	12
2.2.2. Metodologías semicuantitativas	12
2.2.2.1. Análisis jerárquico de procesos (AHP)	13
2.2.2.2. Lógica difusa	13
2.2.2.3. Tasa de frecuencia combinada de remociones en masa	14
2.2.2.4. Combinación lineal ponderada	15
2.2.3. Metodologías cuantitativas	15
2.2.3.1. Metodologías determinísticas geotécnicas	15
2.2.3.2. Enfoque probabilístico geotécnico	15
2.2.3.3. Análisis de distribución libre: enfoque basado en machine learning	16
2.3. Enfoques y procedimientos actualmente en uso	16
2.3.1. Arquitectura y parámetros de una red neuronal convolucional	19
2.3.1.1. Componentes básicas de una red neuronal convolucional	19

2.3.2.	Antecedentes de arquitecturas de redes neuronales convolucionales utilizadas para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa	22
3.	Antecedentes del área de estudio	29
3.1.	Geomorfología regional	29
3.2.	Geología regional	30
3.3.	Geomorfología del área de estudio	35
3.4.	Unidades geológicas del área de estudio	36
3.4.1.	Generalidades	36
3.4.2.	Estratigrafía	37
3.4.2.1.	Unidades estratificadas	37
3.4.2.2.	Unidades intrusivas	40
3.4.3.	Geología estructural	40
3.5.	Hidrología e hidrogeología	43
3.6.	Clima y vegetación	44
3.7.	Antecedentes de sismicidad	45
3.8.	Antecedentes de remociones en masa	46
3.8.1.	Flujos de barro, Complejo Hospitalario San José de Maipo (Junio, 2000)	46
3.8.2.	Flujos de detritos, El Alfalfal (25 de Diciembre, 2001)	46
3.8.3.	Caída de bloque, San José de Maipo (27 de Febrero, 2010)	46
3.8.4.	Caída de rocas, El Volcán (27 de Febrero, 2010)	47
3.8.5.	Caída de rocas, San José de Maipo (12–13 de Junio, 2012)	47
3.8.6.	Caída de rocas, Ruta G-25 (18 de Junio, 2012)	47
3.8.7.	Flujos de detritos, ríos Volcán, Maipo y Colorado (21 de Enero, 2013; 8 de Febrero, 2013)	47
3.8.8.	Flujos de detritos, rutas G-25, G-345, G-455 y G-465 (14–18 de Abril, 2016)	48
3.8.9.	Flujos de detritos y de barro, rutas G-25, G-345, G-455 y G-465 (25–26 de Febrero, 2017)	48
3.8.10.	Flujos de barro, Estero San Alfonso (20 de Abril, 2017)	48
3.8.11.	Caída de rocas, Embalse el Yeso (3 de Junio, 2019)	48
3.8.12.	Flujo de Detritos, Quebrada San Antonio (8 de Noviembre, 2019)	49
3.8.13.	Flujos de detritos, San José de Maipo, San Alfonso, El Volcán y La Mercedita (29–31 de Enero, 2021)	49
4.	Evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo	50
4.1.	Introducción	50
4.2.	Mapa inventario de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo	51
4.2.1.	Puntos libres de remociones en masa	54
4.3.	Factores condicionantes de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo	56
4.3.1.	Análisis exploratorio de datos de factores condicionantes	61
4.3.1.1.	Elevación	61
4.3.1.2.	Pendiente	62
4.3.1.3.	Curvatura perfil	63
4.3.1.4.	Curvatura planar	64

4.3.1.5.	Índice topográfico de humedad	65
4.3.1.6.	Índice de potencia de cauce	66
4.3.1.7.	Índice de transporte de sedimento	67
4.3.1.8.	Distancia a red de drenaje	68
4.3.1.9.	Distancia a fallas	69
4.3.1.10.	Geología	70
4.3.1.11.	Aspecto	71
4.3.2.	Estadística multivariable	72
4.3.2.1.	Estadística multivariable para puntos de alta susceptibilidad	72
4.3.2.2.	Estadística multivariable para puntos libres de remociones en masa	74
4.3.3.	Procesamiento de factores condicionantes	75
4.4.	Arquitectura y parámetros de red neuronal convolucional propuesta en este trabajo	76
4.5.	Entrenamiento y desempeño de la red neuronal convolucional	77
4.6.	Resultados	79
5.	Discusiones	86
5.1.	Arquitectura, entrenamiento y validación de la red	86
5.2.	Mapas de susceptibilidad de remociones en masa	87
5.3.	Error de predicción de la red	91
5.4.	Discusión de factores condicionantes	97
5.4.1.	Elección de factores condicionantes	97
5.4.2.	Escala de factores condicionantes	97
5.4.3.	Importancia relativa de factores condicionantes	98
5.4.3.1.	Pendiente	100
5.4.3.2.	Geología	101
5.4.3.3.	TWI	102
5.4.3.4.	SPI	103
5.4.3.5.	Distancia a fallas	104
5.4.3.6.	Aspecto	105
5.4.3.7.	Elevación	106
5.4.3.8.	Distancia a red de drenaje	107
5.4.3.9.	Curvatura perfil	108
5.4.3.10.	STI	109
5.4.3.11.	Curvatura planar	110
5.4.3.12.	Caracterización final de zonas de alta susceptibilidad y zonas de baja susceptibilidad	111
5.4.3.12.1	Zonas de muy alta susceptibilidad	111
5.4.3.12.2	Zonas de baja susceptibilidad	112
6.	Conclusiones	114
7.	Recomendaciones	116
	Bibliografía	118
	Anexos	136

Anexo A. Clasificación de remociones en masa de acuerdo con Hungr et al. (2014)	136
Anexo B. Datos fluviométricos de cauces principales de la cuenca del Maipo Alto	145
Anexo C. Antecedentes de remociones en masa en la Comuna de San José de Maipo	147
Anexo D. Mapa inventario de remociones en masa de la zona de estudio	155
Anexo E. Mapa de puntos de alta susceptibilidad de la zona de estudio	156
Anexo F. Mapa de puntos libres de remociones en masa de la zona de estudio	157
Anexo G. Mapas temáticos de factores condicionantes de remociones en masa calculados en la zona de estudio	158
G.1. Pendiente	158
G.2. Orientación	159
G.3. Curvatura	160
G.4. TWI	162
G.5. SPI	163
G.6. STI	164
G.7. Distancia a red de drenaje	165
G.8. Geología local	166
G.9. Distancia a fallas	167
Anexo H. Código Python para procesamiento de factores condicionantes	168
Anexo I. Adaptive Momentum Optimizer (Adam)	171
Anexo J. Valores de la función de pérdida y exactitud general durante el entrenamiento de la red	173
Anexo K. Comparación de distribución de valores de factores condicionantes entre puntos ejemplo y puntos de aplicación	187
K.1. Modelo de 30 épocas	188
K.2. Modelo de 169 épocas	192
Anexo L. Valores de Shapley: marco teórico y metodología de cálculo	196

Índice de Tablas

2.1.	Clasificación de remociones en masa, de acuerdo con Varnes (1978)	4
2.2.	Hiperparámetros óptimos para el funcionamiento de la red neuronal convolucional del trabajo de Sameen, Pradhan, y Lee (2020)	24
3.1.	Caudales promedios anuales para los ríos Maipo, Colorado y Volcán, en el periodo 2010–2020, de acuerdo con los datos obtenidos desde la DGA.	44
3.2.	Hora y fecha, ubicación hipocentral y magnitud de cada uno de los eventos mayores ocurridos durante la secuencia sísmica de Las Melosas (1958). Modificado de (Sepulveda et al., 2008).	45
4.1.	Factores condicionantes a utilizar para la evaluación de susceptibilidad.	58
4.2.	Codificación de valores categóricos del factor condicionante geología, de acuerdo con el método de codificación ordinal.	60
4.3.	Estadísticos básicos calculados para factores condicionantes de tipo numéricos.	61
4.4.	Estadísticas básicas calculadas para el factor condicionante geología.	71
4.5.	Estadísticas básicas calculadas para el factor condicionante aspecto.	71
4.6.	Matriz de correlación de factores condicionantes para puntos de alta susceptibilidad.	72
4.7.	Matriz de correlación de factores condicionantes para puntos libres de remociones en masa.	72
4.8.	Correlación entre factores categóricos codificados y factores numéricos, para los puntos de alta susceptibilidad.	74
4.9.	Correlación entre factores categóricos codificados y factores numéricos, para los puntos libres de remociones en masa.	75
4.10.	Ejemplo de vectores input del modelo, construidos a partir de la concatenación de los factores condicionantes y los puntos de alta/nula susceptibilidad	76
4.11.	Valores de error cuadrático medio (MSE), exactitud general (OA) y área bajo la curva ROC (AUC) obtenidos sobre el set de testeo para los modelos de 30 y 169 épocas de entrenamiento.	82
4.12.	Valores de corte calculados para las clases de susceptibilidad de los modelos de 169 y 30 épocas, utilizando el método descrito por Guinau, Vilajosana, y Vilaplana (2007)	82
5.1.	Distancias de Mahalanobis calculadas entre centroide de distribución de factores condicionantes de sets de ejemplos, y centroides de distribución de factores condicionantes de puntos donde se aplicó la red. DM: Distancia de Mahalanobis; (2) PLRM: Puntos libres de remociones en masa; PABS: Puntas de aplicación de baja susceptibilidad; PAS: Puntos de alta susceptibilidad; PAMAS: Puntos de aplicación de muy alta susceptibilidad; PAMAAS: Puntos de aplicación de muy alta – alta susceptibilidad.	92

A.1.	Tipos de remociones en masa y definiciones de acuerdo con la clasificación de Hungr, Leroueil, y Picarelli (2014)	136
B.1.	Datos fluviométricos estación RÍO MAIPO EN EL MANZANO, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos entregados por la Dirección General de Aguas.	145
B.2.	Datos fluviométricos estación RÍO COLORDO ANTES JUNTA RÍO MAIPO, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos entregados por la Dirección General de Aguas.	145
B.3.	Datos fluviométricos estación RÍO VOLCÁN EN QUELTEHUES, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos entregados por la Dirección General de Aguas.	146
C.1.	Antecedentes de eventos de remociones en masa ocurridas en la comuna de San José de Maipo.	147
C.2.	Detalle de puntos de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con la información entregada por el catastro nacional de remociones en masa.	149
J.1.	Valores de la función de pérdida para el set de entrenamiento (TS) y el set de desarrollo (DS) y exactitud general sobre el set de desarrollo durante las 500 épocas de entrenamiento.	173

Índice de Ilustraciones

1.1.	Mapa topográfico de ubicación de la zona de estudio, correspondiente a la comuna de San José de Maipo, región Metropolitana, Chile.	3
2.1.	Variables e influencias ejercidas por el clima sobre la ocurrencia de 8 tipos de remociones en masa distintas (RF, caída/avalancha de roca; IF, caída/avalancha de hielo; DF, flujo de detritos; EF, licuefacción; MF, flujo de lodo; RS, deslizamiento de roca; SL, remociones en masa someras; DS, remociones en masa profundamente asentadas. Tomado de Gariano y Guzzetti (2016)	9
2.2.	Clasificación de las metodologías de evaluación de susceptibilidad de remociones en masa, de acuerdo con (Soeters y Westen (1996) , Westen et al. (1997) , Aleotti & Chowdorry (1999) , Kanungo et al. (2009)).	11
2.3.	Esquema de una red neuronal feed forward fully connected o red neuronal artificial (ANN), con una capa de entrada de n variables, dos capas escondidas y una capa de salida con un output.	17
2.4.	Comparación entre los resultados finales de evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa llevadas a cabo por expertos, y llevadas a cabo por redes neuronales artificiales. Tomado de Aleotti y Chowdhury (1999)	18
2.5.	Diagrama explicativo de la operación de convolución con un filtro de tamaño 2, sobre un vector input con n dimensiones.	20
2.6.	Diagrama explicativo de la operación de reducción de dimensionalidad max pooling, con un filtro de tamaño 2, sobre un vector input con n dimensiones.	21
2.7.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión (CNN-1D), utilizada por Wang, Fang, y Hong (2019)	22
2.8.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de dos dimensiones (CNN-2D), utilizada por Wang et al. (2019)	23
2.9.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones (CNN-3D), utilizada por Wang et al. (2019)	23
2.10.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Pham et al. (2020)	24
2.11.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Hajimoradlou, Roberti, y Poole (2020)	25
2.12.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión, utilizada por Fang, Wang, Peng, y Hong (2020)	25
2.13.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Yi, Zhang, Zhang, Jia, y Zhang (2020)	26
2.14.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Chen, Ming, Ling, Lv, y Zhou (2021)	27
2.15.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Wei, Zhang, Luo, y Liu (2021)	27

2.16.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Thi Ngo et al. (2021)	28
3.1.	Unidades morfoestructurales principales del segmento andino entre los 32°S y 35°S. Basado en Giambiagi y Ramos (2002) , Giambiagi, Alvarez, Godoy, y Ramos (2003) , Fock (2005) y DEM ALOS PALSAR.	29
3.2.	Mapa geológico regional simplificado de Chile, correspondiente al segmento andino entre los 32°S y 35°S.	34
3.3.	Mapa geológico a escala regional de la zona de estudio. Basado en Charrier (1981) , Thiele (1980) , SERNAGEOMIN (2003) y Fock (2005) . Escala gráfica se encuentra disminuida. La información geodésica es equivalente a la del mapa de la Figura 3.1.	42
3.4.	Subcuencas hidrográficas de la comuna de San José de Maipo, y ubicación de estaciones fluviométricas ocupadas para el cálculo de caudal promedio anual. Escala gráfica se encuentra disminuida.	43
4.1.	Mapa inventario de remociones en masa y zonas de generación de la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con el catastro nacional de remociones en masa del SERNAGEOMIN	52
4.2.	Puntos de alta susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, correspondientes a las zonas de generación de las remociones en masa mapeadas anteriormente. En Anexo E se muestra el mapa de puntos de alta susceptibilidad a escala 1:500.000.	53
4.3.	Puntos de nula susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio. En Anexo F se muestra el mapa de puntos libres de remociones en masa a escala 1:500.000.	55
4.4.	Factores condicionantes calculados en la zona de estudio	59
4.5.	Histograma comparativo de distribución de los valores de elevación para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	62
4.6.	Histograma comparativo de distribución de los valores de pendiente para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	63
4.7.	Histograma comparativo de distribución de los valores de curvatura perfil para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	64
4.8.	Histograma comparativo de distribución de los valores de curvatura planar para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	65
4.9.	Histograma comparativo de distribución de los valores del índice topográfico de humedad para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	66
4.10.	Histograma comparativo de distribución de los valores del índice de potencia de cauce para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	67
4.11.	Histograma comparativo de distribución de los valores del índice de transporte de sedimento para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	68
4.12.	Histograma comparativo de distribución de los valores de la distancia a la red de drenaje para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	69
4.13.	Histograma comparativo de distribución de los valores de distancia a fallas para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.	70

4.14.	Gráfico de dispersión entre pendiente y TWI, donde se muestra adicionalmente la relación con los valores de SPI, para los puntos de alta susceptibilidad.	73
4.15.	Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión utilizada en este trabajo.	77
4.16.	Evolución de la función de pérdida, tanto para el set de entrenamiento (azul), como para el set de desarrollo (rojo), durante las 500 épocas de entrenamiento. Se muestran en zoom las funciones de pérdida para las 30 y 169 épocas de entrenamiento.	80
4.17.	Histograma de valores de susceptibilidad pronosticados por la red (VSP) para todo el set de ejemplos a las 30 épocas de entrenamiento.	81
4.18.	Mapa de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo, derivado del modelo de 169 épocas de entrenamiento.	84
4.19.	Mapa de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo, derivado del modelo de 30 épocas de entrenamiento.	85
5.1.	Área normalizada ocupada por cada una de las clases de susceptibilidad en la comuna de San José de Maipo, para cada uno de los modelos.	88
5.2.	Superposición mapa susceptibilidad – mapa inventario, para el modelo de 169 épocas, con vista ampliada en la zona del valle del río Volcán.	89
5.3.	Superposición mapa susceptibilidad – mapa inventario, para el modelo de 30 épocas, con vista ampliada en la zona del valle del río Volcán.	91
5.4.	Distribución de los valores de la distancia de Mahalanobis de los factores condicionantes de todos los puntos del área de estudio, con respecto al centroide de los factores condicionantes de los puntos de ejemplos.	92
5.5.	Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).	94
5.6.	Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).	95
5.7.	Distribución de los valores de Shapley por factor condicionante, donde se muestra la importancia relativa entre ellos en relación con su impacto en los modelos	99
5.8.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la pendiente, para los modelos de 169 y 30 épocas.	101
5.9.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la geología, para los modelos de 169 y 30 épocas.	102
5.10.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice topográfico de humedad (TWI), para los modelos de 169 y 30 épocas.	103
5.11.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice de potencia de cauce (SPI), para los modelos de 169 y 30 épocas.	104
5.12.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la distancia a fallas, para los modelos de 169 y 30 épocas.	105
5.13.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al aspecto de las laderas, para los modelos de 169 y 30 épocas.	106
5.14.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la elevación, para los modelos de 169 y 30 épocas.	107

5.15.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la distancia a la red de drenaje, para los modelos de 169 y 30 épocas.	108
5.16.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la curvatura perfil, para los modelos de 169 y 30 épocas.	109
5.17.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice de transporte de sedimentos (STI), para los modelos de 169 y 30 épocas.	110
5.18.	Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la curvatura planar, para los modelos de 169 y 30 épocas.	111
D.1.	Mapa inventario de remociones en masa y zonas de generación de la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con el catastro nacional de remociones en masa del SERNAGEOMIN, escala 1:500.000.	155
E.1.	Puntos de alta susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, correspondientes a las zonas de generación de las remociones en masa mapeadas anteriormente, escala 1:500.000.	156
F.1.	Puntos libres de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, escala 1:500.000.	157
G.1.	Mapa temático del factor condicionante pendiente calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	158
G.2.	Mapa temático del factor condicionante aspecto calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	159
G.3.	Mapa temático del factor curvatura de perfil calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	160
G.4.	Mapa temático del factor condicionante curvatura planar calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	161
G.5.	Mapa temático del factor condicionante TWI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	162
G.6.	Mapa temático del factor condicionante SPI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	163
G.7.	Mapa temático del factor condicionante STI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	164
G.8.	Mapa temático del factor condicionante distancia a red de drenaje calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	165
G.9.	Mapa temático del factor condicionante geología local, escala 1:600.000.	166
G.10.	Mapa temático del factor condicionante distancia a fallas calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.	167
K.1.	Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).	188
K.2.	Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).	192

Capítulo 1

Introducción

1.1. Formulación del estudio propuesto

Las remociones en masa son eventos recurrentes en prácticamente todos los países del mundo y el impacto que tienen en las actividades humanas, asentamientos y personas, es una problemática cada vez mayor debido al incremento de la urbanización, desarrollo de asentamientos y deforestación en zonas propensas a remociones en masa, y el incremento de las precipitaciones a escala regional producto del cambio climático ([Schuster, 1996](#)).

En Chile, eventos de este tipo no son la excepción, pudiendo encontrarse a lo largo del registro un gran espectro de remociones en masa, que son el resultado de la interacción continua de diversos factores intrínsecos que se heredan de la ubicación del país, tales como factores geográficos, orográficos, climáticos, hidrológicos, geológicos y tecnológicos ([Hauser, 2000](#)).

A pesar de lo anterior, y de la numerosa cantidad de estudios que existen al respecto, la gestión de estos peligros geológicos es aún bastante escasa: numerosos poblados dentro del territorio, que han sufrido las consecuencias de estos eventos, continúan construyendo sus asentamientos en zonas propensas a la ocurrencia de remociones en masa, principalmente por la desconexión entre las instituciones a cargo, la falta de enseñanza sobre esta materia, y la negativa de las personas que habitan zonas expuestas a abandonar los sitios que habitan, por razones culturales, económicas, políticas o sociales ([Fock et al., 2015](#)).

Típicamente, todo estudio de peligros, en un sitio específico, conlleva el estudio de las zonas que tienen potencial para la ocurrencia de remociones en masa, su alcance y el periodo de retorno que tienen estos eventos. El estudio de las zonas que tienen potencial para la ocurrencia de remociones en masa tienen como resultado final la asociación de una probabilidad de ocurrencia de estos eventos para cada punto del espacio, y las metodologías que se ocupan para llegar estos resultados se pueden clasificar en tres grandes grupos: (1) metodologías cualitativas; (2) metodologías semicuantitativas, y; (3) metodologías cuantitativas.

Para los efectos de este trabajo, se hace enfoque en las metodologías del segundo grupo, que se basan principalmente en la combinación jerárquica de distintos parámetros medibles en un terreno para derivar un grado de susceptibilidad de ocurrencia de remociones en masa. Sin embargo, el paso a paso para la asignación de la importancia relativa que tiene cada

uno de los parámetros a ocupar para realizar la evaluación de susceptibilidad suele ser, si bien basado en la lógica y lo que se puede observar en terreno, un procedimiento bastante subjetivo, problemática que se propaga además a la hora de escoger los pesos adecuados para la combinación de los distintos parámetros.

De esta forma, se propone utilizar una metodología semicuantitativa que elimine en cierto grado la subjetividad a la hora de la jerarquización de los parámetros a utilizar para evaluar la susceptibilidad de remociones en masa. Esta metodología consiste en la utilización de redes neuronales convolucionales (CNN por sus siglas en inglés), que tienen la capacidad no solo de combinar de la forma más óptima los distintos parámetros, sino que también de construir representaciones abstractas de estos para llegar al resultado que mejor explica los datos de entrada, a partir de los ejemplos que se les entrega para su entrenamiento.

Se aplica la metodología anterior para realizar una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la Comuna de San José de Maipo, ubicada en la región Metropolitana, Chile. Esta comuna, por su localización en, y en cercanías de la Cordillera Principal, constituye una zona altamente expuesta a eventos de remociones en masa, con períodos de retorno bajos. Si bien existen estudios anteriores de este tipo en la comuna ([Rebolledo et al., 2000a](#); [Naranjo et al., 2001a, 2001b](#); [A. Muñoz, 2018](#); [P. González et al., 2018](#); [Espinoza et al., 2019](#)), estos son en general o bien muy localizados, o enfocados en un solo tipo de remociones en masa, de tal forma que este trabajo ofrece la oportunidad de eliminar estas limitaciones realizando una evaluación para todo el espectro de remociones en masa reconocidas en el área de interés – sin diferenciación por tipo de remoción –, así como en toda extensión.

1.2. Ubicación y vías de acceso

La comuna de San José de Maipo se encuentra en la región Metropolitana, ubicándose en la Cordillera Central, al este de la ciudad de Santiago y extendiéndose hacia el sur hasta la latitud de la ciudad de Rancagua (Figura 1.1).

El acceso a la comuna de San José de Maipo se puede realizar por su lado occidental, o bien por su lado oriental, no existiendo otras vías de acceso pavimentadas además de estas. Por el lado occidental, se puede acceder en auto por medio de dos rutas: la ruta G-25 (Camino al Volcán) viniendo desde la comuna de Puente Alto, y, la ruta G-421 (Avda. Ramón Subercaseaux) viniendo desde la comuna de Pirque. Por el lado oriental, viniendo desde Argentina, se puede acceder a la comuna de San José de Maipo por el Paso Internacional Cajón del Maipo.

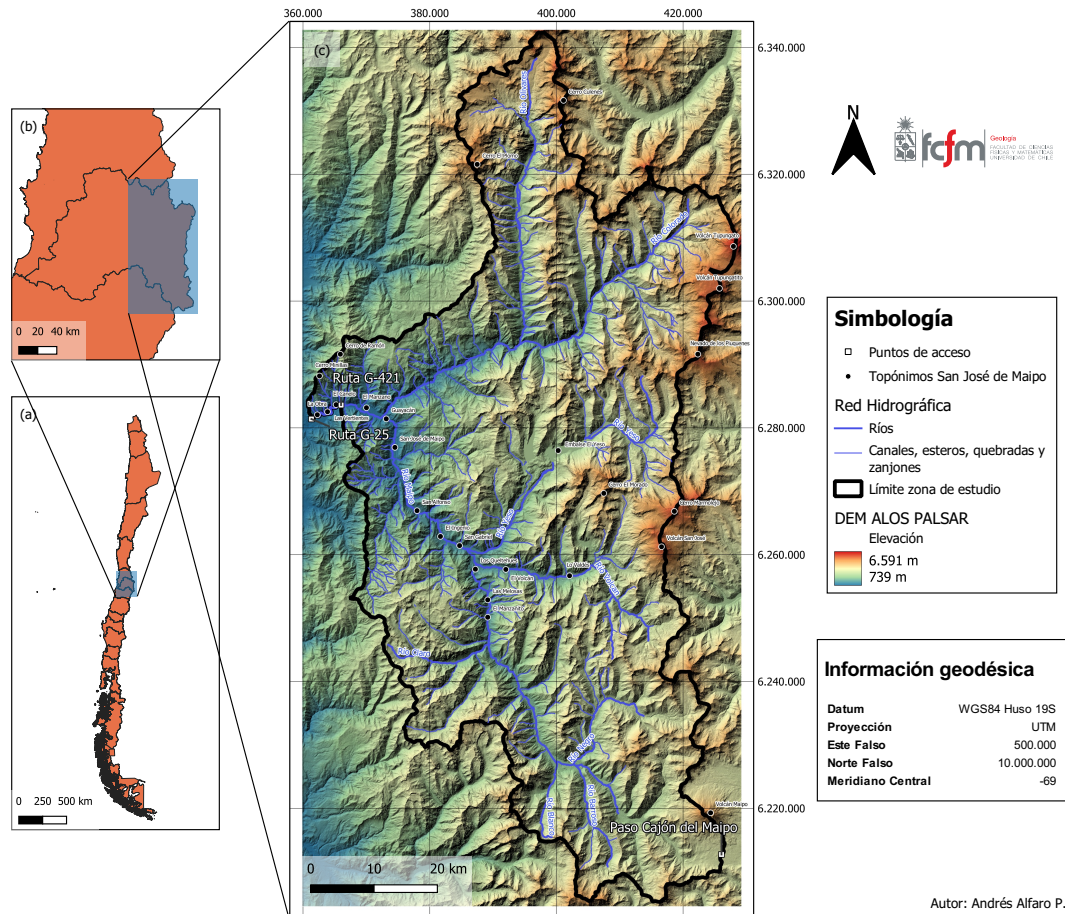


Figura 1.1: Mapa topográfico de ubicación de la zona de estudio, correspondiente a la comuna de San José de Maipo, región Metropolitana, Chile.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Aplicar una metodología basada en redes neuronales convolucionales, para evaluar la susceptibilidad de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo, región Metropolitana, Chile.

1.3.2. Objetivos específicos

- Realizar un mapa inventario de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo.
- Definir y calcular los distintos parámetros a utilizar como factores condicionantes.
- Establecer, programar, entrenar y aplicar la red neuronal convolucional.
- Confeccionar un mapa de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo.

Capítulo 2

Estado del arte

2.1. Conceptos y definiciones de remociones en masa

2.1.1. Remociones en masa y clasificación

Una remoción en masa (del inglés *landslide*), de acuerdo con Varnes (1978), corresponde a un movimiento descendente de una masa de suelo, roca o detritos por una ladera, bajo la acción de la gravedad (Cruden, 1991). Debido a la complejidad misma de las remociones en masa, su clasificación ha sido bastante dificultosa, donde varios autores han propuesto sus clasificaciones (Varnes, 1978; Cruden y Varnes, 1996; Morgenstern, 1993; Leroueil y Locat, 1998; Hungr et al., 2014).

La mayoría de las clasificaciones de remociones en masa se basan en el tipo de material que es removido y el tipo de movimiento de este (Varnes, 1978; Cruden y Varnes, 1996; Hungr et al., 2014), mientras que otras clasificaciones se han enfocado más bien en las características mecánicas del material removido (Morgenstern, 1993; Leroueil y Locat, 1998), las últimas de las cuales no han tenido mucho uso entre la literatura. La primera clasificación de Varnes (1978) distingue 5 tipos de movimientos principales: caídas, volcamientos, deslizamientos, propagaciones laterales y flujos. Además de los anteriores, se reconoce el movimiento complejo, que corresponde a una combinación de los movimientos anteriores. Finalmente, el tipo de remoción en masa final viene dado por el tipo de movimiento más el tipo de material removido (ver Tabla 2.1).

Tabla 2.1: Clasificación de remociones en masa, de acuerdo con Varnes (1978).

Tipo de movimiento			Tipo de material		
			Roca	Suelos de ingeniería	
				Predominantemente grueso	Predominantemente fino
<i>Caída</i>			<i>Caída de roca</i>	<i>Caída de detritos</i>	<i>Caída de suelo</i>
<i>Volcamiento</i>			<i>Volcamiento de roca</i>	<i>Volcamiento de detritos</i>	<i>Volcamiento de suelo</i>
<i>Deslizamiento</i>	Rotacional	Pocas unidades	<i>Desplome de roca</i>	<i>Desplome de detritos</i>	<i>Desplome de suelo</i>
	Translacional	Muchas unidades	<i>Deslizamiento de bloque de roca</i> <i>Deslizamiento de roca</i>	<i>Deslizamiento de bloque de detritos</i> <i>Deslizamiento de detritos</i>	<i>Deslizamiento de bloque suelo</i> <i>Deslizamiento de suelo</i>
<i>Propagación lateral</i>			<i>Propagación de roca</i>	<i>Propagación de detritos</i>	<i>Propagación de suelo</i>
<i>Flujo</i>			<i>Flujo de roca</i>	<i>Flujo de detrito</i>	<i>Flujo de suelo</i>
<i>Complejo</i> : Combinación de dos o más tipos de movimientos principales					

La clasificación de [Varnes \(1978\)](#) ha sufrido modificaciones desde su aparición. [Cruden y Varnes \(1996\)](#) realizaron algunas actualizaciones a la clasificación anterior, añadiendo algunos subtipos de remociones en masa, pero conservando los tipos de remociones en masa generales. Por otro lado, [Hung et al. \(2014\)](#) realizaron una actualización de la clasificación original de [Varnes \(1978\)](#), dando definiciones más precisas de los tipos de materiales involucrados e incluyendo en la clasificación el mecanismo pre-falla de la remoción en masa, pero, ante todo, manteniendo los tipos de movimientos definidos originalmente.

Para una definición detallada de cada uno de los tipos de remociones en masa definidos por [Hung et al. \(2014\)](#), revisar Tabla A.1.

2.1.2. Factores condicionantes y factores desencadenantes

[Varnes \(1978\)](#) afirma que las remociones en masa toman lugar bajo la influencia de una serie de factores que son comunes en un área de gran dimensión. Estos factores pueden diferenciarse en factores condicionantes (internos) y factores desencadenantes (externos) ([Crozier, 1986](#); [Siddle et al., 1991](#)).

Los factores condicionantes representan las características inherentes del terreno que hacen a las laderas ser susceptibles de la ocurrencia de remociones en masa, y con el tiempo, pueden ir cambiando para reducir la tasa de resistencia/estrés de cizalle ([Kanungo et al., 2009](#)). Por otro lado, los factores desencadenantes se refieren a aquellos factores externos que gatillan la ocurrencia de remociones en masa, bajo la previa preparación del terreno efectuada por los factores condicionantes ([Kanungo et al., 2009](#)). A continuación, se presentan distintos factores causales de remociones en masa ([Dikau et al., 1996](#); [Naithani, 1999](#)), sin realizar la distinción previa como factores condicionantes o desencadenantes, debido a que muchos de estos presentan en general un comportamiento dual (a menos que se explicita de manera textual su pertenencia a alguna de las dos categorías).

2.1.2.1. Litología

Características como el tipo de roca, composición, textura y el grado de meteorización influyen en el comportamiento fisicoquímico e ingenieril del material que constituye un terreno.

De esta forma, las características litológicas del material pueden afectar factores que juegan un rol fundamental en la estabilidad, como la permeabilidad y la resistencia al cizalle, condicionando de cierta manera la estabilidad de las laderas frente a la ocurrencia de remociones en masa.

Dado que la litología corresponde a un factor intrínseco de la ladera, este factor debe considerarse como un factor condicionante de las remociones en masa.

2.1.2.2. Rasgos estructurales

Los rasgos estructurales se refieren a todas las estructuras geológicas tales como la estratificación, juntas, fallas, pliegues y zonas de cizalle en una ladera, y que son el resultado de

cambios composicionales o debilidades estructurales (McColl, 2015).

Estas estructuras pueden ser aprovechadas y funcionar como superficies de debilidad a lo largo de las cuales se puede producir el mecanismo de rotura que produce el movimiento de la remoción en masa. McColl (2015) reconoce dos efectos principales que tienen la presencia de rasgos estructurales sobre la estabilidad de laderas: (1) proveen debilidades estructurales bajo la resistencia del material uniforme, las cuales pueden convertirse en superficies de ruptura preferenciales, particularmente planas; (2) discontinuidades o cambios composicionales pueden permitir el permeo de agua o crear superficies de permeabilidad, las cuales pueden influenciar las condiciones del agua intersticial del material y modificar la distribución de estreses de la ladera.

Además, la proximidad de una ladera a una zona tectónicamente activa, tales como fallas mayores, cabalgamientos o lineamientos, influencia la actividad de las remociones en masa de gran manera (Kanungo et al., 2009).

2.1.2.3. Geomorfología

Las características geomorfológicas y morfológicas de una ladera gobiernan el comportamiento del terreno. Características como la elevación, pendiente, curvatura, aspecto y presencia de rasgos como escarpes y lóbulos al pie de las laderas, condicionan en cierto grado lo propensa que es una ladera a sufrir remociones en masa.

Estas características geomorfológicas de las laderas son principalmente el resultado de una serie de agentes externos que se encargan del modelado del paisaje. Un ejemplo de ello corresponde a la inestabilidad dotada por la erosión glacial sobre las laderas, que induce un escarpado natural, y por ende, una preparación de esta para su inestabilidad (McColl, 2015).

Dado que este factor corresponde a un factor interno de la ladera, debe considerarse como un factor condicionante para la ocurrencia de remociones en masa.

2.1.2.4. Vegetación

La vegetación tiene un efecto contrarrestante de la erosión sobre las laderas, debido al efecto de anclaje que inducen las raíces de la vegetación en el sustrato. Por otro lado, aquellas laderas que poseen poca o nula cobertura vegetal son generalmente más propensas a la actividad erosional, lo que es fuente de inestabilidad (Kanungo et al., 2009).

Otra forma en que la vegetación aporta a la estabilización de las laderas, corresponde a la ingesta de agua a través de las raíces y el proceso de transpiración. Esto ayuda a disminuir contenido de agua en el suelo, permitiendo que el suelo pueda recibir mayores aportes de agua cuando se producen, por ejemplo, eventos de precipitación intensa, antes de que la presión de poros ejercida por el agua desestabilice la ladera. De esta forma, la presencia de vegetación permite mejorar las condiciones hidrológicas antecedentes, y disminuye la probabilidad de que una lluvia intensa induzca fallamiento sobre las laderas (Likitlersuang et al., 2017).

A pesar de lo anterior, en algunas ocasiones la vegetación puede tener un efecto negativo sobre la estabilidad de las laderas. Este es el caso cuando el efecto interactivo entre la ve-

getación y el sustrato produce un aumento de la permeabilidad del medio, produciendo que el contenido de agua pueda aumentar. Bajo estas condiciones, y en presencia de baja cohesión del suelo, se puede contrarrestar negativamente el poder estabilizante de la vegetación (Jotisankasa et al., 2020).

De acuerdo con lo anterior, el efecto de la vegetación sobre la ocurrencia de remociones es de carácter condicionante, pues su presencia o no presencia supedita la estabilidad de la ladera, y la prepara para enfrentar sucesos desencadenantes como eventos de precipitación intensa.

2.1.2.5. Condiciones hidrogeológicas

Tal como se mencionó anteriormente, la infiltración de agua dentro de las laderas puede ayudar a disminuir la estabilidad de estas. La escorrentía superficial excesiva de agua a través de los drenajes contribuye a la actividad erosional sobre las laderas. De esta forma, las condiciones hidrogeológicas como la red de drenaje y la distribución del agua superficial y subsuperficial son importantes para la ocurrencia de remociones en masa (Kanungo et al., 2009).

2.1.2.6. Sismicidad

La ocurrencia de terremotos, y en general movimientos telúricos, son responsables tanto del desencadenamiento de nuevas remociones en masa, como de la reactivación de remociones en masa antiguas. La vibración de que producen estos movimientos pueden inducir a inestabilidad, particularmente en material suelto y no consolidado sobre laderas con alta pendiente (Kanungo et al., 2009).

La magnitud de los sismos se correlaciona positivamente con el número de remociones en masa producidos y el área que estas afectan, y existe también una predisposición de ciertos materiales a producir remociones en masa debido a sismos. En particular, rocas pobremente cementadas, meteorizadas, cizalladas, intensamente fracturadas o con juntas poco espaciadas; rocas con alta resistencia que poseen discontinuidades prominentes; suelos arenosos coluviales o residuales; suelos volcánicos saturados que contienen arcillas sensitivas; loess; suelos cementados; sedimentos deltaicos granulares; aluvio granular de llanura de inundación; relleno granular artificial no compactado o pobremente compactado. Todos los materiales anteriores tienen una tendencia a producir remociones en masa debido a la ocurrencia de sismos (Keefer, 2002).

Si bien los sismos se consideran en general como agentes desencadenantes, no siempre actúan como gatilladores: en algunos casos pueden actuar como agentes condicionantes que preparan el terreno, creando estructuras y planos de debilidad que en el futuro pueden aprovecharse para producirse remociones en masa (McColl, 2015).

2.1.2.7. Clima

La influencia del clima y sus variaciones, sobre las remociones en masa, puede agruparse en tres grupos: (1) influencia local o regional; (2) impacto a corto o largo plazo, y; (3) influencia directa o indirecta. Para los efectos de la clasificación del clima como un agente condicionante

o como un factor desencadenante, puede decirse que debido a la forma en que actúa, podría corresponder a cualquiera de las dos categorías: si actúa como un factor externo y a corto plazo, corresponde a un agente desencadenante, mientras que si actúa como un factor interno y a largo plazo, se podría clasificar como un factor condicionante (Gariano y Guzzetti, 2016).

Cuatro variables climáticas poseen efectos conocidos sobre la ocurrencia de remociones en masa: (1) precipitación total; (2) intensidad de precipitación; (3) temperatura del aire, y; (4) sistema meteorológico. De todas estas variables, el sistema meteorológico, la temperatura del aire y en general la precipitación total, tienen en general una influencia indirecta y a largo plazo sobre la ocurrencia de remociones en masa, mientras que la intensidad de lluvia tiene un efecto directo y en general una influencia a corto plazo (Figura 2.1).

Las variaciones en las precipitaciones totales tienen una influencia mayor en los deslizamientos de roca, flujos de lodo y procesos de licuefacción, tanto a la escala local como a la escala regional. Las variaciones en la intensidad de las precipitaciones afectan principalmente, y de forma directa, las caídas de roca, flujos/avalanchas de detritos, en el corto plazo y a escala local. Los cambios en la temperatura del aire influyen de manera directa las caídas y avalanchas de hielo, y tienen un impacto indirecto en las caídas de roca y en remociones profundamente asentadas (debido a cambios en el ciclo hidrológico). Finalmente, las variaciones en el sistema meteorológico afectan de forma indirecta a todos los tipos de remociones en masa, con efectos regionales y a largo plazo (Gariano y Guzzetti, 2016).

Otras variables climáticas que también tienen efectos sobre el condicionamiento o desencadenamiento de remociones en masa corresponden al viento, la temperatura y la radiación solar (Lara, 2007).

El viento tiene una influencia en el ángulo que inciden las gotas de lluvia sobre la ladera y en la desestabilización de laderas con árboles (Selby, 1993).

La temperatura condiciona el estado en que precipita el agua, controla el proceso de fusión de la nieve, modifica el estado de humedad del terreno luego de las precipitaciones, y condiciona el congelamiento del suelo (Lara, 2007).

Finalmente, la radiación solar influye en la condición de humedad del material que constituye la ladera, lo que disminuye la resistencia de estas, y también condiciona la presencia de cobertura vegetal, siendo esta más densa en zonas protegidas de la radiación solar (Lara, 2007).

De esta forma, es claro que el clima por sí solo no constituye un solo factor en conjunto, si no que reúne una serie de variables que afectan de distintas maneras la estabilidad de las laderas. Además, estas variables pueden actuar a distintas escalas, períodos de tiempo y de manera directa o indirecta, de tal forma que su clasificación en alguno de los dos factores causales de las remociones en masa va a ser función de como estas variables afectan la ocurrencia de estos procesos.

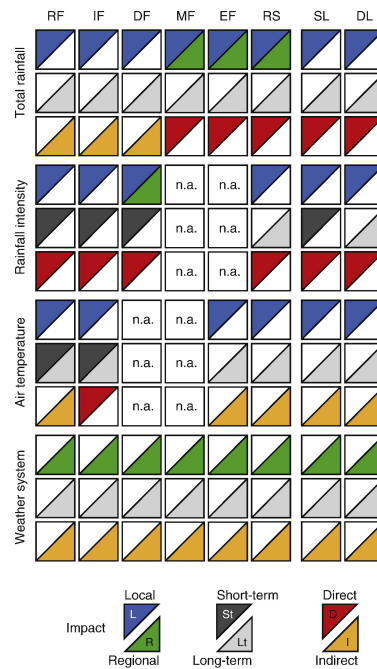


Figura 2.1: Variables e influencias ejercidas por el clima sobre la ocurrencia de 8 tipos de remociones en masa distintas (RF, caída/avalancha de roca; IF, caída/avalancha de hielo; DF, flujo de detritos; EF, licuefacción; MF, flujo de lodo; RS, deslizamiento de roca; SL, remociones en masa someras; DS, remociones en masa profundamente asentadas. Tomado de [Gariano y Guzzetti \(2016\)](#)).

2.1.2.8. Factores antropogénicos

Las actividades humanas que se realizan sobre las laderas también tienen un efecto sobre su estabilidad, y se pueden identificar tanto factores antropogénicos condicionantes como factores antropogénicos desencadenantes. [Jaboyedoff et al. \(2016\)](#) reconocen siete factores de origen antrópico que podrían incrementar el peligro de remociones en masa: (1) re-perfilamiento de laderas; (2) perturbación del flujo de aguas subterráneas y cambios rápidos en la presión de poros; (3) modificaciones en el flujo de agua superficial; (4) cambios en el uso del suelo y degradación de este; (5) estructuras artificiales inapropiadas; (6) tronadura y vibraciones, y; (7) envejecimiento y degradación de infraestructura.

El re-perfilamiento de laderas es un proceso común llevado a cabo en las obras de ingeniería, y corresponde a una actividad que modifica de forma directa el factor de seguridad en una ladera. Este proceso de re-perfilamiento se puede llevar cabo extrayendo material de la ladera y rellenándolo con otro, o simplemente extrayendo material. La aplicación de un relleno artificial en la ladera puede constituir una fuente de sedimentos para la ocurrencia posterior de flujos de detritos, mientras que la extracción de material desde la ladera puede llevar a la degradación de esta debido a variaciones en el campo de estrés provocados por precipitaciones, congelamiento/descongelamiento y vibraciones ([Baillifard et al., 2003](#)). Por otro lado, el re-perfilamiento puede constituir un factor condicionante de la ocurrencia de remociones en masa, puesto que la excavación y relleno de la ladera con otro material puede modificar negativamente el factor de seguridad ([Jaboyedoff et al., 2016](#)).

Actividades inducidas por el ser humano como fugas de agua en tuberías o piscinas, variaciones en los niveles de lagos y ríos, disminución de la permeabilidad, e incremento de la presión de poros por la presencia de cargas externas, tienen un efecto sobre el flujo y nivel de aguas subterráneas y en la presión de poros. El cambio en el nivel de aguas subterráneas lleva a una desestabilización en la presión de poros pudiendo o bien condicionar la ocurrencia de remociones en masa, o bien desencadenarlas. Las fugas de agua o cambios en el flujo de aguas subterráneas pueden constituir factores condicionantes o desencadenantes, pero en la mayoría de los casos, la combinación con precipitaciones intensas lleva al desencadenamiento de remociones en masa (Jaboyedoff et al., 2016). Finalmente, cambios en la presión de poros provocados por una rápida carga sobre material no drenado, o por una lenta compactación que lleva a un decrecimiento de la permeabilidad e incremento del nivel de aguas subterráneas, puede constituir o bien un factor desencadenante (en el primer caso) o bien un factor condicionante (en el segundo caso) (Terzaghi, 1950; Pinyol et al., 2012).

El flujo de aguas superficiales puede ser modificado por el sellamiento de suelos, modificaciones en la topografía, aspersores de riego y fugas en estos, etc. Estas modificaciones en el flujo de aguas superficiales tienen la consecuencia de traer agua sobre laderas que jamás han experimentado tales caudales durante eventos de precipitación intensa, constituyendo así un factor desencadenante de remociones en masa. Por otro lado, cambios en el curso de drenaje de los ríos puede provocar la erosión y creación de nuevos bancos de erosión, pudiendo promover la ocurrencia de remociones en masa (Jaboyedoff et al., 2016).

Los cambios en el uso del suelo e incendios funcionan como factores que condicionan el terreno para la ocurrencia de remociones en masa. La urbanización a lo largo de laderas puede causar una modificación indirecta de los flujos de agua superficial y/o subterránea y altas tasas de infiltración, mientras que los incendios pueden causar una disminución de la cobertura vegetal y de su efecto estabilizante, de tal forma que esto induce a la posterior ocurrencia de remociones en masa, principalmente debido a la ocurrencia de precipitaciones intensas (Jaboyedoff et al., 2016).

La presencia de estructuras artificiales inapropiadas se refiere principalmente a la instalación de estructuras de refuerzo que no cumplen su función debido a una mala estimación de los parámetros geotécnicos y de estabilidad de las laderas, o por una mala dimensión del tamaño de estas. Así, estas estructuras inapropiadas pueden constituir un factor condicionante o desencadenante de remociones en masa. Por otro lado, el envejecimiento/degradación de infraestructuras artificiales (si apropiadas), se pueden considerar como un factor condicionante de remociones, ya que la degradación de estas estructuras tienen principalmente un efecto degradante sobre las laderas (Jaboyedoff et al., 2016).

Finalmente, las tronaduras y vibraciones se pueden considerar como factores desencadenantes de remociones en masa, debido a que su acción muchas veces tiene efectos inmediatos sobre el terreno. Sin embargo, también pueden considerarse como factores condicionantes que preparan el terreno para la ocurrencia de remociones en masa, aunque este no sea el caso más típico (Jaboyedoff et al., 2016).

2.1.3. Susceptibilidad y peligro de remociones en masa

De acuerdo con Brabb (1984) se define el concepto de susceptibilidad de remociones en masa como la posibilidad de ocurrencia de un evento de este tipo en un área específica, sobre la base de las condiciones locales del terreno, de tal forma que un estudio de este tipo tiene como resultado la predicción, o más bien la zonificación de los lugares donde es altamente posible la ocurrencia de remociones en masa (Guzzetti, 2006).

Por otro lado, el peligro de remociones en masa corresponde a la evaluación de la probabilidad de ocurrencia y las áreas que potencialmente pueden ser afectadas por procesos de remociones en masa, en un intervalo de tiempo específico. De esta forma, una evaluación de peligro no solo involucra la identificación de las posibles zonas que pueden ser generadoras de remociones en masa (susceptibilidad), sino que también incluye la evaluación espacial de las zonas que podrían ser afectadas, y el tiempo en que estos eventos volverán a ocurrir (van Westen et al., 1997; Aleotti y Chowdhury, 1999; Cruden y Varnes, 1996; Guzzetti, 2006).

2.2. Metodologías para la evaluación de la susceptibilidad de remociones en masa

Los estudios de susceptibilidad de remociones en masa pueden ser abordados ocupando diversas metodologías, ocupando distintas técnicas. Varios autores han realizado clasificaciones de estas técnicas (Guzzetti et al., 1999; Aleotti y Chowdhury, 1999; Dai et al., 2002; Guzzetti, 2006; Kanungo et al., 2009), y a modo general estas se pueden agrupar dentro de 3 grandes grupos: (1) cualitativas; (2) semicuantitativas, y; (3) cuantitativas. Dentro de la técnicas cualitativas se encuentra el análisis de distribución o metodología inventario y el análisis geomorfológico. Dentro de las metodologías semicuantitativas se encuentra el método de combinación de mapas índice o de parámetros, y existen diversas técnicas utilizadas para su combinación. Finalmente, dentro de las metodologías cuantitativas, se encuentran las metodologías determinísticas, el análisis estadístico, el enfoque probabilístico y los enfoques libres de distribución. En la Figura 2.2, se puede observar un esquema de la clasificación de las técnicas existentes para la evaluación de la susceptibilidad de remociones en masa.

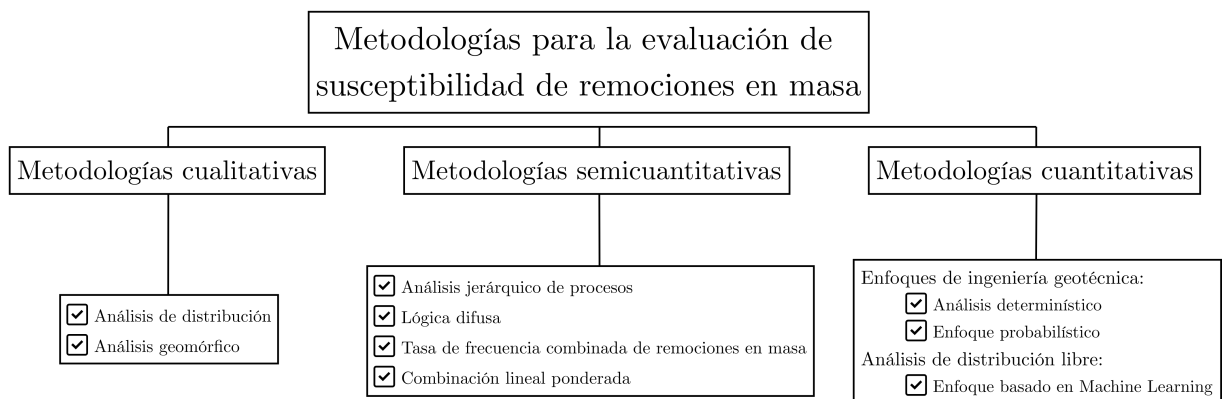


Figura 2.2: Clasificación de las metodologías de evaluación de susceptibilidad de remociones en masa, de acuerdo con (Soeters y Westen (1996), Westen et al. (1997), Aleotti & Chowdorry (1999), Kanungo et al. (2009).

2.2.1. Metodologías cualitativas

2.2.1.1. Análisis de distribución

El análisis de distribución, o metodología inventario, consiste en la construcción de mapas inventarios donde se registra espacialmente los lugares donde existen remociones en masa, y para su construcción se hace uso de fotografías aéreas, imágenes satelitales, compilación de información histórica, en combinación con una validación en terreno (Dai et al., 2002). El detalle que poseen estos mapas puede ser variado, si bien deben contener información básica sobre el tipo de remoción en masa mapeada, dirección del movimiento, espesor estimado del material removido, fecha de ocurrencia y estado de actividad (Wieczorek, 1984). Estos mapas inventarios pueden ser usados como aproximación de primer orden para la evaluación de la susceptibilidad, dado que estos no son capaces de proveer información sobre la probabilidad de ocurrencia de una remoción en masa en lugares donde no existen esta clase de depósitos. Sin embargo, constituyen una parte estructural de cualquiera de las otras metodologías de evaluación de susceptibilidad (Dai et al., 2002).

2.2.1.2. Análisis geomorfológico

El análisis geomorfológico (Aleotti y Chowdhury, 1999), técnica intensivamente utilizada en los años 70's y 80's, consiste en el mapeo detallado de estructuras geomorfológicas en el campo y la asignación de diferentes grados de peligro a las distintas zonas mapeadas, de acuerdo a criterios netamente subjetivos que escoge el o la ejecutante del estudio, en base a las características locales (topografía, geología, hidrogeología, hidrología, etc).

Si bien existen variados estudios que han ocupado esta metodología para derivar mapas de susceptibilidad, el método más completo de este tipo corresponde al procedimiento francés para zonas expuestas al riesgo de movimiento de suelo y subsuelo (ZERMOS por sus siglas en inglés) (Antoine, 1977; Humbert, 1977; Meneroud y Calvino, 1976), que consiste de dos etapas principales: una de análisis y otra de extrapolación. La etapa de análisis consiste en la examinación de todos los posibles factores que podrían influir en la estabilidad, tomando en cuenta tanto los factores permanentes como los temporales, para lo cual se debe hacer análisis de las remociones en masa activas e inactivas. Por otro lado, en la etapa de extrapolación, todos los factores analizados en la etapa anterior son extrapolados por el o la ejecutante a las áreas que poseen condiciones físicas similares, de tal forma que esto permite zonificar el área en tres campos principales, cada uno con diferentes grados de peligro: peligro bajo o nulo, peligro potencial o incierto, y peligro comprobado.

2.2.2. Metodologías semicuantitativas

Las metodologías semicuantitativas, o métodos heurísticos, se basan en la elección y ponderación de los agentes condicionantes adecuados del terreno donde se lleva a cabo el estudio, y gran parte del resultado que se obtiene de estos métodos está influenciado por la experiencia de la persona que está llevando a cabo el estudio, dado que, es la persona, quién tiene que juzgar a priori cuales son los factores condicionantes más importantes para la ocurrencia de remociones en masa en el terreno que se está estudiando (Gupta y Joshi, 1990; van Westen et al., 1997), de tal forma que existe un sesgo fuerte, de carácter subjetivo, en los resultados finales (Dai et al., 2002). Se debe hacer incapié en que estos métodos hacen uso agresivo de

Sistemas de Información Geográfica, para la utilización, clasificación y ponderación de mapas temáticos que contienen la información de los agentes condicionantes a utilizar para llevar a cabo el estudio.

Dentro de estas metodologías se encuentran varias técnicas: (1) análisis jerárquico procesos (AHP); (2) lógica difusa; (3) tasa de frecuencia combinada de remociones en masa, y; (4) lógica difusa y combinación lineal ponderada (WLC).

2.2.2.1. Análisis jerárquico de procesos (AHP)

El análisis jerárquico de procesos (Saaty, 2008) corresponde a una metodología que lidia con el establecimiento de magnitudes para propiedades intangibles que no poseen escalas de medición, donde los valores derivados para cada una de estas propiedades intangibles dependen de la importancia o jerarquía relativa entre ellas.

El método consiste de cinco pasos. El primero consiste en visualizar el problema de tal forma que el resultado que se espera depende de una serie de factores. El segundo paso corresponde ordenar los factores previamente identificados de forma jerárquica. El tercer paso consiste en la asignación de valores numéricos a cada uno de estos factores, para determinar la importancia relativa de cada uno de los factores. El cuarto paso corresponde a la construcción de una matriz de comparación. Finalmente, el quinto paso consiste en el cálculo de los vectores propios normalizados, los cuales entregan el peso de cada uno de los factores por los cuales se debe ponderar.

Esta metodología resulta ser bastante útil y aplicable a la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa dado que, dentro de todos los factores condicionantes que puede poseer un terreno, una gran parte de ellos corresponden a variables categóricas, de tal forma que la asignación de valores a estas variables, bajo el previo establecimiento de la jerarquía relativa entre ellas, permite realizar una combinación ponderada para obtener un valor del grado de susceptibilidad. Thanh y De Smedt (2012) reconocen cuatro ventajas de la aplicación del análisis jerárquico de procesos a los estudios de susceptibilidad: (1) cualquier tipo de información puede ser incluida dentro del proceso de discusión; (2) las decisiones están estructuradas de tal forma que toda la información es tomada en cuenta; (3) las reglas de discusión pueden basarse en la experiencia, y; (4) una vez que se llega a un consenso, los pesos de cada uno de los factores relevantes se obtienen desde los vectores propios de la matriz de decisión.

2.2.2.2. Lógica difusa

El término lógica difusa fue introducido por primera vez por Zadeh (1965) para estudiar las decisiones humanas que se basan en información imprecisa y no numérica, y su utilidad reside en que provee un marco para el procesamiento de bases de datos diversas.

Las relaciones difusas corresponden al estudio de la pertenencia de los elementos de un set difuso, en otro set difuso, y son precisamente estas relaciones las que permiten estudiar la susceptibilidad de remociones en masa: las relaciones difusas pueden establecerse en base al principio de que las remociones en masa están relacionadas de alguna manera con los factores condicionantes (Kanungo et al., 2009).

Si bien las evaluaciones de susceptibilidad usando lógica difusa se basan en las relaciones difusas, distintos autores han derivado distintas técnicas para el cálculo de la susceptibilidad. [Chi et al. \(2002\)](#) realizaron una evaluación de susceptibilidad utilizando redes de inferencia difusas y una variedad de operadores difusos que permitieron resaltar las zonas de mayor susceptibilidad; [Gorsevski et al. \(2003\)](#) derivaron un mapa de susceptibilidad utilizando una metodología basada en Sistemas de Información Geográfica y agrupamiento difuso, bajo un enfoque bayesiano; [Ercanoglu y Gokceoglu \(2004\)](#) desarrollaron un modelo basado en relaciones difusas, que utilizaba la integración de los valores de pertenencia difusa de los distintos factores condicionantes, para obtener un mapa de susceptibilidad.

2.2.2.3. Tasa de frecuencia combinada de remociones en masa

El modelo de tasa de frecuencia corresponde a un modelo probabilístico, donde la tasa de frecuencia se define como el cociente entre el área afecta por remociones en masa dividido por la superficie total del área de estudio considerada, y también corresponde al cociente entre las probabilidades de ocurrencia a no ocurrencia de remociones en masa, para un parámetro dado. Así, la tasa de frecuencia viene dada por la siguiente expresión:

$$FR = \frac{\frac{N_{pix}(SX_i)}{\sum_{i=1}^m SX_i}}{\frac{N_{pix}X_j}{\sum_{j=1}^n N_{pix}(X_j)}} \quad (2.1)$$

Donde $N_{pix}(SX_i)$ corresponde al número de píxeles que poseen remociones en masa dentro de la clase i del parámetro X , $N_{pix}(X_j)$ corresponde al número de píxeles dentro de la variable parámetro X_j , m es el número de clases dentro del parámetro X_i , y n es el número de parámetros considerados dentro del área de estudio. A modo de ejemplo, considérese que en un área determinada las remociones en masa están condicionadas por dos factores (A , B), cada uno con dos clases (A_1 , A_2 , B_1 y B_2). La tasa de frecuencia de remociones en masa para la clase 1 del factor condicionante A se calcularía de la siguiente forma:

- $N_{pix}(SX_i)$: Número de píxeles con remociones en masa dentro de la clase 1 del factor condicionante A.
- $\sum_{i=1}^m SX_i$: Número total de píxeles con remociones en masa que posee el factor condicionante A (sin diferenciación de clases).
- $N_{pix}X_j$: Número de píxeles de la clase 1 del factor condicionante A.
- $\sum_{j=1}^n N_{pix}(X_j)$: Número total de píxeles del factor condicionante A.

Teniendo las tasas de frecuencia calculadas, se procede a calcular el índice de susceptibilidad de remociones en masa para cada punto del espacio, el cual viene dado por:

$$LSI = \sum FR \quad (2.2)$$

El procedimiento antes descrito corresponde al utilizado por [Regmi et al. \(2014\)](#). Sin embargo, a modo más general, los estudios de susceptibilidad realizados mediante el modelo de tasa de frecuencia poseen cinco pasos básicos: (1) selección y mapeo de los parámetros significantes y su categorización en un número relevante de clases; (2) mapeo de remociones en masa; (3) sobreposición del mapa de remociones en masa con los mapas de los parámetros

escogidos anteriormente; (4) determinación de la densidad de remociones en masa en cada clase de cada uno de los parámetros definidos y definición de los valores ponderantes; (5) asignación de los valores ponderantes para cada uno de los mapas de parámetros, y; (6) sobreposición final de los mapas de parámetros ponderados y cálculo final del valor de la susceptibilidad (Aleotti y Chowdhury, 1999).

2.2.2.4. Combinación lineal ponderada

El método de la combinación lineal ponderada (WLC) consiste en la construcción de mapas temáticos de los factores condicionantes relevantes de un terreno, para su posterior ponderación por valores específicos para cada factor. La magnitud de estos pesos ponderantes depende de la importancia que tiene cada factor dentro de la ocurrencia de remociones en masa para un sitio dado.

Para encontrar la magnitud de los pesos ponderantes de cada uno de los factores condicionantes, existen diversos métodos. El análisis jerárquico de procesos corresponde a uno de ellos, sin embargo, dado que existen otras técnicas para encontrar estos valores (S. Sepúlveda, 1998, 2000; Lara, 2007; Bucarey, 2018), se prefiere dejar de forma separada esta metodología.

2.2.3. Metodologías cuantitativas

2.2.3.1. Metodologías determinísticas geotécnicas

Los métodos determinísticos se encuentran dentro de los enfoques de ingeniería geotécnica, donde la evaluación de la susceptibilidad se basa en el análisis de la estabilidad de laderas en sitios puntuales.

Para la asignación numérica del grado de inestabilidad, se determina el factor de seguridad F , el cual se calcula en base a la geometría de la ladera, parámetros de resistencia al cizalle (cohesión y ángulo de fricción interna) e información sobre la presión interna de poros ejercida por el agua. Lo anterior supone una limitación en términos de la escala de aplicación de esta metodología, debido a la imposibilidad de extender los valores de las variables anteriormente mencionadas a otras zonas más allá de la superficie de deslizamiento que se está analizando (Aleotti y Chowdhury, 1999).

2.2.3.2. Enfoque probabilístico geotécnico

Otro de los métodos cuantitativos, basado en un enfoque de ingeniería geotécnica, corresponde al enfoque probabilístico, el cual nace de considerar la variabilidad que tienen, en el espacio y en el tiempo, las variables utilizadas para el cálculo del factor de seguridad. De esta forma, se reconoce la existencia de una incertidumbre asociada a la estimación de estos parámetros, siendo los orígenes de esta incertidumbre de distinto tipo, como la imposibilidad de investigar una masa de suelo o roca en toda su completitud, limitaciones económicas a la hora de realizar pruebas en laboratorio y en el campo, e incertidumbre introducidas por los equipos de medición.

De esta forma, para tener en cuenta esta incertidumbre, se define una función de probabilidad de falla (pf) que entregue valores en base a un valor umbral del factor de seguridad:

$$pf = P(F < 1) \quad (2.3)$$

Con lo anterior, si se toma el complemento, se obtiene la probabilidad de no falla del punto a estimar la estabilidad:

$$ps = 1 - pf \quad (2.4)$$

Definida la función que entrega probabilidad de falla, se debe definir cual es la función de densidad de probabilidad del factor de seguridad, lo cual se realiza en base a al menos dos parámetros estadísticos, el valor central del valor del factor de seguridad, y su desviación estándar.

Finalmente, se suele definir un índice de confiabilidad β que es útil para medir tanto la desviación de la media del factor de seguridad con respecto al valor umbral, como la dispersión de este factor de seguridad (Aleotti y Chowdhury, 1999):

$$\beta = \frac{F - 1}{\sigma_F} \quad (2.5)$$

2.2.3.3. Análisis de distribución libre: enfoque basado en machine learning

Recientemente, el uso de algoritmos de machine learning han tomado un alto protagonismo en los estudios a escala regional de susceptibilidad de remociones en masa. Estas técnicas comenzaron a utilizarse en el campo de las remociones en masa desde los años 2000 (Merghadi et al., 2020), y los algoritmos usados para llevar a cabo este tipo de estudios son diversos, incluyendo el algoritmo naïve bayes, árboles de decisión, máquinas de vector soporte (SVMs), bosques aleatorios y redes neuronales artificiales.

La diferencia entre los modelos estadísticos y los modelos basados en machine learning corresponde a una línea bastante difícil de delimitar, debido a que, si bien algunos de estos métodos caen dentro de una categoría o la otra, muchos son usados en ambas categorías. Sin embargo, a modo general, se puede establecer que la diferencia fundamental entre los modelos estadísticos y los modelos basados en machine learning, es que los primeros son ocupados para realizar tareas de inferencia, mientras que los segundos se ocupan más bien para realizar tareas de predicción (Bzdok et al., 2018).

No existe un consenso sobre cual es el mejor algoritmo de machine learning para realizar la tarea de evaluación de susceptibilidad de remociones en masa (Sevgen et al., 2019; Dou et al., 2020; H.-b. Li et al., 2020), pero los resultados de estos algoritmos pueden llegar a alcanzar un nivel de exactitud de las predicciones del 90 %, cuando se ocupan técnicas sofisticadas (Dou et al., 2019).

2.3. Enfoques y procedimientos actualmente en uso

Actualmente, las metodologías más usadas para las evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa, a escala regional, corresponden a las metodologías semicuantitativas y las metodologías cuantitativas (dejando fuera aquellas que se basan en análisis determinístico).

Esto es así, debido a que el enfoque general de estas metodologías se basa en la combinación de mapas temáticos, a escala regional, de distintos parámetros del terreno, para derivar un valor de susceptibilidad. Lo anterior, combinado con (1) el fuerte uso y acceso que existe a día de hoy a Sistemas de Información Geográfica, (2) acceso libre a información capturada por sensores remotos, y la creciente capacidad computacional de los dispositivos actuales, permite que el uso de estas técnicas se vean favorecidas, mientras que los resultados que se obtienen de estas técnicas sean en general bastante confiables.

El enfoque del presente trabajo es realizar una evaluación de susceptibilidad con redes neuronales, por lo que se centra la atención en como es el funcionamiento de esta metodología.

Prácticamente todas las evaluaciones de susceptibilidad realizadas con redes neuronales, se realizan con redes neuronales de tipo feed-forward fully connected, compuestas de una capa de entrada, una serie de capas escondidas, y una capa de salida. Los datos de entrada parten a la izquierda, y todos los cálculos fluyen hacia la derecha (hacia adelante) hasta llegar a la capa de salida. En la Figura 2.3, se puede observar un esquema de la arquitectura de las redes neuronales feed forward fully connected, mientras que en la ecuación 2.6 se presenta la expresión matemática que representa el output que se produce en cada una de las capas de la red.

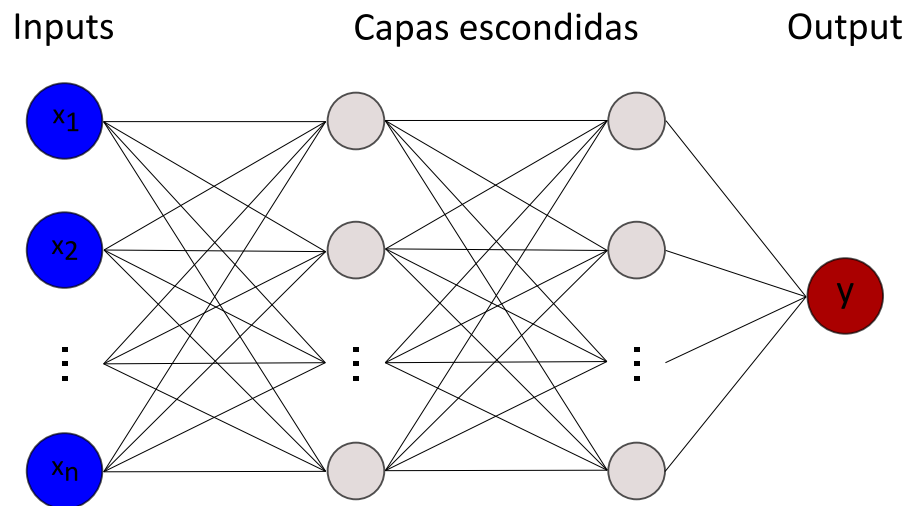


Figura 2.3: Esquema de una red neuronal feed forward fully connected o red neuronal artificial (ANN), con una capa de entrada de n variables, dos capas escondidas y una capa de salida con un output.

$$h^{(i)} = f^{(i)}(h^{(i-1)}W^{(i)} + b^{(i)}) \quad (2.6)$$

Donde $h^{(i)}$ representa el output producido en la i -ésima capa, $f^{(i)}$ corresponde a la función de activación de la i -ésima capa, $h^{(i)}$ corresponde a los datos de entrada de la i -ésima capa, $W^{(i)}$ corresponden a una matriz que contiene los pesos por los que se van a ponderar los datos de entrada de la i -ésima capa, y $b^{(i)}$ corresponde al sesgo de la i -ésima capa.

Luego de programada la arquitectura de la red neuronal y haber calculado todos los pa-

rámetros de entrada (factores condicionantes), se procede a entrenar la red. En general, en la mayoría de los estudios de susceptibilidad con redes neuronales artificiales, se realiza una separación de los casos de ejemplo, de tal forma que típicamente se selecciona aleatoriamente un porcentaje de los casos para el entrenamiento de la red, y el porcentaje restante se deja para realizar una validación del modelo (Aleotti y Chowdhury, 1999).

Los resultados que se obtienen del uso de redes neuronales feed-forward fully connected son en general bastante buenos, donde se han alcanzado exactitudes de incluso más de un 90 % en algunos casos (Yesilnacar y Topal, 2005; Kawabata y Bandibas, 2009). Además, es posible observarse que los resultados finales que entregan las redes neuronales se acercan efectivamente a los resultados que obtienen los expertos al realizar este tipo de evaluaciones (Figura 2.4), de tal forma que esta técnica tiene la capacidad aprender, basándose en los ejemplos de entrenamiento que se le proveen (Aleotti y Chowdhury, 1999).

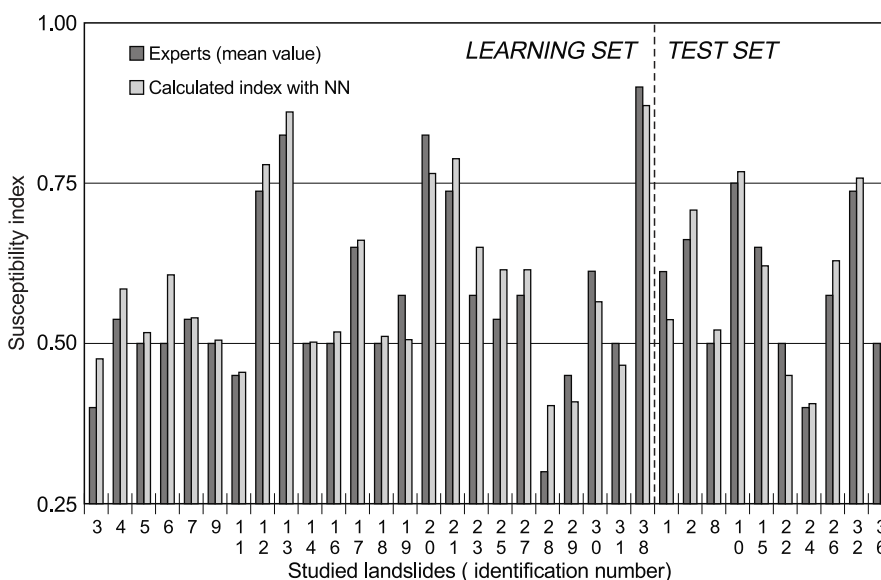


Figura 2.4: Comparación entre los resultados finales de evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa llevadas a cabo por expertos, y llevadas a cabo por redes neuronales artificiales. Tomado de Aleotti y Chowdhury (1999).

Si bien las redes neuronales artificiales han predominado en los estudios de susceptibilidad de remociones en masa, estas no son el único tipo de redes neuronales. Wang et al. (2019) realizó por primera vez una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa ocupando redes neuronales convolucionales, probando distintas arquitecturas (CNN-1D, 2D y 3D) y destacando que el uso de este tipo de redes son mucho más prácticas para su implementación, pero haciendo énfasis también en la necesidad de realizar más investigación sobre el desempeño de estas redes en otras áreas geográficas de distintas características.

Estudios posteriores sobre el desempeño de redes neuronales convolucionales para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa han demostrado también su utilidad. Pham et al. (2020) llevaron a cabo un estudio de susceptibilidad de remociones en masa ocupando redes neuronales convolucionales y un algoritmo especial de inteligencia de enjambre, con

el objetivo de optimizar el proceso de búsqueda de los hiperparámetros y pesos de la red. [Hajimoradlou et al. \(2020\)](#) implementaron redes neuronales convolucionales localmente alineadas que tienen la capacidad de seguir la superficie topográfica a distintas escalas para derivar una probabilidad de ocurrencia de remociones en masa para un punto individual ([Chen et al., 2021](#)).

En lo que respecta a la validación de los modelos utilizando metodologías basadas en machine learning, es común el uso de distintos indicadores. En particular, destaca el uso de la curva ROC y los valores OA ([Bradley, 1997](#)). La curva ROC (receiver operating characteristic) corresponde a una métrica de evaluación utilizada en problemas de clasificación binaria, donde se representa la tasa de verdaderos positivos en función de la tasa de falsos positivos, para varios valores umbrales sobre la probabilidad de la predicción. Luego de construida la curva ROC, se analiza el valor del área bajo esta curva (AUC) para determinar el rendimiento de la clasificación realizada: si el área bajo la curva es de 1, el clasificador es capaz de distinguir perfectamente entre los datos correspondiente a una clase, de los correspondientes a la otra; si el valor del área bajo la curva es menor a 1, pero mayor que 0.5, el clasificador es capaz de distinguir de forma aceptable entre los datos correspondientes a una clase de los de la otra clase; si el área bajo la curva es de 0.5 o menor, el clasificador puede ser considerado como de baja capacidad de predicción, de tal forma que no es capaz de distinguir correctamente entre los datos pertenecientes a una clase, de los que pertenecen a la otra clase. El valor OA (Overall Accuracy) corresponde al cociente entre los datos bien clasificados en el set de validación y el total de datos en el set de validación, de tal forma que si el valor OA es de 1, significa que todos los datos en el set de validación fueron correctamente asignados, mientras que si el valor OA es menor 1, significa que existen datos del set de validación que no fueron clasificados correctamente.

El análisis de la importancia de los atributos utilizados en problemas de clasificación, utilizando machine learning, se puede realizar utilizando distintos algoritmos. En particular, se utiliza de forma frecuente un enfoque basado en la Teoría de Juegos, y que corresponde a los valores de Shapley. Los valores de Shapley corresponden a una medida de la contribución marginal promedio de un atributo sobre todas las posibles coaliciones que pueden existir, y su cálculo se puede realizar utilizando la metodología propuesta por [Lundberg y Lee \(2017\)](#).

2.3.1. Arquitectura y parámetros de una red neuronal convolucional

2.3.1.1. Componentes básicas de una red neuronal convolucional

La arquitectura de una red neuronal corresponde a una secuencia de capas, por medio de las cuales los vectores input van a ser procesados mediante operaciones matemáticas para finalmente entregar un valor de susceptibilidad, que en este caso se define como un valor que se encuentra entre 0 y 1.

Este "esqueleto" de la red, dado que se está trabajando con redes neuronales convolucionales, se compone de 4 capas fundamentales: (1) capas de convolución; (2) capas de pooling (agrupación); (3) capas de activación; (4) capas totalmente conectadas (fully connected layers).

Las capas de convolución funcionan aplicando un filtro sobre un vector o una imagen (dependiendo del input), con el objetivo de extraer rasgos más abstractos y mejorar así la tarea de clasificación. El filtro utilizado en las capas de convolución tienen una dimensión menor que el input, de tal forma que el filtro se va moviendo sobre el input cubriéndolo totalmente.

La convolución corresponde a una operación algebraica lineal, por medio de la cual las distintas dimensiones de un input son multiplicadas por distintos pesos, ocupando un tamaño de filtro específico d . En la Ecuación 2.7 se puede visualizar la operación de convolución para un vector con n dimensiones.

$$out(C_{out_j}) = bias(C_{out_j}) + \sum_{k=0}^{C_{in}-1} weight(C_{out_j}, k) \star input(k) \quad (2.7)$$

Donde C_{out_j} corresponde al número de canales de salida (el número de vectores de salida que tendrá la convolución), C_{in} corresponde al número de canales de entrada (que para un solo vector como input es de 1), \star corresponde a la operación de correlación cruzada, $bias$ corresponde a un vector, y $weight$ corresponden a los pesos por los cuales el vector va a ser multiplicado. A modo de ejemplo, la operación de correlación cruzada para un vector de n dimensiones, con un tamaño de filtro 2, se puede visualizar en la Figura 2.5.

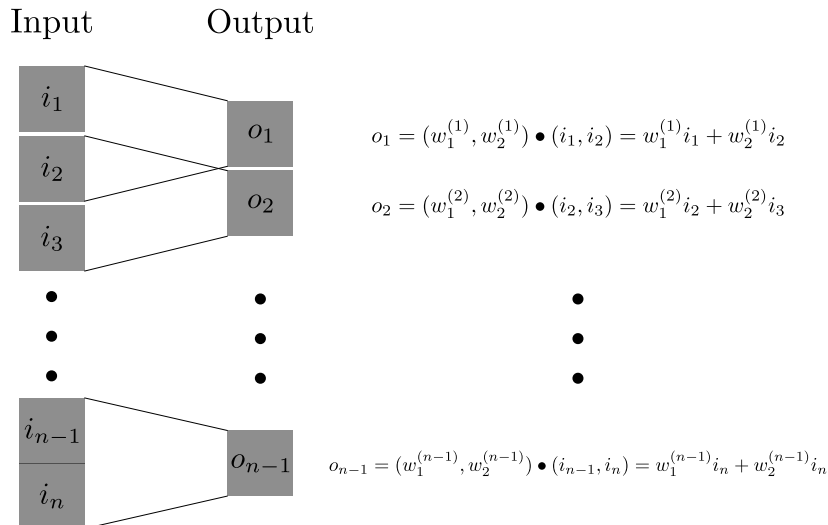


Figura 2.5: Diagrama explicativo de la operación de convolución con un filtro de tamaño 2, sobre un vector input con n dimensiones.

Las capas de pooling tienen por objetivo reducir la dimensionalidad de los inputs, haciendo pasar un filtro sobre estos que rescata los rasgos más importantes en cada región por la que se desliza. Una de las capas de pooling que más se utiliza corresponde al max pooling, que corresponde a un filtro que rescata el valor máximo dentro del área que va recorriendo el filtro. Un ejemplo de la operación de max pooling sobre un vector de n dimensiones, con un tamaño de filtro 2, se puede visualizar en la Figura 2.6.

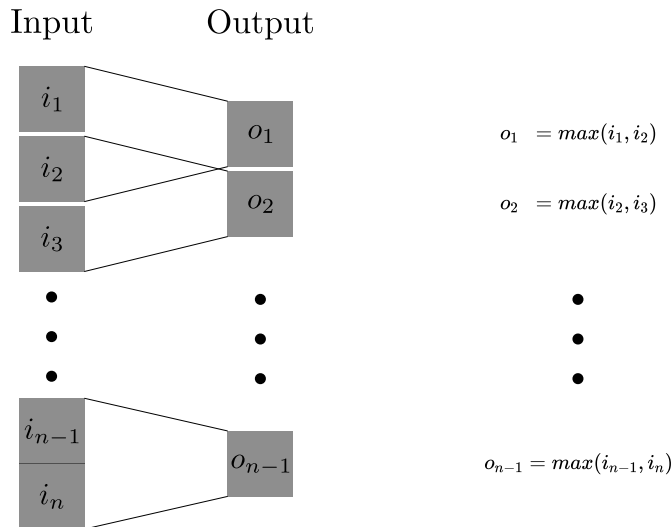


Figura 2.6: Diagrama explicativo de la operación de reducción de dimensionalidad max pooling, con un filtro de tamaño 2, sobre un vector input con n dimensiones.

Las capas de activación corresponden a capas donde los inputs (i) son ingresados a una función de activación no lineal, con el objetivo de introducir la componente no lineal al problema de optimización que resuelve la red. Dentro de las funciones de activación más comunes, se tienen las funciones sigmoid, relu, tangente hiperbólica, lineal y elu (Ecuaciones 2.8, 2.9, 2.10, 2.11 y 2.12 respectivamente). Cabe destacar que en las capas de activación ningún parámetro es optimizado durante el aprendizaje de la red, y siempre se utilizan luego de las capas de convolución, pooling y las totalmente conectadas.

$$\text{sigmoid}(i) = \frac{1}{1 + e^{-i}} \tag{2.8}$$

$$\text{relu}(i) = \begin{cases} i, & \text{if } i > 0 \\ 0, & \text{if } i \leq 0 \end{cases} \tag{2.9}$$

$$\text{tanh}(i) = \frac{e^i - e^{-i}}{e^i + e^{-i}} \tag{2.10}$$

$$\text{lin}(i) = i \tag{2.11}$$

$$\text{elu}(i, \alpha) = \begin{cases} i, & \text{if } i > 0 \\ \alpha(e^i - 1), & \text{if } i \leq 0 \end{cases} \tag{2.12}$$

Las capas totalmente conectadas se ubican siempre al final de la red, luego de que las operaciones de convolución y pooling ya se han realizado. Estas capas se caracterizan por estar constituidas por neuronas que están conectadas a todas las de la capa anterior, tal y como se puede observar en la Figura 2.3.

2.3.2. Antecedentes de arquitecturas de redes neuronales convolucionales utilizadas para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa

Teniendo ahora claridad sobre las componentes básicas de una red neuronal convolucional, se revisaran algunas de las arquitecturas usadas por autores que han utilizado redes neuronales convolucionales para realizar evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa.

Wang et al. (2019) probó la utilidad de 3 arquitecturas distintas de redes neuronales convolucionales, utilizando 15 factores condicionantes para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa, en el condado de Yanshan, China. La primera de ellas (CNN-1D) tiene como inputs vectores con cierta ubicación en el espacio, donde cada dimensión del vector corresponde a un factor condicionante, y consiste en una capa convolucional (con 20 filtros de tamaño 3×1), una capa de max pooling (de tamaño 2×1) y una capa totalmente conectada (con 50 neuronas), seguido de una capa output de tamaño 2 (probabilidad de pertenecer a la clase "Remoción en masa" y probabilidad de pertenecer a la clase "No remoción en masa").

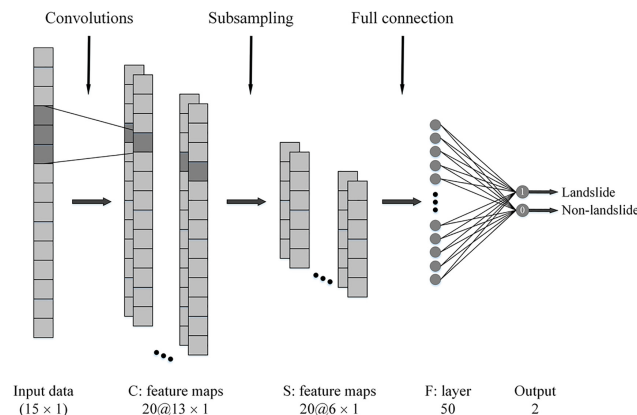


Figura 2.7: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión (CNN-1D), utilizada por Wang et al. (2019).

La segunda arquitectura utilizada por Wang et al. (2019) (CNN-2D) tiene como inputs matrices, las cuales se obtienen convirtiendo los vectores con los factores condicionantes de la siguiente forma: se busca el factor condicionante con más clases dentro de todos los factores condicionantes, por ejemplo, N , y si ese número es mayor al número de factores condicionantes, entonces la matriz tendrá un tamaño de $N \times N$, donde cada columna corresponde a uno de los factores condicionantes, y los valores se asignan colocando un 1 en la fila correspondiente a la clase a la que pertenece el valor del factor condicionante. En cuanto a las capas de la arquitectura CNN-2D, esta se compone de 2 capas de convolución (la primera con 20 filtros de tamaño 3×3 , y la segunda con 15 filtros de tamaño 3×3), 2 capas de max pooling (las dos de tamaño 2×2), 2 capas de dropout (que apagan ciertas neuronas para que no participen del entrenamiento de la red con una probabilidad p no especificada en el artículo), 1 capa totalmente conectada (con 78 neuronas), y una capa output idéntica a la de la arquitectura CNN-1D (Figura 2.8).

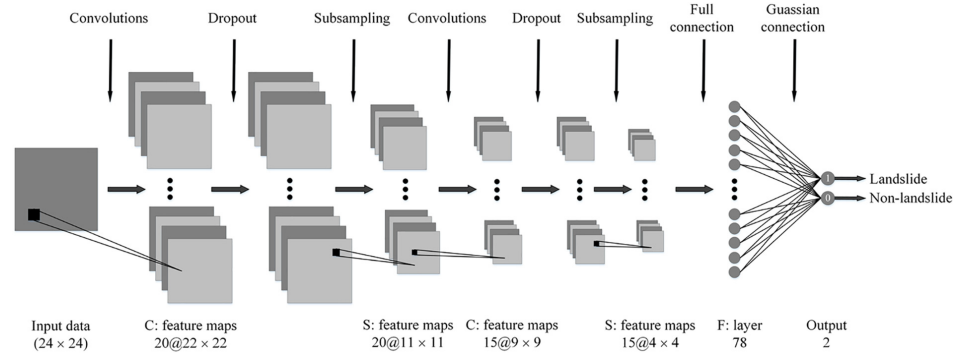


Figura 2.8: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de dos dimensiones (CNN-2D), utilizada por Wang et al. (2019).

La tercera arquitectura utilizada por Wang et al. (2019) (CNN-3D) tiene como inputs matrices tridimensionales, donde cada componente de una de estas matrices corresponde a un vector con los factores condicionantes de una ubicación específica. De esta manera, los inputs corresponden a imágenes cuadradas de la zona de estudio, con tantos canales como factores condicionantes se utilicen. En cuanto a las capas utilizada, la CNN-3D consiste en una capa convolucional (con 20 de tamaño $3 \times 3 \times 3$), una capa de max pooling (de tamaño 2×2), una capa totalmente conectada (con 78 neuronas) y una capa output idéntica a la de la arquitectura CNN-1D (Figura 2.9).

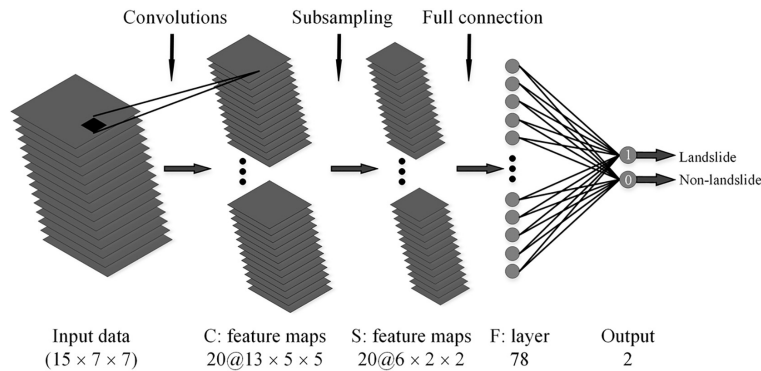


Figura 2.9: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones (CNN-3D), utilizada por Wang et al. (2019).

Pham et al. (2020) llevaron a cabo una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la provincia de Lai Chau, Vietnam, utilizando una arquitectura de red neuronal convolucional tridimensional, y probando la utilidad de un algoritmo utilizado para modelar la trayectoria que realizan las polillas cuando se mueven a una fuente de luz (algoritmo MFO), como algoritmo de optimización para la actualización de los parámetros de la red. Los inputs utilizados corresponden a imágenes cuadradas de 49 píxeles, con 12 canales (número de factores condicionantes). Las capas utilizadas corresponden a una capa convolucional (con 16 filtros de tamaño $3 \times 3 \times 3$), una capa de max pooling (de tamaño 2×2), dos capas totalmente conectadas (la primera con 60 neuronas, y la segunda con 50) y una capa final con 2 outputs (probabilidad de pertenecer a la clase "Remoción en masa" y probabilidad de pertenecer a la clase "No remoción en masa") (Figura 2.10).

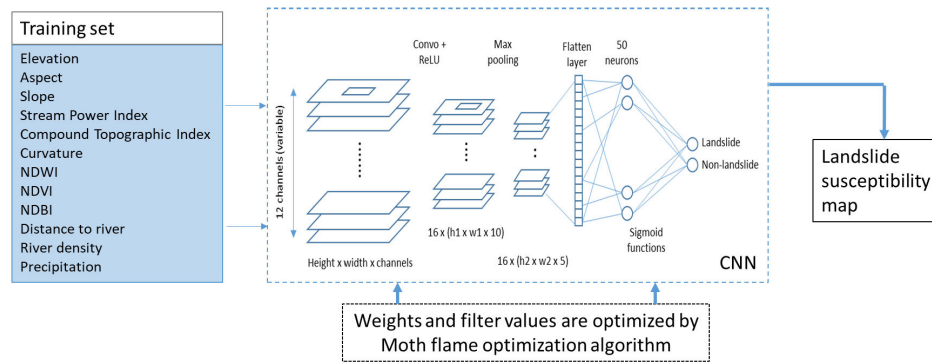


Figura 2.10: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por [Pham et al. \(2020\)](#).

Los resultados obtenidos en el trabajo de [Pham et al. \(2020\)](#) muestran que la utilización del algoritmo MFO permite obtener mejores resultados en la validación del modelo, con valores del área bajo la curva ROC de 0.889 y exactitud general de 80.1056 %, en comparación con funciones de optimización más tradicionales como Adagrad, donde se obtuvo un valor del área bajo la curva ROC de 0.870 y una exactitud general de 78.3333 %.

[Sameen et al. \(2020\)](#) realizaron una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa utilizando una red neuronal convolucional de una dimensión en la provincia de Yangyang, Corea del Sur, efectuando un análisis de escenarios para distintos hiperparámetros de la red, como el número de filtros en la capa convolucional, el tipo de función de activación, el tipo de método de optimización, el número de capas escondidas y la tasa de dropout. Si bien en este trabajo no se precisa detalladamente la arquitectura de la red utilizada, los resultados del análisis de escenarios son importantes, puesto que aportan un antecedente de cuales son los mejores valores y seteos de los distintos hiperparámetros de la red (Tabla 2.2).

Tabla 2.2: Hiperparámetros óptimos para el funcionamiento de la red neuronal convolucional del trabajo de [Sameen et al. \(2020\)](#).

Hiperparámetro	Número óptimo/función óptima
Número de filtros	117
Tamaño del batch	16
Función de activación	ELU
Método de optimización	Adagrad
Número de neuronas en las capas escondidas	240
Tasa de dropout	0.66

[Hajimoradlou et al. \(2020\)](#) propone una arquitectura 2D de red neuronal convolucional para su evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la región de Veneto, Italia. Una característica importante de la arquitectura de este trabajo es que los filtros, además de ser aprendidos sobre un punto específico, también son aprendidos en la dirección de máxima pendiente, para distancias de 30, 100 y 300 m del punto a evaluar. La arquitectura se basa en capas convolucionales y max pooling, con activación relu, donde los rasgos aprendidos en las primeras capas son reciclados en las últimas capas con el objetivo de evitar problemas

de desbalanceo de datos, puesto que el porcentaje de ejemplos representa tan solo el 1% del área total de estudio (Figura 2.11). Los resultados obtenidos en este trabajo permitieron mejorar los errores de testeo, obteniendo además el mejor valor en cuanto al área bajo la curva ROC (0.87), en comparación con otros modelos, como una red neuronal convolucional normal (valor del área bajo la curva ROC de 0.85).

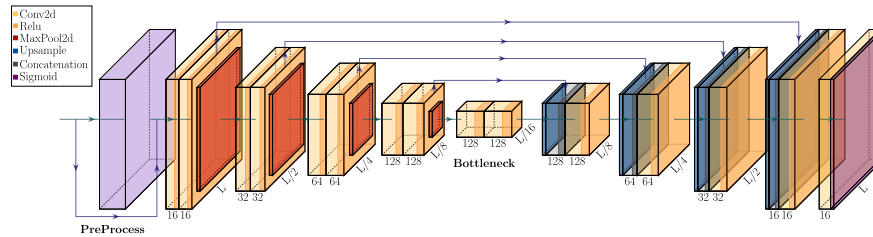


Figura 2.11: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por [Hajimoradlou et al. \(2020\)](#).

[Fang et al. \(2020\)](#) llevaron a cabo una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en el condado de Yongxin, China, utilizando una red convolucional de una dimensión, consistente de una capa convolucional, una capa de max pooling, una capa totalmente conectada y una capa output (esta última igual a la capa output del trabajo de [Wang et al. \(2019\)](#)). Además de lo anterior, en este trabajo se probó realizar la clasificación final con otros clasificadores de machine learning (máquinas de vectores soporte (SVM), bosques aleatorios (RF) y regresión logística (LR)), utilizando de esta forma la red neuronal convolucional como extractor de rasgos, en vez de clasificador puro. Los resultados de este trabajo muestran un buen desempeño de la red neuronal convolucional pura (área bajo la curva ROC de 0.859), el cual fue superado utilizando clasificadores de machine learning al final de la clasificación (área bajo la curva ROC de 0.868 utilizando SVM) (Figura 2.12).

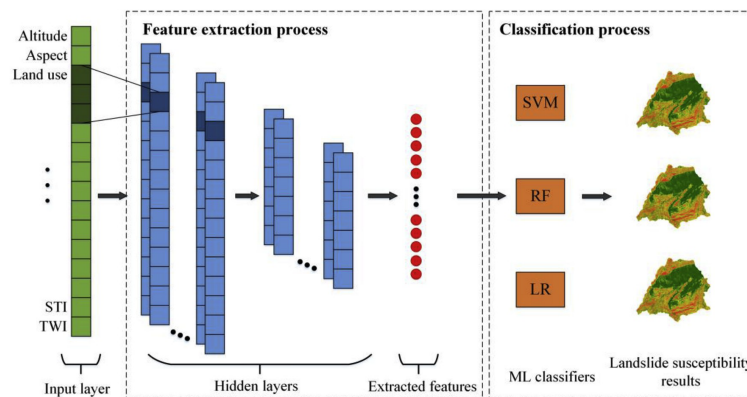


Figura 2.12: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión, utilizada por [Fang et al. \(2020\)](#).

[Yi et al. \(2020\)](#) realizaron una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en el condado de Jiuzhaigou, China, utilizando una red neuronal convolucional tridimensional, donde los inputs corresponden a imágenes cuadradas, tomadas a distintas escalas, que fueron remuestreadas para conseguir el mismo tamaño y luego fueron superpuestas. Lo anterior se realiza bajo la premisa de que la probabilidad de que un punto en el espacio tenga cierto

valor de susceptibilidad de remociones en masa no solo depende de las características locales, sino de las características de los puntos que lo rodean. La arquitectura de la red consiste de 3 capa convolucionales, 2 capas de max pooling, 3 capas de normalización de batch (batch corresponde a la cantidad de datos que se le muestra a la red en cada iteración, y la normalización de este batch corresponde a la asignación de un peso con el objetivo de estandarizar la media y la varianza de cada una de las capas input en cada iteración, lo que resulta en mejoras notables en el aprendizaje de la red), dos capas totalmente conectadas y una capa output (Figura 2.13).

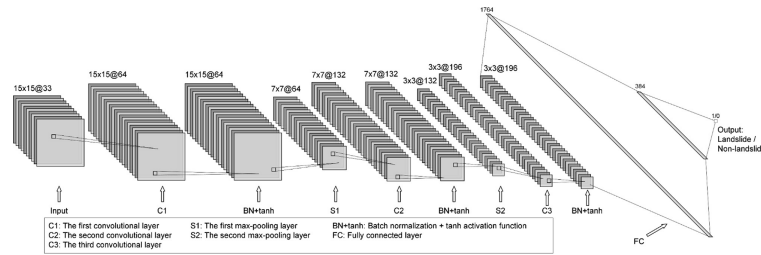


Figura 2.13: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por Yi et al. (2020).

Chen et al. (2021), para su estudio de susceptibilidad de remociones en masa aplicado en la isla de Lantau, Hong Kong, utilizaron una adaptación pre-entrenada de la predefinida AlexNet, que corresponde a una arquitectura de red neuronal convolucional desarrollada para la clasificación de un set de imágenes específico, conocido como ImageNet (que contiene más de 15 millones de imágenes, con 22 clases distintas). Además de la utilización de esta arquitectura predefinida, la clasificación de un punto como perteneciente a la clase "Remoción en masa" o "No remoción en masa" se realiza probando con distintos clasificadores de machine learning, como RF, perceptrón multicapa (red artificial común, MLP), SVM y LR.

La arquitectura de la AlexNet se compone de 5 capas convolucionales, 3 capas de pooling, 3 capas totalmente conectadas y una capa output. Sin embargo, el trabajo de Chen et al. (2021), en vez de ocupar solamente los rasgos extraídos desde las capas convolucionales anteriores, les añaden los valores originales de los factores condicionantes del punto específico y utilizan los clasificadores de machine learning anteriormente mencionados para la clasificación final (Figura 2.14).

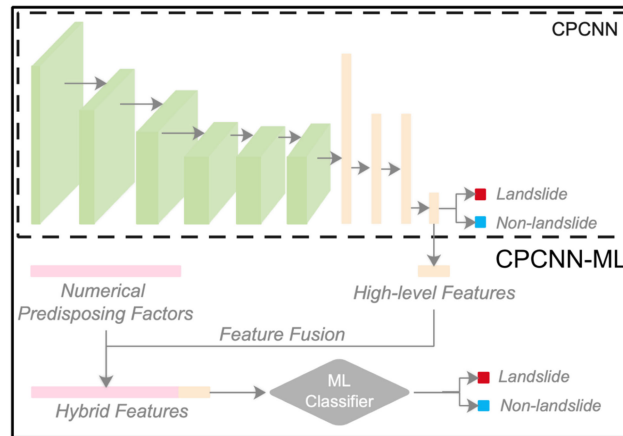


Figura 2.14: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por [Chen et al. \(2021\)](#).

[Wei et al. \(2021\)](#) realizaron una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa a escala regional, en las ciudades de Zhuyuan y Qinglian, China, utilizando una arquitectura tridimensional de red neuronal convolucional. En este trabajo, la utilización de capas de pooling no fueron consideradas, de tal forma que la red se compone de 3 capas convolucionales (de 8, 16 y 32 filtros, de tamaño 1×1 , 3×3 y 3×3 , respectivamente), 3 capas totalmente conectadas (con 32, 8 y 2 neuronas) y una capa output, donde los inputs corresponden a imágenes cuadradas con 12 canales (número de factores condicionantes) de 5×5 píxeles (Figura 2.15).

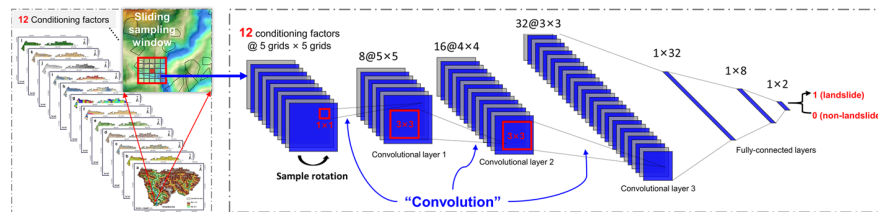


Figura 2.15: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por [Wei et al. \(2021\)](#).

Finalmente, el trabajo de [Thi Ngo et al. \(2021\)](#) presenta una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa a escala regional, realizando una evaluación para toda la región que comprende Irán. En este trabajo, la arquitectura de red neuronal convolucional corresponde a una de 3 dimensiones, compuesta de 2 capas convolucionales (la primera con 32 filtros de tamaño 6×6 , y la segunda con 16 filtros de tamaño 6×6), 2 capas de max pooling (de tamaño 3×3), 2 capas totalmente conectadas y una capa output (Figura 2.16).

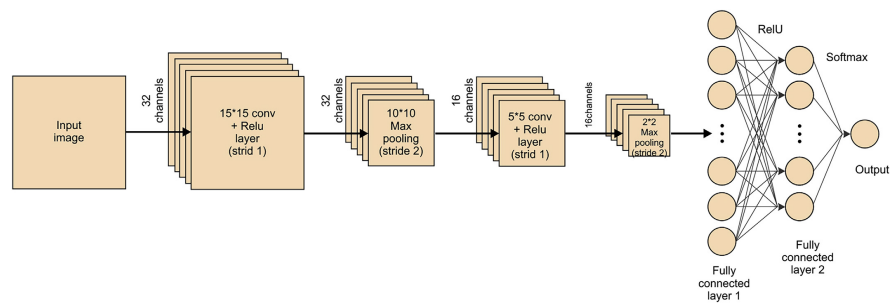


Figura 2.16: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de tres dimensiones, utilizada por [Thi Ngo et al. \(2021\)](#).

Capítulo 3

Antecedentes del área de estudio

3.1. Geomorfología regional

La geomorfología regional de Chile Central, al sur de los 32°S se caracteriza por la presencia de 5 unidades morfoestructurales principales (Thiele y Nasi, 1982) dispuestas en franjas con orientación aproximada norte-sur (Rauld, 2002; Fock, 2005), las cuales de oeste a este son: (1) Cordillera de la Costa; (2) Depresión Central; (3) Cordillera Principal; (4) Cordillera Frontal, y; (5) Precordillera y antepaís argentino (Figura 3.1).

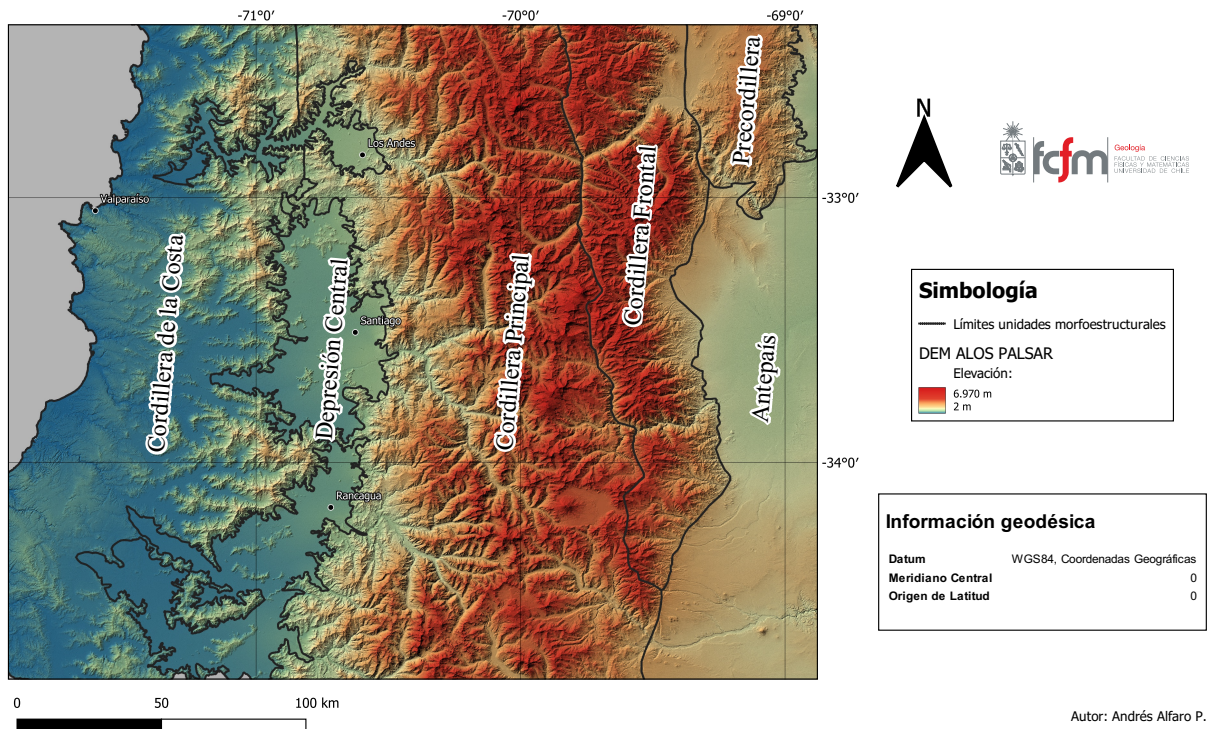


Figura 3.1: Unidades morfoestructurales principales del segmento andino entre los 32°S y 35°S. Basado en Giambiagi y Ramos (2002), Giambiagi et al. (2003), Fock (2005) y DEM ALOS PALSAR.

La Cordillera de la Costa corresponde a un cordón montañoso de orientación N-S, que se eleva progresivamente desde la costa hacia el interior del continente (Brüggen, 1950), con

altitudes máximas que sobrepasan apenas los 2000 m. Se caracteriza por presentar un flanco occidental constituido principalmente por granitoides del Paleozoico e intrusivos del Jurásico-Cretácico Inferior, y, un flanco oriental constituido principalmente por secuencias volcánicas y sedimentarias del Mesozoico Superior ([Thiele y Nasi, 1982](#); [SERNAGEOMIN, 2003](#); [Fock, 2005](#); [Charrier et al., 2015](#)).

La Depresión Central corresponde a un bajo topográfico abrupto que se encuentra entre la Cordillera de la Costa y la Cordillera Principal. El relleno de la Depresión central está constituido por depósitos cuaternarios de distinto origen (fluvial, aluvial, lahárico, lacustre y coluvial), los cuales se ven esporádicamente interrumpidos por cumbres sobresalientes en la forma de cerros isla, de origen ígneo y edad terciaria. La génesis de la Depresión Central es aún controversial, habiéndose postulado una gran cantidad de procesos que podrían haber dado lugar su desarrollo ([Encinas et al., 2021](#)), entre los que se cuentan la subsidencia por tectónica extensional ([Brüggen, 1950](#)), erosión diferencial ([Farías et al., 2008](#)), acreción basal durante el alzamiento de la Cordillera de la Costa ([Rehak et al., 2008](#)), formación de una cuenca de antepaís debido al desarrollo de los Andes hacia el margen de subducción ([Armijo et al., 2010](#)), y, alzamiento pasivo de la Cordillera de la Costa como respuesta isostática al engrosamiento cortical llevado a cabo por el acortamiento andino ([Giambiagi et al., 2015](#)).

La Cordillera Principal corresponde al cordón montañoso que limita a la Depresión Central por su lado oriental, y puede ser subdividida en dos sectores en base a las rocas que afloran. El sector occidental (Cordillera Principal Occidental y Cordillera Principal Central en [M. Farías et al. \(2010\)](#)) se caracteriza por estar constituido predominantemente por depósitos de edad cenozoica (formaciones Abanico y Farellones, y cuerpos intrusivos) que se vieron involucrados en el desarrollo de una cuenca extensional durante el Eoceno-Oligoceno Tardío (Cuenca de Abanico), la cual fue posteriormente invertida durante el Oligoceno Tardío-Mioceno Temprano ([Godoy et al., 1999](#); [Charrier et al., 2002](#)). Por otro lado, el sector oriental (Cordillera Principal Oriental en [M. Farías et al. \(2010\)](#)) se caracteriza por estar constituido principalmente por depósitos mesozoicos sedimentarios marinos y continentales, donde la deformación en este sector comenzó hace ~ 16 Ma ([Giambiagi et al., 2003, 2003a](#)) y ha acumulado unos 47 km de acortamiento ([M. Farías et al., 2010](#)).

La Cordillera Frontal se encuentra al norte de los $34^{\circ}15'$, al este de la Cordillera Principal en territorio Argentino. Está constituida por una serie de bloques del basamento, alzados gracias a la inversión de fallas normales asociadas a las cuencas extensionales del Mesozoico ([Giambiagi et al., 2003, 2003a](#)).

La Precordillera y el antepaís se encuentran al este de la Cordillera Frontal. La Precordillera aflora aproximadamente al norte de los 33° S, está constituida principalmente por rocas paleozoicas y se interpreta como un terreno alóctono acretado al margen gondwánico occidental durante el Ordovícico Medio-Tardío ([W. Thomas y Astini, 2003](#)).

3.2. Geología regional

La geología regional del segmento andino entre los 32° S y 35° S - y en general la del margen continental del sur de Sudamérica - se caracteriza por presentar una historia evolutiva complicada que puede ser entendida en función de los numerosos procesos que han operado a lo

largo del tiempo, tales como la subducción plana, acreción de terrenos, aumento del ángulo de subducción, entre otros (Charrier et al., 2015).

Estos procesos han permitido separar la evolución geológica del margen continental occidental del sur de Sudamérica en 5 ciclos tectónicos: (1) ciclo Pampeano (Neoproterozoico-Cámbrico Temprano); (2) ciclo Famatiniano (Cámbrico Tardío-Devónico Temprano); (3) ciclo Gondwánico (Devónico Tardío-Pérmico Temprano); (4) ciclo pre-Andino (Pérmico Tardío-Jurásico Temprano), y; (5) ciclo Andino (Jurásico Temprano-Presente) (Mpodozis y Ramos, 1989; Charrier et al., 2007).

En lo que sigue, se realiza la descripción de la geología regional del lado chileno, correspondiente al segmento andino entre los 32°S y 35°S, dejando de lado la descripción de la geología regional del lado argentino, con el objetivo de acotar los aspectos más relevantes de la evolución y las unidades presentes. De esta manera, dado que no existen afloramientos en Chile correspondientes a la evolución del margen durante los ciclos Pampeano y Famatiniano, no se realiza la descripción de estas unidades.

Las unidades del ciclo Gondwánico en el segmento descrito afloran a lo largo de la Cordillera de la Costa y corresponden a un complejo metamórfico (Depósitos de antearco y complejos acrecionarios del Paleozoico Superior, Figura 3.2) y un batolito costero elongado en la dirección N-S, que intruye al complejo metamórfico por el este (Basamento del Paleozoico Superior, Figura 3.2). El complejo metamórfico de este segmento se ha interpretado como un cinturón metamórfico pareado (Charrier et al. (2015), y referencias allí), el cual está integrado por dos unidades principales: la serie occidental (areniscas y pelitas deformadas y metamorfozadas, metacherts, metabasitas y cuerpos de serpentina escasos) y la serie oriental (metaturbiditas), formadas por acreción basal y frontal respectivamente (Richter et al., 2007; Willner et al., 2008). Por otro lado, el batolito costero, de edad contemporánea al complejo metamórfico que intruye, consiste en una serie de plutones graníticos a cuarzodioríticos de carácter calcoalcalino que afloran en la Cordillera de la Costa entre los 33°S y los 38°20'S.

El ciclo pre-Andino se concibe como un período donde la subducción se detuvo o fue muy lenta, y donde las condiciones tectónicas predominantes fueron de carácter extensional, permitiendo el desarrollo de múltiples cuencas extensionales de orientación NW. En el segmento andino descrito, se reconoce una cuenca extensional en el lado chileno, correspondiente a la cuenca El Quereo-Los Molles, ubicada al lado de la costa y compuesta principalmente por depósitos sedimentarios marinos (Depósitos del Triásico Medio-Superior, Figura 3.2).

El ciclo Andino comienza con una intensificación de la subducción a lo largo del margen, dando pie al desarrollo de un magmatismo de arco que ha sido prácticamente ininterrumpido desde el Jurásico Temprano hasta el presente. Este ciclo puede ser dividido en dos periodos: un periodo temprano que se extiende aproximadamente hasta el Cretácico Medio y que se caracteriza por un arco magmático emplazado a lo largo de la línea de costa actual y el desarrollo de cuencas extensionales en el trasarco, y, otro periodo tardío que continua hasta el presente y que se caracteriza por la inversión de la cuenca de trasarco, la migración progresiva del arco magmático hacia el este, el levantamiento de la Cordillera Principal y el desarrollo de una cuenca de antepaís en el lado argentino (Charrier et al., 2015).

El periodo temprano del ciclo Andino puede ser subdividido a su vez en dos etapas, en base a la ocurrencia de dos pulsos magmáticos y dos ciclos de transgresión-regresión en el trasarco. La primera etapa se extiende desde el Jurásico Inferior tardío hasta el Jurásico Superior, con actividad intensa del arco y el desarrollo de un ciclo marino transgresivo-regresivo en el trasarco, mientras que la segunda etapa se extiende desde el Jurásico Superior al Cretácico Inferior tardío y se caracteriza por la existencia de 3 dominios paleogeográficos mayores donde tuvo lugar la depositación de las distintas unidades, los cuales son (de oeste a este): (1) cuenca de antearco Lo Prado; (2) arco volcánico Lo Prado, y; (3) cuenca de trasarco Mendoza-Neuquén ([Charrier et al., 2015](#)).

En la primera etapa del periodo temprano del ciclo Andino se pueden reconocer a lo largo de la Cordillera de la Costa rocas intrusivas (Intrusivos del Jurásico-Cretácico Inferior, Figura 3.2) representadas al norte de los 33°S por las unidades Puerto Oscuro y Cavilolén (monzodioritas y granodioritas; ([Parada et al., 1988](#))), y al sur de los 33°S por las unidades Laguna Verde, El Sauce, Peñuelas, Limache y Lliu-Lliu (dioritas, tonalitas, granodioritas y granitos) ([Gana y Tosdal, 1996](#)), y, depósitos volcánicos (Depósitos del Triásico Superior-Jurásico Superior, Figura 3.2) de las formaciones Ajial ([H. Thomas, 1958](#); [Vergara et al., 1995](#)), Horqueta ([Piracés, 1977](#)) y Altos de Hualmapu ([Morel, 1981](#)). En la zona del trasarco, los depósitos de la primera etapa del periodo temprano del Ciclo Andino (Depósitos del Triásico Superior-Jurásico Superior, Figura 3.2) vienen representados por depósitos marinos (areniscas, margas y calizas) de las formaciones Lagunilla ([Aguirre, 1960](#)), Río Colina ([Thiele, 1980](#)), Nieves Negras ([Álvarez et al., 1997](#)) y Nacientes del Teno ([Klohn, 1960](#)), que culminan con depósitos evaporíticos del Oxfordiano.

Los depósitos de la cuenca de antearco Lo Prado en el segmento andino descrito están limitados a la Cordillera de la Costa (Depósitos del Jurásico Superior-Cretácico Inferior, Figura 3.2) y corresponden a los de las formaciones Lo Prado ([H. Thomas, 1958](#)) y La Lajuela ([Muñoz Cristi y Karzulovic, 1958](#)), constituidas principalmente por rocas volcánicas y subordinadamente por depósitos marinos, las cuales se encuentran cubiertas por la Formación Veta Negra ([Piracés, 1977](#); [Thiele y Nasi, 1982](#); [Vergara et al., 1995](#)) y los Estratos El Culenar ([Bravo, 2001](#)), respectivamente (depósitos volcánicos y volcanoclásticos continentales). El dominio del arco magmático Lo Prado en el segmento descrito está representado por rocas plutónicas (dioritas y granitos) que intruyen principalmente a las rocas de la cuenca de antearco Lo Prado (Intrusivos del Jurásico-Cretácico Inferior, Figura 3.2). Finalmente, los depósitos del dominio de la cuenca Mendoza-Neuquén están limitados a la Cordillera Principal, existiendo sus depósitos del lado chileno muy cerca del límite fronterizo (Depósitos del Jurásico Superior-Cretácico Inferior, Figura 3.2), y están constituidos por rocas sedimentarias marinas de las formaciones Tordillo, Juncal, Lagunillas (miembro superior) ([Aguirre, 1960](#)), Río Damas ([Klohn, 1960](#)), Lo Valdés ([O. González, 1963](#)), Baños del Flaco ([Klohn, 1960](#); [O. González y Vergara, 1962](#); [Covacevich et al., 1976](#); [Charrier, 1981](#); [Arcos, 1987](#)) y los depósitos continentales de la Formación Colimapu ([Klohn, 1960](#)).

El periodo tardío del ciclo Andino se divide en dos etapas, y está marcado por la inversión de las cuencas de trasarco del periodo previo, la migración al este del arco magmático, la construcción de una nueva cordillera y el desarrollo de una cuenca de antepaís en el trasarco.

La primera etapa del periodo tardío del ciclo Andino está representado por: rocas plutó-

nicas del arco - situadas al este de las rocas del arco magmático Lo Prado desde los 34°S hacia el norte - (Intrusivos del Cretácico Superior-Eoceno, Figura 3.2); rocas volcánicas, volcanoclásticas y sedimentarias (Depósitos del Cretácico Superior-Paleógeno Inferior, 3.2) de las formaciones Viñita (Aguirre y Egert, 1965), Las Chilcas y Lo Valle (H. Thomas, 1958) en la Cordillera de la Costa (32- ~35°S); depósitos marinos plataformales (Depósitos del Cretácico Superior-Paleógeno Inferior, 3.2) en el flanco occidental de la Cordillera de la Costa al sur de Santiago (Algarrobo, Topocalma), y; depósitos fluviales de color rojo denominados informalmente como Unidad Clástica Pardo-rojiza (Charrier et al., 1996), a los 35°S.

Por último, los depósitos de la segunda etapa del periodo tardío del ciclo Andino están representados por: (1) en la Cordillera de la Costa, por los depósitos principalmente marinos del Paleógeno Neógeno (Figura 3.2) de las formaciones Navidad y La Cueva (Tavera, 1965) (33°40'-34°15'); (2) en la Depresión Central, principalmente por depósitos sedimentarios cuaternarios de diverso origen (Figura 3.2), depósitos volcánicos de la Ignimbrita Pudahuel-Machalí (Stern et al., 1984) y lahares del Teno, Tinguirica y Laja (Depósitos volcánicos del Plioceno-Pleistoceno, Figura 3.2); (3) en la Cordillera Principal, por rocas intrusivas del Oligoceno Superior-Plioceno (Figura 3.2) como los plutones La Obra y San Gabriel en el valle del río Maipo, depósitos volcánicos, volcanoclásticos y sedimentarios del Eoceno-Oligoceno (Figura 3.2) de la Formación Abanico (Aguirre, 1960), depósitos volcánicos del Mioceno (Figura 3.1) de la Formación Farellones (Klohn, 1960), y, depósitos volcánicos cuaternarios del arco magmático actual (Stern et al., 2007).

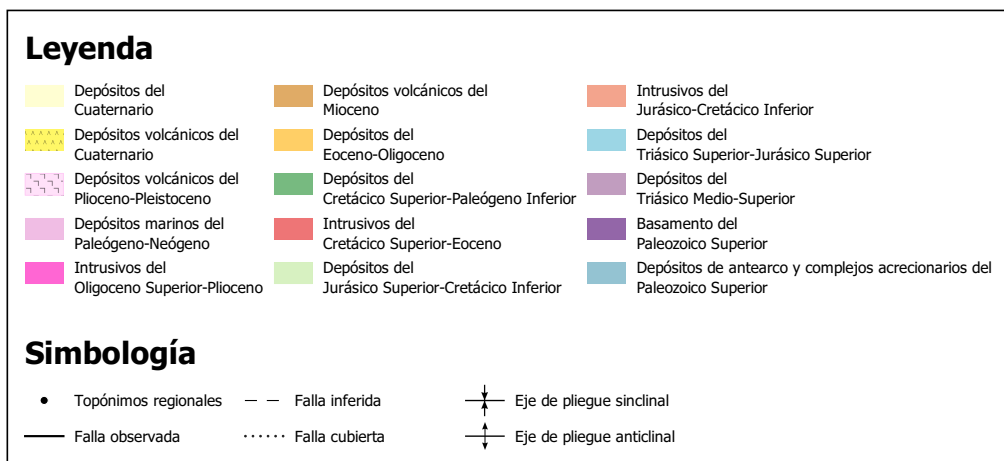
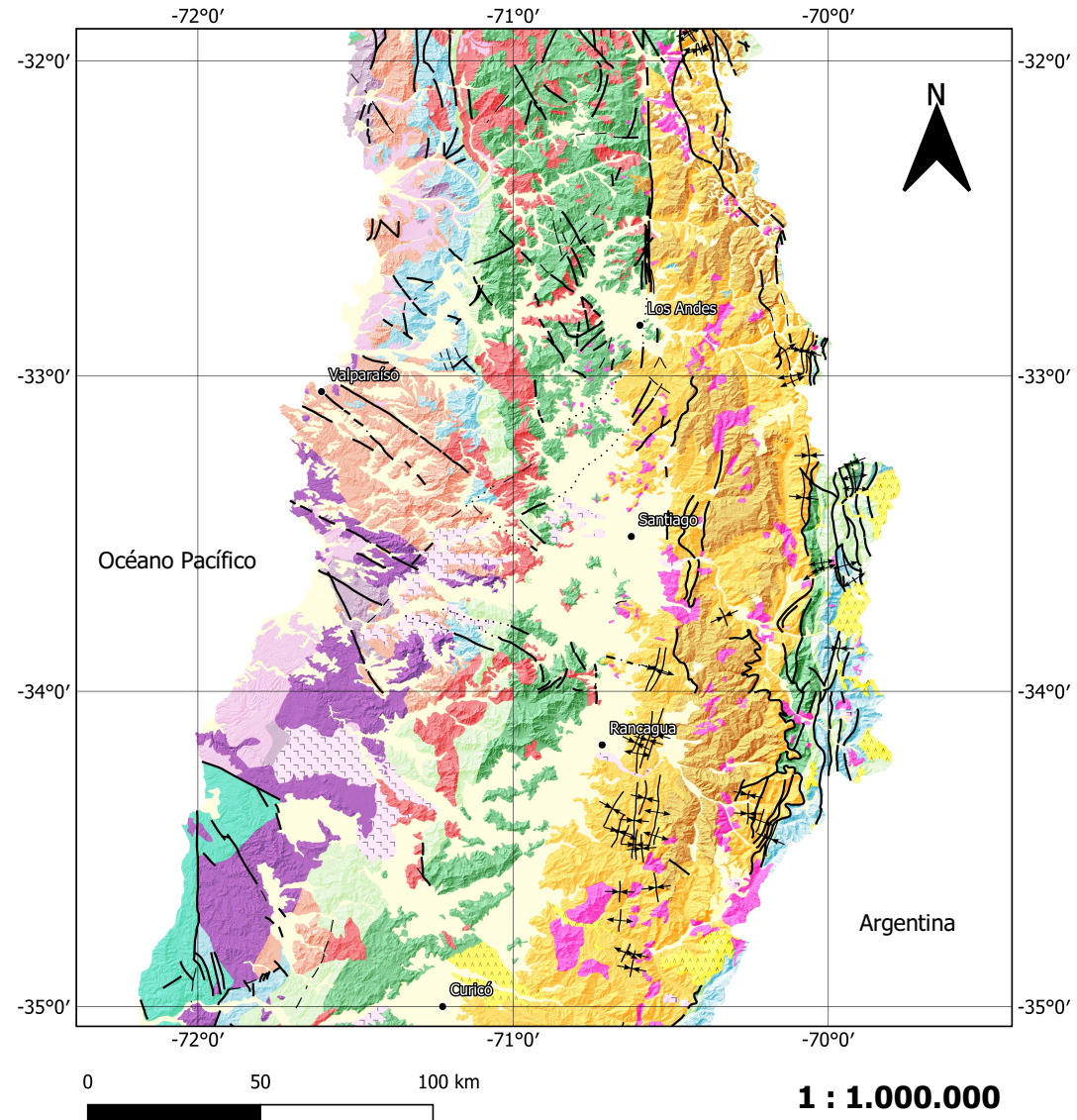


Figura 3.2: Mapa geológico regional de Chile, correspondiente al segmento andino entre los 32°S y 35°S. Modificado de [SERNAGEOMIN \(2003\)](#) y [Charrier et al. \(2015\)](#). Escala gráfica se encuentra disminuida. La información geodésica es equivalente a la del mapa de la Figura 3.1.

3.3. Geomorfología del área de estudio

La zona de estudio se encuentra emplazada en plena Cordillera Principal, dentro de la subcuenca del río Maipo Alto, la cual posee una superficie aproximada de 4.995 km² y donde el drenaje principal lo constituye el río Maipo. A la macroescala, la zona de estudio se encuentra en una región que se caracteriza por la abundante retención de nieve, agua en estado sólido y la presencia de valles altos, que [Börgel \(1983\)](#) denominó como cordillera andina de retención crionival.

La altitud promedio de la zona de estudio es de ~ 3.180 m, y las altitudes mínima y máxima son de 770 y 6592 m, respectivamente (de acuerdo con la información entregada por el satélite ALOS). La altitud de las cumbres aumenta desde el este al oeste, y entre las cimas más altas destacan el cerro El Plomo (5.424 m s.n.m.), el volcán Tupungato (6.570 m s.n.m.), el volcán Tupungatito (5.600 m s.n.m.), el cerro Marmolejo (6.108 m s.n.m.), el volcán San José (5.856 m s.n.m.), el volcán Maipo (5.264 m s.n.m.), entre otras.

El paisaje actual de la zona de estudio es el resultado de la convergencia de una serie de procesos modeladores del paisaje, tales como procesos fluviales, fluvioglaciales, glaciales y de ladera, que han determinado la existencia de dos geoformas principales: valles fluviales (en la zona baja del río Maipo alto) y valles glaciales (fundamentalmente en la zona alta del río Maipo alto). El principal valle presente lo constituye el valle del río Maipo, de orientación aproximada N-S y situado en el eje de la hoya hidrográfica del Maipo Alto, existiendo otros valles secundarios tributarios de orientación aproximada E-W (ver Sección 3.5).

Los valles fluviales de la zona de estudio corresponden a los clásicos valles con forma de “V”, formados por la acción de incisión de los cursos de agua mayores sobre el terreno, de tal forma que constituyen zonas topográficamente bajas rodeadas abruptamente por las cumbres y cerros de la Cordillera Principal. Asociados a estos valles fluviales, se tienen formas secundarias de menor escala, como terrazas fluviales ([Lavenu y Cembrano, 2008](#)), llanuras de inundación, barras de canal, bancos y levées.

Por otro lado, los valles glaciales de la zona de estudio corresponden a valles con forma de “U”, formados por la acción erosiva de glaciares (presentes y pasados) sobre el terreno, de tal manera que a día de hoy se pueden observar zonas topográficamente bajas y de gran amplitud, rodeadas por paredes de alta pendiente de la Cordillera Principal. Asociados a estos valles glaciales, se tienen formas secundarias de menor escala, como morrenas (laterales, centrales, frontales, terminales), horns, circos glaciales. Todas estas formas glaciales presentes en la subcuenca del Maipo alto son consecuencia de una historia de sucesivos avances y retrocesos glaciares.

A lo anterior se les suma una gran cantidad de geoformas asociadas con procesos de ladera, como aluviones, coluvios, escarpes de falla, deslizamientos, etc. Parte del origen de estas formas puede ser atribuido a la inestabilidad paraglaciar de las laderas, producida por el considerable retroceso de los glaciares desde el último glacial. Ejemplo de lo anterior es el caso del deslizamiento de Yerba Loca, ocurrido en el valle de nombre homónimo, inmediatamente al oeste de la zona en estudio de este trabajo ([Sepúlveda et al., 2021](#)).

3.4. Unidades geológicas del área de estudio

La geología de la comuna de San José de Maipo se encuentra descrita en los trabajos de [Thiele \(1980\)](#) y [Charrier \(1981\)](#), donde se presentan mapas a escala 1:250.000 de las distintas unidades que afloran en la Cordillera Principal, entre los 33° y 34°30'S.

El mapeo de las distintas unidades se realizó utilizando como base el mapa geológico de Chile a escala 1:1.000.000 ([SERNAGEOMIN, 2003](#)), y guiándose de los trabajos arriba mencionados más el trabajo de [Fock \(2005\)](#) para asignar los polígonos a las distintas unidades geológicas correspondientes.

A continuación, se presentan algunas generalidades sobre la geología de la comuna de San José de Maipo, para después continuar con las descripciones formales de cada una de las unidades presentes y la geología estructural.

3.4.1. Generalidades

La comuna de San José de Maipo está compuesta principalmente por rocas estratificadas volcánicas y sedimentarias, las cuales se encuentran intruidas regularmente tanto por cuerpos intrusivos, como chimeneas volcánicas. Las edades de estos depósitos van desde el Jurásico hasta el cuaternario, y la disposición estructural en que se presentan se va haciendo cada vez más compleja hacia el sector occidental ([Thiele, 1980](#)).

En orden cronológico, desde más longevo a más joven, se tienen las siguientes unidades de rocas estratificadas pertenecientes al área de estudio: Formación Río Colina (Caloviano-Oxfordiano), Formación Río Damas (Kimmeridgiano-Titoniano); Formación Lo Valdés (Titoniano-Hauteriviano); Formación Colimapu (Hauteriviano-Albiano); Formación Abanico (Eoceno medio-tardío-Mioceno); Formación Farellones (Mioceno); Unidad Volcánica antigua (Pleistoceno); Unidad Volcánica nueva (Holoceno); Depósitos morrénicos y Depósitos fluvioglaciales del Cuaternario. Las unidades pre-Terciarias se ubican preferencialmente en el lado oriental del área de estudio, al igual que las unidades volcánicas Plio-Pleistocenas, mientras que las rocas de las formaciones Abanico y Farellones se ubican al occidente de las unidades pre-Terciarias, cubriendo en gran parte la superficie del área de estudio.

En lo que respecta a las unidades intrusivas del área de estudio, se reconocen 3 grupos principales: (1) Intrusivos del Mioceno Inferior; (2) Intrusivos del Mioceno Medio-Superior, e; (3) Intrusivos Pliocenos-Pleistocenos. Los intrusivos del Mioceno Inferior intruyen a la Formación Abanico y están representados por los plutones La Obra, San Francisco y Salto del Soldado. Los intrusivos del Mioceno Medio-Superior se ubican más al este que los intrusivos del grupo anterior, y están representados por los plutones San Gabriel y La Gloria. Finalmente, los Intrusivos del Plioceno-Pleistoceno son los de ubicación más oriental, y están representados por los plutones Colina y Los Lunes.

Las estructuras mayores presentes poseen una orientación preferencial en la dirección N-S, si bien presentan variaciones en su estilo deformativo y en su vergencia ([Fock, 2005](#)). La deformación de las unidades es progresivamente mayor de oeste a este, expresándose, principalmente, como secuencias de anticlinales y sinclinales progresivamente más apretados

y volcados hacia el este, aunque de igual manera se pueden encontrar pliegues con volcamiento hacia el oeste (Thiele, 1980). De esta manera, la geología estructural presente es de alta complejidad, siendo el resultado de varios episodios deformativos (Thiele, 1980; Charrier, 1981).

3.4.2. Estratigrafía

3.4.2.1. Unidades estratificadas

Formación Río Colina La Formación Río Colina fue definida por O. González (1963), y corresponde a una secuencia de rocas sedimentarias marinas (calizas, lutitas, areniscas, conglomerados, principalmente), fosilífera, con intercalaciones de lentes de evaporitas. El espesor estimado de la Formación Río Colina, en el valle del Río Colina y en el valle del Estero Azufre, es de no más de 800 m (Thiele, 1980).

Los afloramientos de la Formación Río Colina se encuentran en la parte oriental de la Cordillera Principal. En el área de estudio, la base de la Formación Río Colina es desconocida, mientras que su techo está en contacto concordante con la Formación Río Damas.

La fauna fósil encontrada en la Formación Río Colina permite asignarle una edad Caloviano-Oxfordiano (Thiele, 1980).

Formación Río Damas La Formación Río Damas fue definida por Klohn (1960) en la provincia de Colchagua, y corresponde a una secuencia de depósitos continentales integrada por conglomerados y brechas, con intercalaciones potentes de areniscas y limolitas, más la presencia de niveles recurrentes de rocas volcánicas andesíticas y lentes pequeños de yeso. De acuerdo con Thiele (1980), la Formación Río Damas tiene un espesor aproximado de 3.000 m en la Hoja Santiago.

La distribución de la Formación Río Colina en el área de estudio se presenta en la forma de dos franjas de orientación N-S, en la parte oriental de la Cordillera Principal. Su base es concordante con la Formación Río Colina, mientras que su techo es también concordante con la Formación Lo Valdés (Thiele, 1980).

En base a sus relaciones de contacto, se le asigna una edad Kimmeridgiano a la Formación Río Damas.

Formación Lo Valdés La Formación Lo Valdés fue definida por O. González (1963), y corresponde a una secuencia sedimentaria, de estratificación compacta, constituida por calizas, calcilutitas, lutitas, areniscas, conglomerados y brechas (Thiele, 1980). El espesor estimado que se le asocia a la Formación Lo Valdés es de unos 1.350 m (Thiele, 1980).

La Formación Lo Valdés aparece expuesta en la Cordillera Principal Oriental. Su base es concordante con la Formación Río Damas, mientras que su techo también lo es con la Formación Colimapu.

En base a la fauna fósil presente en la Formación Lo Valdés, se le asigna al Tithoniano-Hauteriviano (Biró, 1964; Tavera, 1968; Thiele, 1980; Hallam, Biró-Bagóczy, y Perez, 1986).

Formación Colimapu La Formación Colimapu fue definida por Klohn (1960) y constituye una secuencia sedimentaria continental integrada por areniscas, lutitas, conglomerados con niveles volcánoclasticos y capas lateralmente discontinuas de lavas andesíticas y calizas. Su espesor, donde ha sido posible estimarlo, es de 2.000 m aproximadamente (Thiele, 1980).

Los afloramientos de la Formación Colimapu se encuentran expuestos en el límite occidental de la Cordillera Oriental (Fock, 2005), en la quebrada de nombre homónimo y afluente del río Maipo (Thiele, 1980). Su base es concordante con la Formación Lo Valdés, y su techo se encuentra en discordancia angular con la Formación Abanico.

De acuerdo con la relación estratigráfica entre la Formación Lo Valdés y la Formación Colimapu, a esta última se le asigna una edad máxima hauteriviana (Thiele, 1980), mientras que sobre la base de carófitas fósiles, se le asigna una edad mínima albiana (Martínez y Osorio, 1963).

Formación Abanico La Formación Abanico fue definida originalmente por Aguirre (1960) en la Cordillera Principal de Santiago, mientras que Klohn (1960) la denominó Formación Coya-Machalí en la zona de la Cordillera Principal de Rancagua. Corresponde a una secuencia predominantemente volcánica andesítica a basáltica, con intercalaciones piroclásticas ácidas y sedimentarias de ambiente continental, estando así constituida por tobas y brechas volcánicas, con intercalaciones de lavas y areniscas, lutitas y limos. Se encuentra afectada por un metamorfismo pervasivo de muy bajo grado (Aguirre, 1960; Thiele, 1980) (Levi, 1989). El espesor estimado para esta formación varía entre 2000 y 3600 m, siendo este aparentemente aumentado por la presencia de numerosos cuerpos intrusivos de distinto tipo (Thiele, 1980).

En cuanto a la distribución de la Formación Abanico, esta se dispone como dos franjas de orientación N-S (entre los 32°-35°S), las cuales se encuentran separadas por las rocas de la Formación Farellones, poseyendo así una franja occidental, y una franja oriental. El contacto basal de la Formación Abanico es concordante con la subyacente Formación Colimapu, mientras que el techo de la Formación Abanico se encuentra en contacto con la Formación Farellones de forma discordante, pseudo-concordante o concordante por falla (Charrier et al., 2002).

La Formación Abanico se asignó al Eoceno Superior-Eoceno Inferior en base a dataciones $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ y U/Pb en circón (Gana y Wall, 1997; Baeza, 1999; Sellés, 1999; Vergara et al., 1999; Elgueta et al., 2000; Fuentes et al., 2000; Sellés, 2000; Sellés y Gana, 2001; Wall et al., 1999; Fuentes et al., 2000, 2002, 2004; M. Muñoz, 2005) y el hallazgo de fauna fósil terciaria en la franja oriental (Wyss et al., 1990, 1993, 1994, 1996; Charrier et al., 1994, 1996, 2002, 2005; Flynn y Wyss, 1999; Flynn et al., 2003), existiendo así, en algunos sectores, un hiatus de hasta 90 Ma entre la Formación Abanico y las unidades pre-Terciarias que la subyacen (Sellés, 2000; Sellés y Gana, 2001). El ambiente de depositación de la Formación Abanico corresponde a un ambiente de cuenca extensional, cuando el espesor cortical era relativamente delgado (Charrier et al., 2015).

Formación Farellones La Formación Farellones fue definida por Klohn (1960) y corresponde a una secuencia compuesta por lavas, tobas e ignimbritas con intercalaciones de brechas, donde existe un predominio de las lavas sobre las tobas y brechas, y la presencia de alternancias de rocas volcanoclásticas más finas le entrega un aspecto bien estratificado que la permite diferenciar fácilmente de la Formación Abanico (Thiele, 1980). El espesor estimado de la Formación Farellones es de hasta 2.500 m (Aguirre, 1960; Thiele, 1980), siendo este espesor, al igual que el de la Formación Abanico, aumentado por la presencia de cuerpos intrusivos (Thiele, 1980).

Entre los 32°-35°S, la Formación Farellones se presenta como una franja alargada de orientación N-S, aflorando al centro de las dos franjas en que se presenta la Formación Abanico, que la subyace de forma compleja. No se conoce contacto superior con ninguna formación, de tal forma que la Formación Farellones constituye la superficie de erosión actual (Thiele, 1980).

La Formación Farellones ha sido asignada al Mioceno (Drake et al., 1976; Vergara y Drake, 1978; Beccar et al., 1986; Sellés, 1999; Aguirre et al., 2000; Fuentes et al., 2004), y se interpreta como un episodio de volcanismo asociado al evento de inversión de la cuenca de Abanico (Charrier et al., 2002; Fock, 2005; M. Farías et al., 2010).

Unidad Volcánica Antigua La Unidad Volcánica Antigua fue definida originalmente por Thiele y Katsui (1969), y corresponde a los esqueletos de volcanes extintos del Pleistoceno (Thiele, 1980), constituidos principalmente por coladas andesíticas y traquiandesíticas. Sus afloramientos se encuentran en la Cordillera Principal Oriental, y están constituidos por elementos del relieve de importancia actual como el Volcán Tupungato, el Cerro Marmolejo y el cordón del Cerro Castillo (Thiele, 1980).

Unidad Volcánica nueva La Unidad Volcánica Nueva fue definida por Thiele y Katsui (1969) como todos aquellos volcanes que han presentado actividad en tiempos históricos. Los depósitos de la Unidad Volcánica Nueva cubren los depósitos de la Unidad Volcánica Antigua, y se les asigna una edad holocena (Thiele, 1980). Ejemplos de la Unidad Volcánica Nueva los constituyen los volcanes Tupungatito y San José, donde los depósitos de estos volcanes están constituidos principalmente por coladas andesíticas frescas con intercalaciones de depósitos volcanoclásticos (Thiele, 1980).

Depósitos glaciales Los depósitos glaciales corresponden principalmente a depósitos morrénicos y acumulaciones de detritos provenientes de glaciares de roca. Destacan las morrenas terminales y de retroceso desarrolladas en los valles de los ríos Colorado, Yeso, Volcán y sus afluentes, mientras que las acumulaciones de detritos provenientes de glaciares de roca y morrenas marginales se desarrollan principalmente en circos glaciares. Estos depósitos se encuentran presentes esencialmente en la cabecera de los esteros, por sobre los 2.500 m s.n.m (Thiele, 1980).

Depósitos fluviales, fluvioglaciales y aluviales Corresponden a depósitos caracterizados por materiales de variada granulometría, desde bloques a arcillas, con petrografía relacionada a las distintas unidades litológicas descritas anteriormente. Constituyen el material de relleno de los valles presentes en el área de estudio, y los más sobresalientes corresponden

a aquellos que forman los niveles aterrazados que se pueden observar en el valle del río Maipo. De forma general, se puede sostener que sobre una cota promedio de 1.500 m s.n.m, los depósitos fluviales gradan hacia depósitos glaciofluviales (Thiele, 1980).

Depósitos de remoción en masa Corresponden a acumulaciones detríticas producidas por la ruptura de suelos y taludes, que se acumulan en la base de pendientes suaves y fuertes, respectivamente, y que pueden reconocerse en prácticamente toda el área (Thiele, 1980). Aquellos depósitos producidos por talud son los más importantes, haciéndose más frecuentes a medida que la cota aumenta y se adentra hacia los interiores de los valles y picachos (Thiele, 1980). Los tipos de depósitos de remoción en masa presentes son variados, correspondiendo principalmente a caídas, deslizamientos y flujos (SERNAGEOMIN, s.f.).

Depósitos lacustres Corresponden a depósitos espacialmente acotados de limos y arcillas, finamente laminados, acumulados en lagos formados detrás de algunas morrenas frontales o de depósitos producidos por desmoronamientos en los valles mayores de la zona de estudio (río Colina, Colorado, Maipo y Yeso) (Thiele, 1980).

3.4.2.2. Unidades intrusivas

Intrusivos del Mioceno Inferior Corresponden a plutones que poseen un rango de edad entre los 20 y 18 Ma y que intruyen a la Formación Abanico. Su litología principal corresponde a granodioritas, siendo exponente en el área de estudio el plutón La Obra (ubicado a pocos kilómetros del acceso noroeste de la comuna de San José de Maipo) (Thiele, 1980; Fock, 2005).

Intrusivos del Mioceno Medio-Superior Corresponden a intrusivos que poseen un rango de edad entre los 13 y 8 Ma, ubicados al este de la franja de intrusivos del Mioceno Inferior. Las litologías principales de esta unidad son granodiorita, monzogranito y monzonita cuarcífera, siendo sus exponentes en el área de estudio los plutones San Gabriel (ubicado en la unión de los ríos Volcán, Yeso y Maipo) y La Gloria (ubicado en pleno valle del Río Colorado) (Thiele, 1980; Cornejo y Mahood, 1997; Kurtz et al., 1997; Fock, 2005).

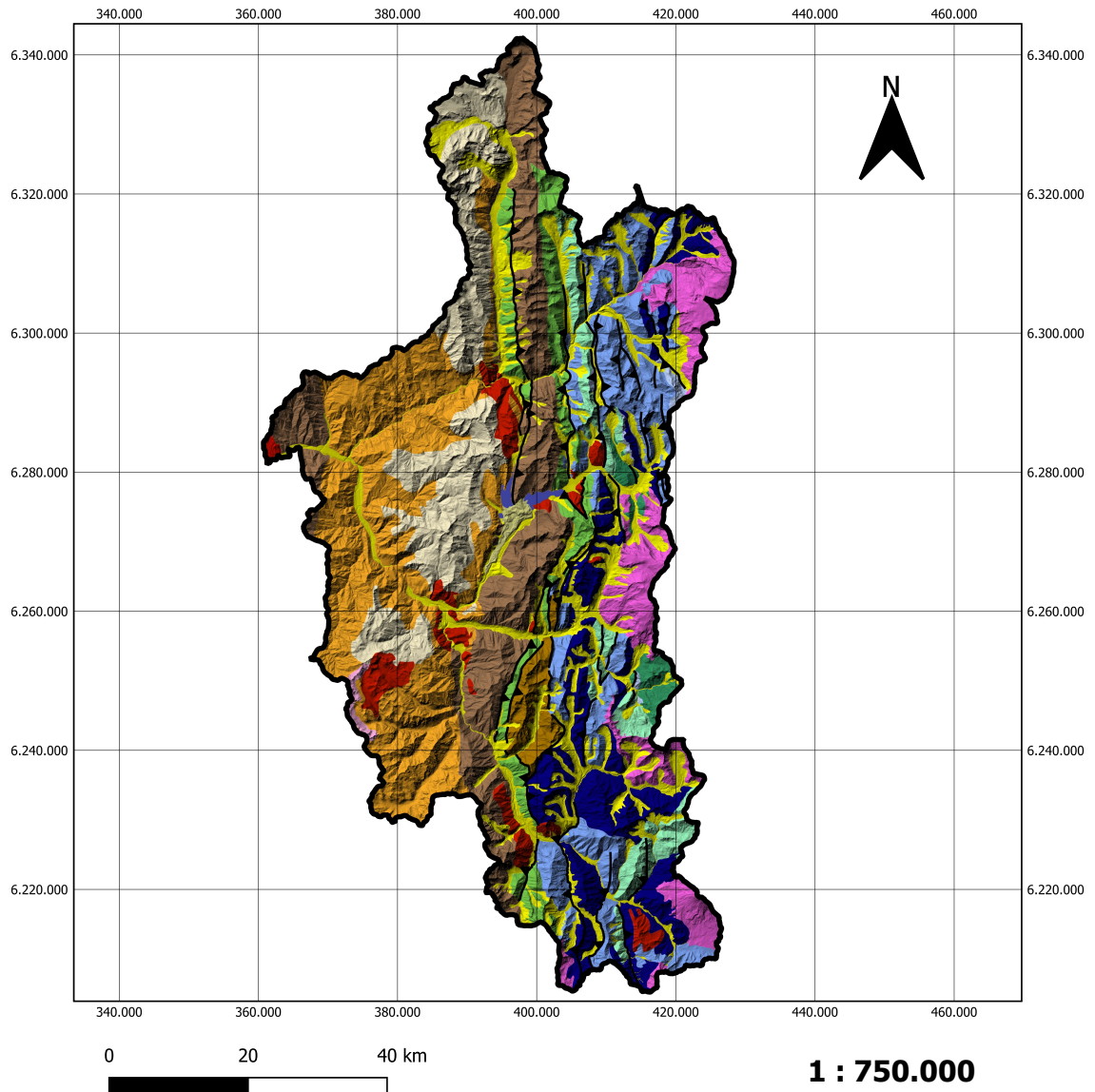
Intrusivos Pliocenos-Pleistocenos Corresponden a la franja de intrusivos más recientes que se pueden observar, y de ubicación más oriental en el área de estudio. Las litologías principales de esta unidad son tonalitas (del Intrusivo Colina, ubicado en el Portezuelo de Colina) y pórfidos dacíticos (del Intrusivo Los Lunes, ubicado en el valle del río Volcán) (Thiele, 1980; Godoy, 1998; Baeza, 1999)

3.4.3. Geología estructural

De acuerdo con Thiele (1980), la geología estructural del área de estudio posee diferencias a lo largo de la componente longitudinal, observándose una deformación progresiva hacia el sector oriental dotada por estructuras mayores de escala regional con una orientación general aproximada norte-sur, que producen una secuencia de pliegues anticlinales y sinclinales cada vez más apretados, volcados e incluso fallados, con presencia de cabalgamientos, en la dirección este. No obstante, también existen estructuras con volcamiento hacia el oeste, como

fallas y pliegues fallados.

De oeste a este se puede reconocer el siguiente marco estructural: al este del Cerro de Ramón hasta la franja de intrusivos del Mioceno Medio-Superior, la secuencia de rocas se encuentra afectada por un plegamiento suave, que forma un sinclinal y un anticlinal de longitudes kilométricas y una amplitud pequeña, con una orientación de los ejes aproximadamente norte-sur; al este de la franja de intrusivos del Mioceno Medio-Superior, el paquete volcanosedimentario de la Formación Abanico presenta una deformación intensa, gracias a un sistema de fallas y pliegues con vergencia al oeste, formado por una tectónica de retrocorrimientos asociada a la Falla El Diablo, que conforma el límite entre la Cordillera Principal Occidental y Oriental, y marca un cambio en el estilo y vergencia de deformación en la Cordillera Principal, afectando principalmente a rocas de edad Mesozoica (Fock, 2005).



Leyenda

Lagunas	Formación Farellones (Miembro Superior)	Formación Lo Valdés	Intrusivos del Mioceno Inferior
Depósitos aluviales y fluviales recientes	Formación Farellones (Miembro Inferior)	Formación Río Damas	Intrusivos del Mioceno Medio-Superior
Depósitos de Remociones en Masa	Formación Abanico	Yeso Principal	Intrusivos Plio-Pleistocenos
Volcanismo Pleistoceno-Holoceno	Unidad Cerro Retumbadero	Formación Río Colina	
	Formación Colimapu	Formación Nieves Negras	

Simbología

Falla inversa

Figura 3.3: Mapa geológico a escala regional de la zona de estudio. Basado en Charrier (1981), Thiele (1980), SERNAGEOMIN (2003) y Fock (2005). Escala gráfica se encuentra disminuida. La información geodésica es equivalente a la del mapa de la Figura 3.1.

3.5. Hidrología e hidrogeología

Los límites de la zona de estudio coinciden con la línea separadora de aguas que limita la cuenca alta del Río Maipo, que se divide en 4 subcuencas, las cuales de norte a sur son, de acuerdo a sus cauces principales: (1) Subcuenca Río Colorado; (2) Subcuenca Río Yeso; (3) Subcuenca Río Volcán, y; (4) Subcuenca Río Maipo (Figura 3.4).

El Río Maipo tiene como afluentes a los Ríos Colorado, Yeso y Volcán, siendo el Río Colorado el de mayor caudal entre estos últimos 3 (Espinoza et al., 2019). En la Tabla 3.1, se encuentran los caudales promedios anuales de los ríos Maipo, Colorado y Volcán en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos obtenidos desde la Dirección General de Aguas (DGA) en las estaciones fluviométricas respectivas (Anexo B) marcadas en la Figura 3.4. Cabe destacar que la información fluviométrica del Río Yeso no fue posible de obtenerse.

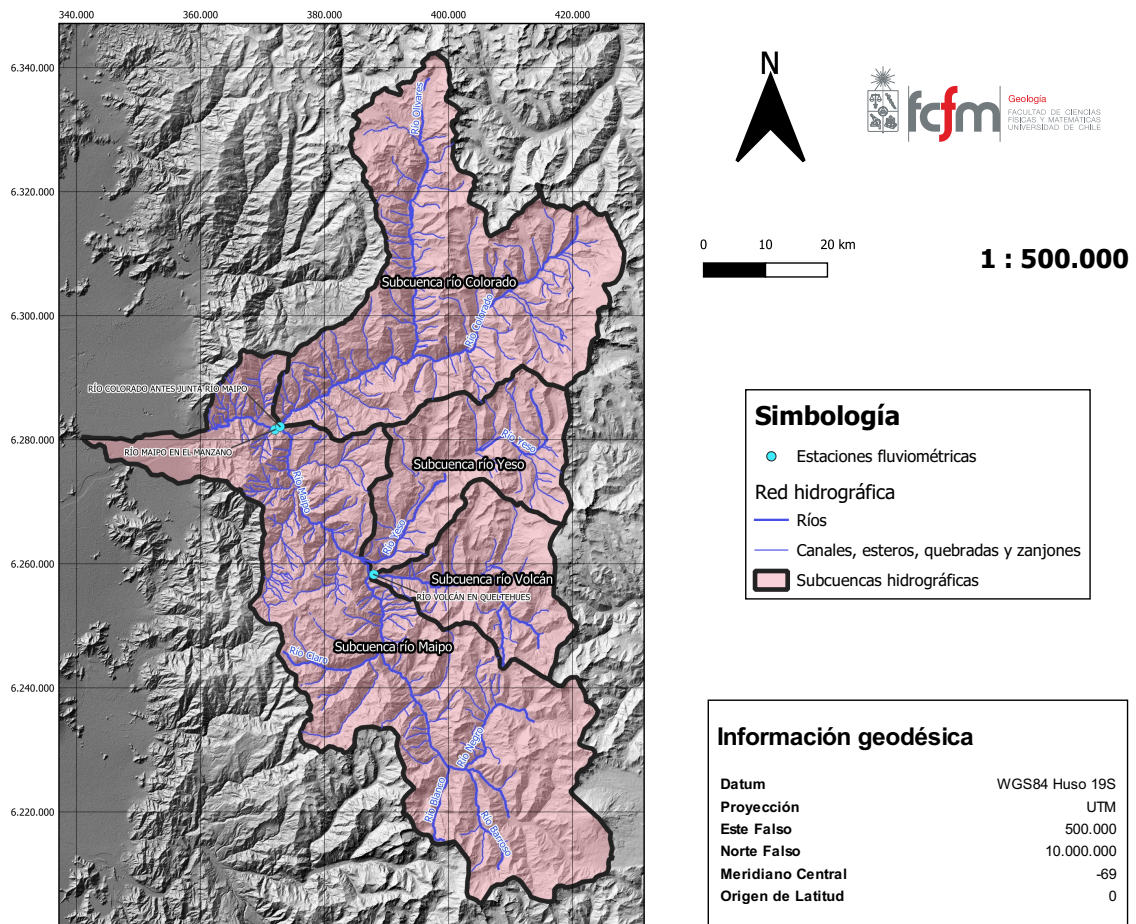


Figura 3.4: Subcuencas hidrográficas de la comuna de San José de Maipo, y ubicación de estaciones fluviométricas ocupadas para el cálculo de caudal promedio anual. Escala gráfica se encuentra disminuida.

Tabla 3.1: Caudales promedios anuales para los ríos Maipo, Colorado y Volcán, en el periodo 2010–2020, de acuerdo con los datos obtenidos desde la DGA.

Cauce	Caudal promedio anual (m ³ /s)
Río Maipo	76,159
Río Colorado	21,204
Río Volcán	4,076

En el área de estudio solo se encuentra la existencia de un acuífero en el sector del río Volcán y Yeso, lo cual se explica en parte por la impermeabilidad de las rocas que conforman los lechos de los ríos, las cuales conforman una barrera hidrogeológica que impide el paso de aguas subterráneas a la entrada de la cuenca del Maipo, es decir, la cuenca alta del Río Maipo (Cade-Idepe Consultores en Ingeniería, 2004).

3.6. Clima y vegetación

El clima de la zona de estudio coincide con las características típicas de un clima mediterráneo: veranos calurosos y secos, e inviernos fríos y húmedos (Cortés et al., 2012). En efecto, la capital comunal, la localidad de San José de Maipo, se caracteriza por presentar temperaturas en el rango 0–30°C en el año, inviernos lluviosos, y una temporada seca que puede durar de 7 a 8 meses.

Por otro lado, la ubicación geográfica del área de estudio - en plena Cordillera Principal - permite el desarrollo de un clima de montaña en las zonas de mayor altitud, caracterizado por precipitaciones en la forma de agua y nieve (Benado et al., 2012), existiendo además una marcada dependencia de las precipitaciones totales anuales con respecto a la altitud, como resultado de los efectos orográficos de enfriamiento que ejerce la Cordillera de los Andes sobre los frentes fríos que provienen desde el Océano Pacífico (Cortés et al., 2012).

Si bien no típicos, la región en que se encuentra el área de estudio puede presentar eventos de precipitación intensa durante el estío, que se producen en la forma de precipitaciones convectivas, asociadas a la fase cálida de la Oscilación del Sur (Garreaud y Rutllant, 1997; Sepúlveda et al., 2015).

La vegetación de la zona de estudio se encuentra descrita en el trabajo de Muñoz-Schik et al. (2000). Se reconocen al menos 5 pisos vegetacionales, con una distribución marcadamente dependiente de la altitud. Estos pisos vegetacionales son: (1) Matorral Esclerófilo (1.000–1.500 m s.n.m.); (2) Matorral Subandino (1.500–2.000 m s.n.m.); (3) Matorral Andino (2.000–2.700 m s.n.m.); (4) Estepa Altoandina (2.700–3.300 m s.n.m.); (5) Desierto Altoandino (> 3.300 m s.n.m.).

El Matorral Esclerófilo está constituido por matorral arborescente, con desarrollo localizado de especies arbóreas. Presenta un alto porcentaje de cobertura y una importante dependencia de su distribución ecológica con respecto a la orientación de las laderas, desarrollándose bosquetes densos de *Quillaja saponaria* y *Criptocaria alba* en laderas con exposición

oeste y sur, y vegetación matorral abierto dominada por *Lithraea caustica*, *Trevoa quinque-
nervia* y *Kageneckia oblonga* en laderas de orientación norte y este.

El Matorral Subandino, piso transicional entre el Matorral Esclerófilo y el Matorral An-
dino, está constituido por matorral arborescente, con una cobertura cercana al 75 %. Entre
las especies dominantes se encuentra *Kageneckia angustifolia*, *Guindilia trinervia* y *Colligua-
ja integerrima*.

El Matorral Andino se caracteriza por estar constituido por matorral bajo, y una cober-
tura entre 20 y 40 %. Posee una fuerte heterogeneidad: a altitudes bajo los 2.200 m s.n.m
se desarrollan matorrales con gramíneas y matorrales bajos, representados por *Chuquiraga
oppositifolia*, *Ephedra chilensis*, *Tetraglochin alatum*, entre otras. Sobre los 2.200 m s.n.m,
se desarrolla matorral denso de 1–2 m de altura, representado principalmente por *Adesmia
pinifolia* y *A. obovata*.

La Estepa Altoandina está constituida por vegetación muy abierta (gramíneas, arbustos
bajos y plantas en cojín), con una cobertura media de 25 %. Entre las especies dominantes,
se encuentran *Poa holciformis*, *Hordeum comosum* y *Adesmia vesiculosus*.

Finalmente, el Desierto Altoandino se caracteriza por vegetación rala, una cobertura in-
ferior al 10 % y una gran cantidad de especies entre plantas en cojín, gramíneas y hierbas en
roseta.

3.7. Antecedentes de sismicidad

El antecedente de sismicidad de mayor importancia que registra la zona de estudio, con
daño reportado, corresponde a la secuencia de terremotos de Las Melosas, ocurrido entre el
28 de agosto y el 8 de septiembre de 1958. Este evento constituye uno de los pocos eventos
sísmicos ocurridos en Chile de carácter cortical e hipocentro subsuperficial, con daños con-
siderables a la infraestructura que se estimaron, en todas las localidades de la comuna de
San José de Maipo, entre los 6–9 grados de intensidad en la escala MSK ([Sepulveda et al.,
2008](#)). En la Tabla 3.2, se muestran las fechas, ubicaciones de hipocentros y magnitudes de
los eventos mayores ocurridos durante la secuencia sísmica de Las Melosas (1958).

Tabla 3.2: Hora y fecha, ubicación hipocentral y magnitud de cada uno de
los eventos mayores ocurridos durante la secuencia sísmica de Las Melosas
(1958). Modificado de ([Sepulveda et al., 2008](#)).

Fecha y hora GMT	Latitud (°)	Longitud (°)	Profundidad (km)	Magnitud (M_s)
1958/08/28 – 09:36:04	34.0	70.1	15	6.0
1958/09/04 – 21:51:08	33.9	70.2	10	6.9
1958/09/04 – 21:52	33.9	70.2	10	6.7
1958/09/04 – 21:55	33.9	70.2	10	6.8
1958/09/08 – 22:24:55	34.0	70.0	n/a	5.3

Otros antecedentes de sismicidad de la zona de estudio, de acuerdo con el Instituto de

Geofísica y Sismología de la Universidad de Chile, corresponden a eventos registrados en los años 1850, 1870 a 1880, 1883, 1905 y 1947 (Flores et al., 1960). Todo lo anterior, sumado al registro de eventos sísmicos imperceptibles y de carácter similar a los eventos de Las Melosas (1958), demuestran que la zona donde se emplaza la comuna de San José de Maipo corresponde a una zona sísmicamente activa y expuesta al peligro que representan los eventos de este tipo.

En particular, es de gran importancia la Falla de San Ramón (FSR), una falla geológica activa con vergencia oeste, capaz de generar eventos sísmicos corticales de magnitudes M_w entre 6.9 y 7.4 (Armijo et al., 2010), y que posee su traza a lo largo de los faldeos de la Cordillera Principal. En efecto, Pérez et al. (2014) muestran evidencia sísmica activa en el valle del río Maipo, destacando la existencia de actividad sísmica agrupada a una profundidad de 10 km, con mecanismos focales que pueden ser correlacionados con las características de la FSR, de tal forma que esta estructura representa un peligro sísmico para la zona aquí en estudio.

3.8. Antecedentes de remociones en masa

La comuna de San José de Maipo presenta una gran cantidad de eventos de remociones en masa registrados, constituyendo así una zona propensa a este tipo de fenómenos. En la Tabla C.1 (Anexo C), se muestra un resumen de los distintos eventos de remociones en masa ocurridos en la comuna, registrados en distintos trabajos realizados por el SERNAGEOMIN.

Dado que el registro es amplio, a continuación se describen tan solo los eventos de remociones en masa registrados desde comienzos de siglo hasta el presente.

3.8.1. Flujos de barro, Complejo Hospitalario San José de Maipo (Junio, 2000)

Tras un evento de precipitación prolongado en junio del año 2000, se generaron diversos flujos de barro y escombros en la masa reptada en el deslizamiento del año 1997, alcanzando los patios del Complejo Hospitalario San José (Naranjo y Hauser, 2005).

3.8.2. Flujos de detritos, El Alfalfal (25 de Diciembre, 2001)

El 25 de diciembre de 2001, un evento de precipitación intensa produjo la generación de flujos de detritos en el sector de El Alfalfal (Fernández, 2001).

Estos flujos se produjeron y bajaron por pequeñas quebradas (Torrejón y otra menor), cortando en dos puntos a la Ruta G-25 (Camino a El Alfalfal). Los depósitos resultantes alcanzaron 1 m de espesor en el camino, con bloques de hasta 80 cm en el interior de una matriz de lodo y barro (Fernández, 2001).

3.8.3. Caída de bloque, San José de Maipo (27 de Febrero, 2010)

El 27 de febrero de 2010, a las 3:34 AM, se registró un terremoto de magnitud M_w de 8,8, con epicentro al suroeste de las costas de la ciudad de Cauquenes. De acuerdo con relatos de

los pobladores de la localidad de San José de Maipo, se estimó una intensidad del sismo de entre V y VI en la escala de Mercalli ([Arenas et al., 2010](#)).

Pasados 15 minutos del eventos sísmico, se registró la caída de un bloque de roca de aproximadamente 1 m en su lado mayor, en la localidad de San José de Maipo, impactando una vivienda ubicada al pie de la ladera donde ocurrió el deslizamiento del año 1997. Entre los efectos de esta caída, se registró la destrucción de parte de la techumbre y murallas de la parte posterior de la vivienda. No se registraron personas heridas ni afectadas por este evento ([Arenas et al., 2010](#)).

3.8.4. Caída de rocas, El Volcán (27 de Febrero, 2010)

Como causa directa del mismo evento sísmico del punto anterior, vecinos la localidad El Volcán alertaron sobre la ocurrencia de caídas de roca desde las laderas norte y sur del río Volcán ([Ortiz y Fernández, 2010](#)).

Este evento de caída de rocas se habría producido durante el terremoto, en al menos dos puntos de la ladera norte, sumado a la caída de coluvios menores en la ladera sur. No se registraron daños personales ni materiales ([Ortiz y Fernández, 2010](#)).

3.8.5. Caída de rocas, San José de Maipo (12–13 de Junio, 2012)

Durante los días 12 y 13 de junio de 2012, un evento de precipitaciones gatilló un derrumbe en el cerro Divisadero, el cual afectó directamente a una de las viviendas localizadas al pie de este cerro ([Marín y Garrido, 2012](#)).

La asistencia técnica realizada permitió determinar que el derrumbe se originó por colapso del suelo donde estaba fundada la vivienda, lo que a su vez estuvo condicionado tanto por filtraciones de agua anteriores desde el baño, así como filtraciones causadas por el temporal de lluvia desde el techo hacia el suelo de la vivienda ([Marín y Garrido, 2012](#)).

3.8.6. Caída de rocas, Ruta G-25 (18 de Junio, 2012)

Entre los días 16 y 17 de junio de 2012, se registro un evento de precipitación intensa, el cual causó el día posterior - 18 de junio -, alrededor de las 8 AM, una caída de rocas sobre ambas calzadas de la Ruta G-25, en el km 51 ([Ramírez y Garrido, 2012](#)).

La caída producida fue de grandes magnitudes, con bloques de más 5 m en su eje mayor, los cuales se originaron en un talud rocoso de 30 m de ancho y 15 m de alto aproximadamente, con pendiente vertical orientada hacia el camino. El evento causó el corte del tránsito vehicular en una calzada y no se registraron daños personales ni materiales ([Ramírez y Garrido, 2012](#)).

3.8.7. Flujos de detritos, ríos Volcán, Maipo y Colorado (21 de Enero, 2013; 8 de Febrero, 2013)

Los días 21 de enero y 8 de febrero de 2013, se registraron precipitaciones en las zonas altas de la cordillera, en la comuna de San José de Maipo, que dieron lugar a la ocurrencia de flu-

jos de detritos en zonas puntuales de los ríos Volcán, Colorado y Maipo ([Gajardo et al., 2013](#)).

Estas remociones se originaron en las cabeceras de las quebradas adyacentes a los ríos mencionados, dejando sus depósitos muy cerca de estos cauces fluviales mayores. No se reportaron daños personales ni materiales ([Gajardo et al., 2013](#)).

3.8.8. Flujos de detritos, rutas G-25, G-345, G-455 y G-465 (14–18 de Abril, 2016)

Entre los días 14 y 18 de abril de 2016, se produjo un evento de precipitación intensa que produjo la generación de flujos de detritos que alcanzaron las rutas G-25, G-345, G-455 y G-465 ([N. Sepúlveda y Jara, 2016](#)).

Los efectos generados por estas remociones en masa fueron de diversa consideración, yendo desde el corte del suministro de agua potable en Santiago, cortes de camino y destrucción de viviendas, hasta la pérdida de vidas humanas ([N. Sepúlveda y Jara, 2016](#)).

3.8.9. Flujos de detritos y de barro, rutas G-25, G-345, G-455 y G-465 (25–26 de Febrero, 2017)

Un evento de precipitación intensa se registró los días 25 y 26 de febrero de 2017 en la zona central de Chile, dando lugar a la ocurrencia de flujos de detritos y barro en la comuna de San José de Maipo, particularmente en las quebradas San José, San Alfonso, Las Cucas, La Calchona, El Yeso, El Volcán y Maipo ([Marín et al., 2017](#)).

Estos flujos de detritos produjeron el corte parcial de las rutas G-25, G-345, G-455 y G-465, dejando además, 8 personas fallecidas y una desaparecida en la zona de la quebrada San José ([Marín et al., 2017](#)).

3.8.10. Flujos de barro, Estero San Alfonso (20 de Abril, 2017)

El día 20 de abril de 2017, se registró la ocurrencia de flujos en la cuenca del río Maipo, especialmente en la zona del estero San Alfonso, como consecuencia de un evento de precipitación en las partes altas de la cuenca nombrada ([A. Muñoz, 2018](#)).

Entre los efectos generados por estos flujos, se tuvo el corte del suministro de agua potable, que afectó a más de 880 mil clientes de 27 comunas de la región Metropolitana de Santiago ([A. Muñoz, 2018](#)).

3.8.11. Caída de rocas, Embalse el Yeso (3 de Junio, 2019)

El día 3 de junio de 2019, en el sector del embalse El Yeso, específicamente en el km 21,7 de la ruta G-455, se produjo una caída de rocas desde la parte alta de la ladera ([Jara y Alfaro, 2019](#)).

Los productos de esta caída se describen como bloques de forma irregular, tamaño variable y de hasta 1 m en su diámetro mayor. Este evento causó el fallecimiento de dos menores de

edad, dejando además otras personas con heridas de diversa consideración ([Jara y Alfaro, 2019](#)).

3.8.12. Flujo de Detritos, Quebrada San Antonio (8 de Noviembre, 2019)

El día 8 de noviembre, en la madrugada, se produjo una remoción en masa tipo flujo en la localidad de El Volcán, como consecuencia directa de factores antrópicos. En efecto, este evento habría sido producto del desagüe súbito del canal de aducción de la Central Hidroeléctrica Volcán ([Marín et al., 2019](#)).

3.8.13. Flujos de detritos, San José de Maipo, San Alfonso, El Volcán y La Mercedita (29–31 de Enero, 2021)

Entre los días 29 y 31 de enero de 2021, un sistema frontal afectó a la región Metropolitana, generando abundantes precipitaciones que desencadenaron remociones en masa en varias localidades de la comuna de San José de Maipo ([A. Muñoz et al., 2021](#)).

En total, se pudieron constatar más de 50 fenómenos de remoción en masa en la comuna, que dañaron de forma directa o indirecta, alguna infraestructura. A pesar de la magnitud del evento, no se registraron fatalidades ([Espinoza y Cabrera, 2021](#)).

Capítulo 4

Evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo

4.1. Introducción

En el presente capítulo, se realiza la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa, aplicado a deslizamientos, caídas y flujos, en la comuna de San José de Maipo, utilizando una metodología basada en redes neuronales convolucionales. Para ello, el capítulo se divide en 5 partes principales, y que se detallan a continuación.

En la primera parte, se realiza la construcción de un mapa inventario de remociones en masa de la zona de estudio, donde se mapean los depósitos de remociones en masa y sus correspondientes áreas de generación.

En la segunda parte, se realiza una revisión bibliográfica para determinar cuales son los principales factores condicionantes para la generación de remociones en masa en el área, más el cálculo de cada uno de estos factores condicionantes.

En la tercera parte, se establece la arquitectura de la red neuronal convolucional, estableciéndose el número de capas convolucionales, el número de capas de agrupación, la dimensionalidad de las capas anteriores, así también como la función de activación a ocupar, etc. Seguidamente, se realiza la programación de la red, de acuerdo con la arquitectura anteriormente planeada.

En la cuarta parte, se lleva a cabo la selección de los puntos de entrenamiento - separando el set de ejemplos en uno de entrenamiento y otro de validación -, para posteriormente entrenar la red, evaluando el porcentaje de error en la predicción a medida que esta aprende. Luego, se determina el desempeño de la red neuronal, evaluando su capacidad de predicción para los puntos pertenecientes al set de validación.

Finalmente, en la quinta parte, se presentan los resultados obtenidos de la evaluación de susceptibilidad en la comuna de San José de Maipo.

4.2. Mapa inventario de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo

El sitio web del SERNAGEOMIN ofrece un catastro nacional de remociones en masa, donde se muestran puntualmente zonas donde han ocurrido eventos de remociones en masa en el territorio chileno.

A partir del sitio anterior, se construyó una base de datos con las coordenadas, tipo de remoción, fecha, fuente de la información y otros datos, de cada uno de los puntos presentes dentro del área que encierra el límite comunal de San José de Maipo (Tabla C.2; Anexo C), para posteriormente realizar un mapeo fotointerpretativo a escala 1:5.000 de las remociones en masa y sus zonas de generación en el software QGIS. Este trabajo de mapeo fotointerpretativo, realizado únicamente a partir de los puntos indicados por el catastro nacional de remociones en masa del SERNAGEOMIN, se resume finalmente en un mapa inventario, el cual se presenta en la Figura 4.1.

Cabe destacar que el catastro nacional de remociones en masa dentro del área de estudio no es un catastro exhaustivo de todos los puntos con existencia de remociones en masa, por lo cual no se puede afirmar de manera tajante que este es totalmente representativo. No obstante, las remociones en masa mapeadas poseen una buena distribución dentro del área de estudio, faltando solo la existencia de polígonos mapeados en la zona más meridional del área. De esta manera, el catastro de remociones en masa tendría un nivel de representatividad adecuado para la metodología a ocupar en este trabajo, teniendo en cuenta también que la cobertura espacial de los polígonos mapeados representa aproximadamente un 2.34% del total del área de estudio. En comparación, el porcentaje anterior es 1.313 veces mayor que la cobertura espacial del inventario utilizado en el trabajo de [Thi Ngo et al. \(2021\)](#), y que fue llevado a cabo en un área de estudio (superficie completa de Irán) 330 veces mayor que el área de estudio de este trabajo.

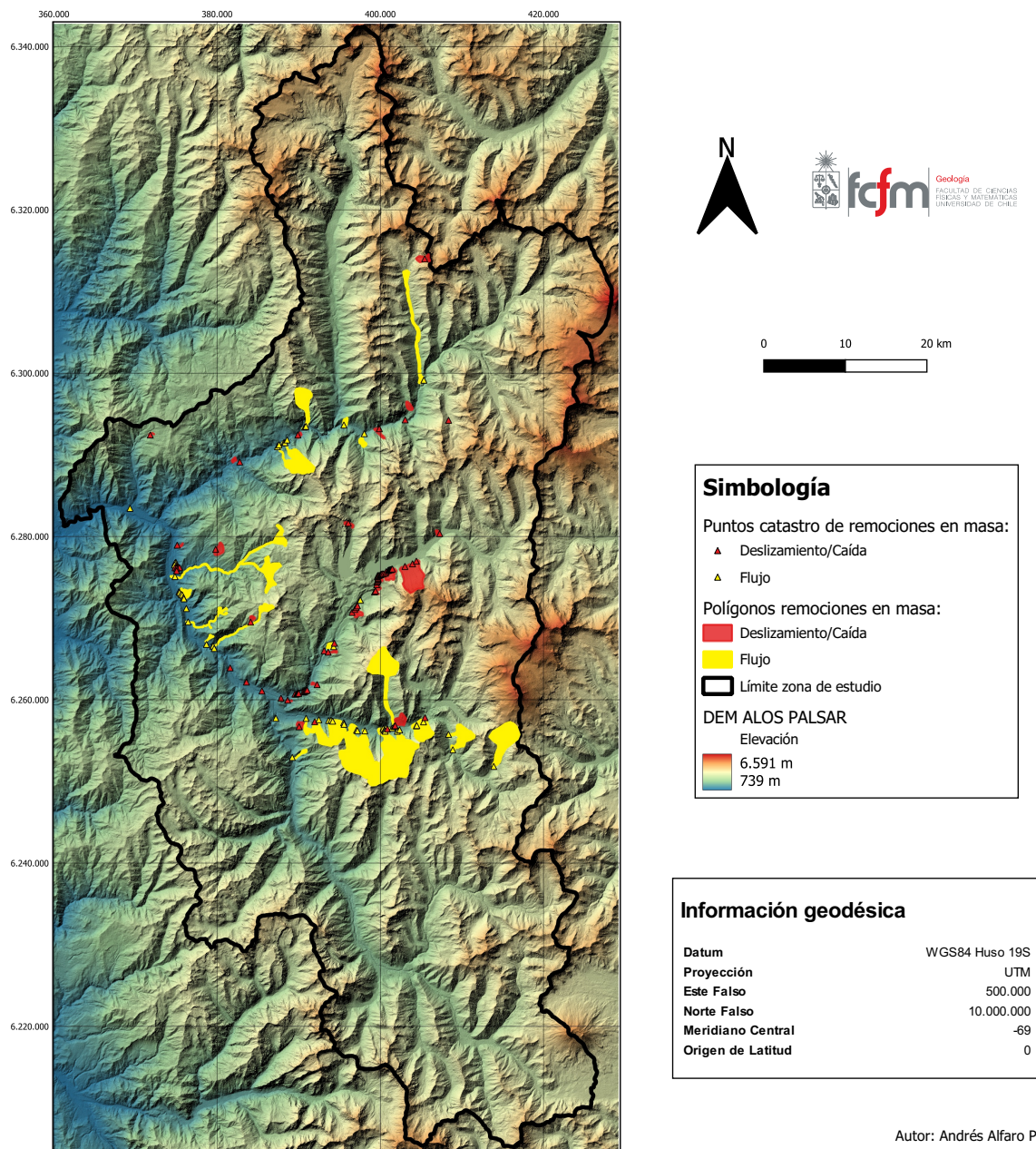


Figura 4.1: Mapa inventario de remociones en masa y zonas de generación de la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con el catastro nacional de remociones en masa del SERNAGEOMIN. Los puntos en forma de triángulos representan las remociones en masa marcadas en el catastro del SERNAGEOMIN (Tabla C.2; Anexo C), mientras que los polígonos representan las remociones en masa y sus zonas de generación, mapeados en función de los puntos anteriores. En Anexo D se muestra el mapa inventario a escala 1:500.000.

A partir de los polígonos del mapa inventario de la figura anterior, se seleccionaron puntos aleatorios dentro de todas las zonas de generación de las distintas remociones en masa mapeadas, considerando una distancia mínima entre puntos no menor a 100 m - distancia

recomendada en trabajo de Sameen et al. (2020) -, con el objetivo de no sobremuestrear zonas con valores de factores condicionantes muy similares, considerando que la resolución de cada factor es de 12.5 m. De esta manera, se obtuvieron un total de 498 puntos, los cuales se utilizarán posteriormente para el entrenamiento de la red (Figura 4.2).

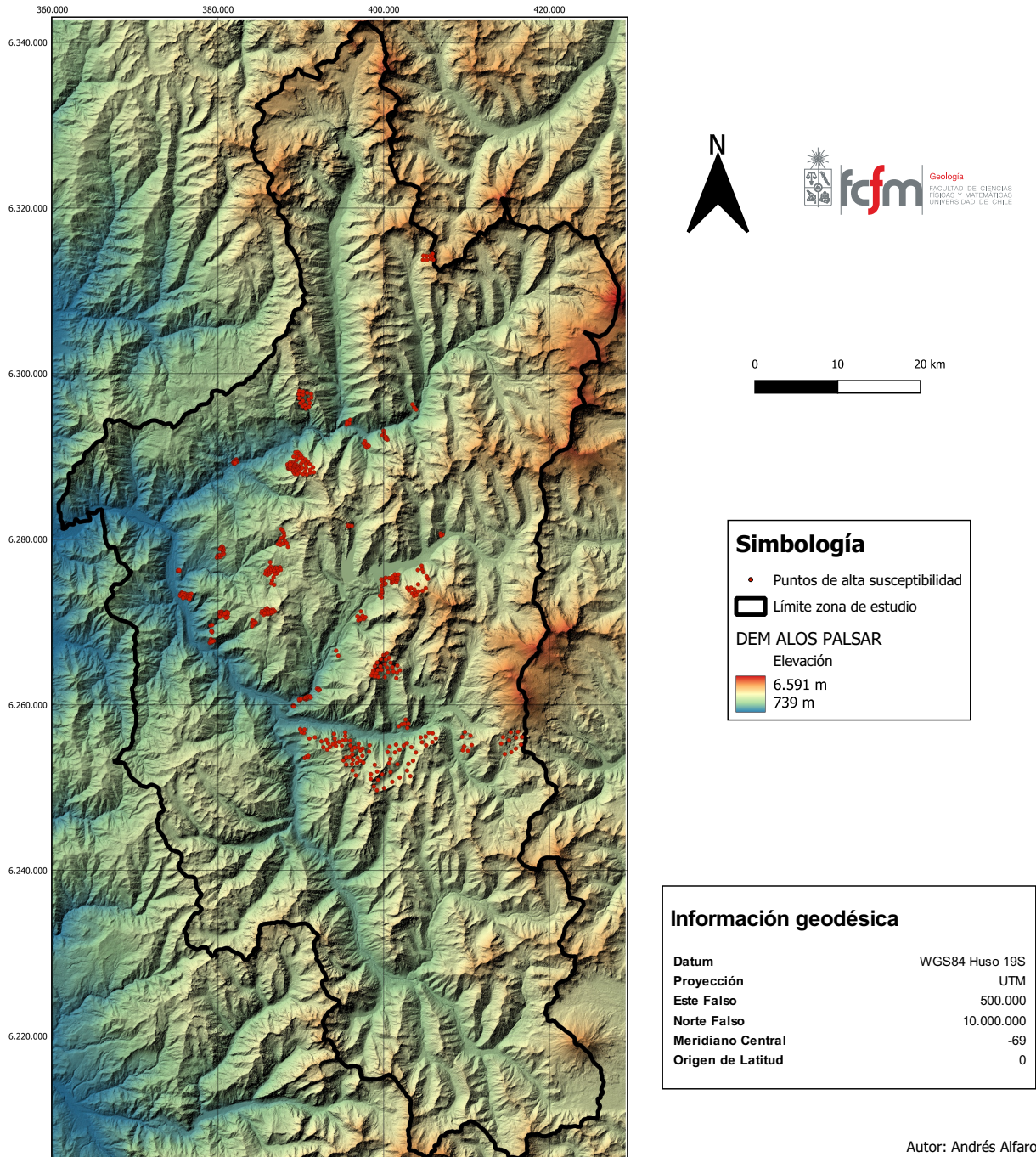


Figura 4.2: Puntos de alta susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, correspondientes a las zonas de generación de las remociones en masa mapeadas anteriormente. En Anexo E se muestra el mapa de puntos de alta susceptibilidad a escala 1:500.000.

4.2.1. Puntos libres de remociones en masa

Las evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa, que utilizan redes neuronales, pueden ser concebidas como un problema de clasificación binaria.

El proceso de entrenamiento de la red, de esta forma, necesita tanto de puntos de alta susceptibilidad de remociones en masa (definidos en la sección anterior), como de puntos libres de remociones en masa para clasificar de manera clara a qué categoría pertenecen cada uno de los puntos dentro del área de estudio.

Las zonas libres de remociones en masa corresponden a zonas con valor “nulo” de susceptibilidad, donde es imposible que se generen estos eventos. Estas zonas corresponden generalmente a sectores de pendientes bajas, por lo que este es uno de los factores primordiales a considerar. Tomando en cuenta que la resolución espacial del factor condicionante pendiente es de 12.5 m, esto permite reconocer zonas de muy baja pendiente en el área de estudio que tendrían nulo potencial para la generación de remociones en masa tipo flujos, deslizamientos y caídas, y dejando fuera remociones en masa que ocurren en pendientes bajas como propagaciones laterales y licuefacción. De esta manera, se definió un valor arbitrario de pendiente de 5° , de tal manera que cualquier punto libre de remociones en masa debe tener un valor de pendiente menor que este. A continuación, y siguiendo el criterio utilizado por [Sameen et al. \(2020\)](#), se define que los puntos libres de remociones en masa deben cumplir dos criterios adicionales: deben estar a una distancia mayor que 500 m de cualquier remoción en masa, y los puntos libres de remociones en masa deben encontrarse a una distancia mayor a 100 m entre ellos. Con estos criterios, se asegura que los puntos libres de remociones en masa se seleccionen en zonas con características distintas de las zonas de generación, así también como se asegura que no se sobremuestreen puntos libres de remociones en masa con características muy similares.

Así, utilizando los criterios anteriormente mencionados, se escogieron de manera arbitraria los puntos de nula susceptibilidad en el área de estudio, mapeando un total de 523 puntos, los cuales se pueden observar en la Figura 4.3. Cabe destacar que el número de puntos libres de remociones en masa elegidos se realizó de tal manera de que fuera similar al número de puntos de alta susceptibilidad, de tal manera de que la distribución de los ejemplos a usar para entrenar/validar la red no se encuentre sesgada por una u otra clase (alta/nula susceptibilidad).

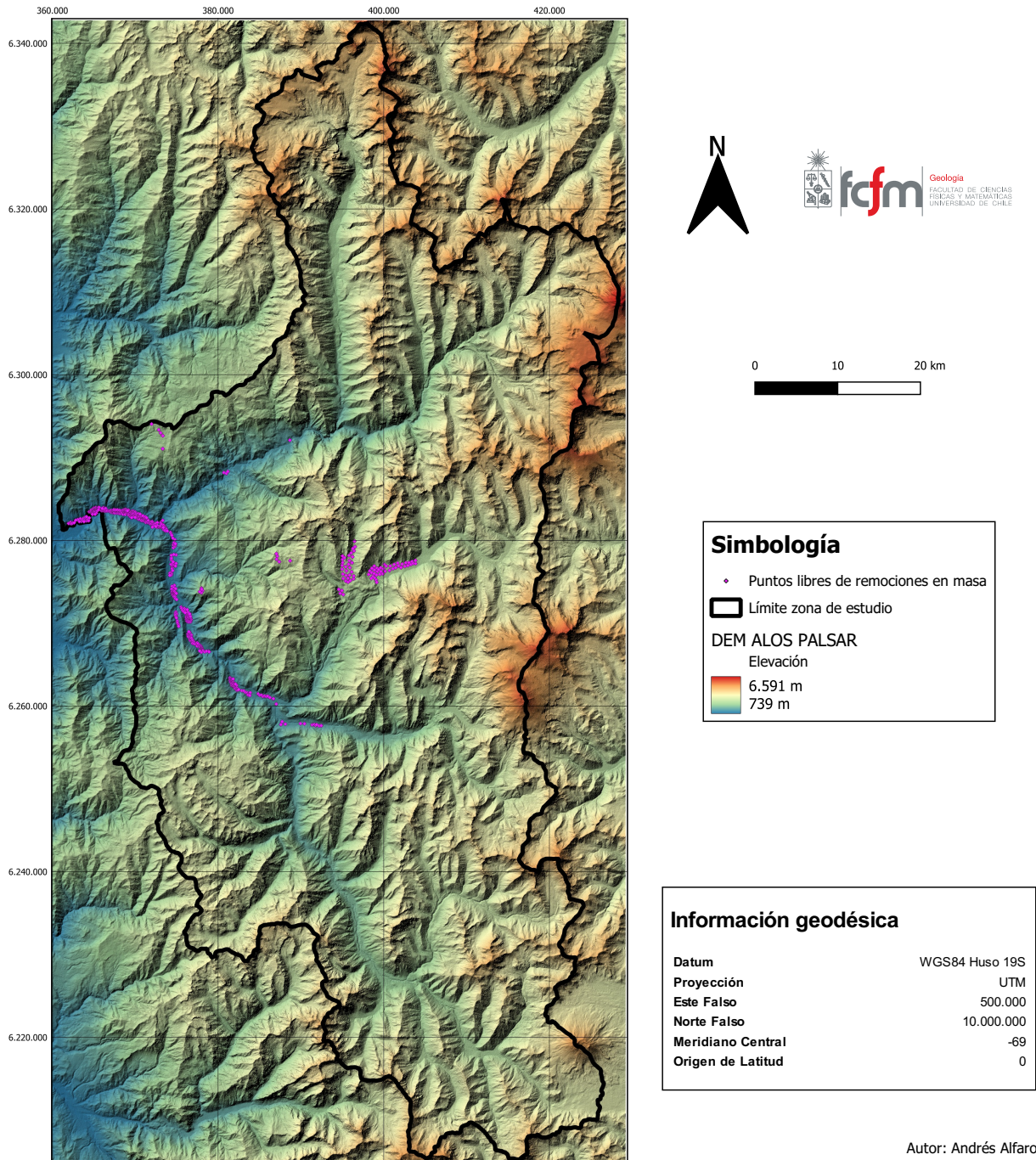


Figura 4.3: Puntos de nula susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio. En Anexo F se muestra el mapa de puntos libres de remociones en masa a escala 1:500.000.

4.3. Factores condicionantes de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo

Los factores condicionantes de remociones en masa, tal y como se ha mencionado en capítulos anteriores, corresponden a factores inherentes del terreno que supeditan la ocurrencia de estos eventos. Diversos estudios realizados en sectores puntuales del área de estudio, y en sus cercanías, han permitido determinar cuales son los principales factores condicionantes para la ocurrencia de remociones en masa.

S. Sepúlveda (1998) llevó a cabo una metodología para la evaluación del peligro de flujos de detritos en la quebrada Lo Cañas, concluyendo que los principales factores condicionantes para la generación de este tipo de remociones en masa correspondían a: (1) relieve y morfología; (2) geología, y; (3) clima y vegetación. En cuanto al relieve y morfología, se destaca la pendiente como el principal factor para la generación de flujos de detritos. La geología se consideró como un factor condicionante de primer orden. Finalmente, en cuanto al clima y la vegetación, se concluye que la presencia de cobertura vegetal juega un rol importante en la estabilidad de los suelos, permitiendo incluso que sectores de alta pendiente se mantengan libres de la posible generación de flujos.

Rebolledo et al. (2000a) realizó una zonificación del peligro de remociones en masa en las laderas que limitan el valle del río Maipo, en los alrededores del pueblo de San José de Maipo, destacando que los principales factores condicionantes para la ocurrencia de remociones en masa corresponden a las pendientes abruptas ($>40^\circ$), depósitos de suelo suelto o poco compactado en pendientes abruptas, y rocas muy fracturadas o estratos arcillosos.

Lara (2007) desarrolló una metodología para la evaluación y zonificación del peligro de remociones en masa en la quebrada San Ramón. Para los distintos tipos de remociones en masa estudiadas, se reconocieron factores condicionantes comunes, como la pendiente, las características geológicas y geotécnicas, la acumulación de nieve, la desestabilización artificial y el tipo de material. Otros factores condicionantes no comunes para todos los tipos de remociones en masa corresponden a la orientación de las laderas, las condiciones de humedad y saturación, y la cobertura vegetal.

El estudio de susceptibilidad de remociones en masa en la zona de El Ingenio, llevado a cabo por Díaz (2018), consideró la utilización de 7 factores condicionantes: (1) altura; (2) curvatura; (3) distancia a fallas; (4) distancia a red de drenaje; (5) exposición; (6) geología, y; (7) pendiente. En este caso, el factor vegetación no fue considerado, debido a la falta de información vegetal detallada de la zona y su escasa presencia. De acuerdo con Díaz (2018), no existe una relación directa entre la ocurrencia de remociones en masa y la elevación; existe una relación entre las zonas cóncavas y la ocurrencia de remociones en masa, puesto que estas zonas tienden a concentrar la red de drenaje; existe una relación entre la distancia a fallas y la ocurrencia de remociones en masa, donde una zona más cercana a una falla tiende a estar más afectada por procesos de remoción en masa, debido al efecto sísmico y la propagación de ondas; existe una relación entre la distancia a la red de drenaje y la ocurrencia de remociones en masa, donde a menor distancia, mayor susceptibilidad de remociones en masa, puesto que el escurrimiento erosiona el terreno bajo y circundante al drenaje; existe una relación entre las laderas de orientación este y la ocurrencia de remocio-

nes en masa; existe una relación entre la ocurrencia de remociones en masa y las rocas de la Formación Farellones, que corresponde a una unidad que tiende a la disgregación y la regolitización, mientras que los depósitos de tipo fluvial serían los que menos tienen influencia en la ocurrencia de remociones en masa, debido a su relativa horizontalidad y mayor grado de compactación; existe una relación entre la ocurrencia de remociones en masa y la pendiente, donde pendientes mayores a 15° muestran relación positiva con la ocurrencia de remociones en masa, mientras que pendientes menores a 15° no muestran una relación clara con la ocurrencia de remociones en masa, siendo las pendientes entre 0 y 5° las de menor susceptibilidad.

A. Muñoz (2018) aplicó una metodología basada en el análisis jerárquico de procesos para evaluar la amenaza de flujos de detritos en la cuenca del estero San Alfonso. Para ello, se utilizaron 6 factores condicionantes: (1) geología; (2) geomorfología; (3) elevación y crioclastía; (4) pendiente; (5) curvatura, y; (6) antecedentes. En cuanto a la geología, la ocurrencia de remociones en masa estaría dominada por la presencia de dominios aluviales y paraglaciales dentro de la Formación Abanico, lo que favorecería la ocurrencia de flujos de detritos; el factor geomorfología muestra que las morfologías más propensas a la ocurrencia de flujos de detritos son las zonas de arranque, vías aluviales, circos glaciales, deslizamientos y conos de deyección; en cuanto a la elevación y crioclastía, las altas elevaciones propiciarían la ocurrencia de flujos de detritos, como consecuencia de una disminución de la calidad geotécnica de los materiales gracias a la ocurrencia de procesos de hielo y deshielo; la curvatura tendría una relación con la ocurrencia de flujos de detritos, dado que las zonas de curvatura cóncava contribuyen en la saturación de agua de los materiales, contribuyendo a la superación de los umbrales de flujo del material.

Espinoza et al. (2019) llevaron a cabo una evaluación del peligro de remociones en masa tipo flujo para toda la cuenca del Maipo alto, ocupando una metodología basada en el análisis jerárquico de procesos. Este trabajo consideró la utilización de 6 factores condicionantes: (1) geología; (2) geomorfología; (3) pendiente; (4) densidad de drenaje; (5) crioclastía y elevación, y; (6) razón de Melton.

De acuerdo con Santander (2019), los principales factores condicionantes de remociones en masa en el cerro Divisadero, serían los aspectos mineralógicos y estructurales (locales) de las laderas, la cercanía con respecto a estructuras de orden mayor y otras características del terreno como la elevación y la pendiente.

Báez (2018) realizó una evaluación de peligros de remociones en masa en la ruta G-25, concluyendo que los principales factores condicionantes para la ocurrencia de remociones en masa tenían relación con las características geológicas/geotécnicas de las unidades, características topográficas y características. Es decir, factores como el tipo de roca, pendiente, orientación de la ladera, presencia de estructuras y condiciones de humedad.

Así, de acuerdo con el análisis anterior, los principales factores condicionantes para la ocurrencia de remociones en masa en el área de estudio serían la pendiente, la geología, la elevación, la orientación de la ladera, mientras que otros factores condicionantes secundarios corresponden a características como la curvatura, la distancia a fallas y la cobertura vegetal.

Si bien para la mayoría de las metodologías utilizadas para la realización de evaluaciones

de susceptibilidad se requiere de una minuciosa selección de los factores condicionantes, las metodologías basadas en deep learning poseen la ventaja de poder escoger arbitrariamente estos factores, de tal manera que la red neuronal ordena y entrega el peso adecuado a cada factor para optimizar el entrenamiento, a partir de los ejemplos que se le entreguen. De esta forma, además de la utilización de los factores condicionantes nombrados en el párrafo anterior, se considera el uso de factores del terreno como el índice de humedad topográfica (TWI) – cuantificación local de la influencia del terreno en la distribución del agua entrante a una cuenca –, el índice de potencia de cauce (SPI) – cuantificación de la intensidad de erosión de un flujo de agua –, el índice de transporte de sedimento (STI) – cuantificación de las zonas con acumulación o erosión de sedimentos – y la distancia a la red de drenaje, de tal manera de incluir la componente hidrológica en la evaluación de susceptibilidad. En la Tabla 4.1 se detallan los factores condicionantes a utilizar para la evaluación de susceptibilidad, todos con una resolución de 12.5 m, que corresponde a la resolución espacial original del modelo de elevación digital que entrega el sensor ALOS.

Los factores condicionantes pendiente, aspecto, curvatura, red de drenaje, TWI, SPI y STI, fueron calculados directamente desde el modelo de elevación digital, mientras que los factores geología y distancia a fallas fueron calculados a partir de la geología regional del área de estudio.

El uso de otros índices calculables del terreno, que se pueden determinar a partir de datos entregados por sensores satelitales, como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el índice de agua de la diferencia normalizada (NDWI), el índice de nieve de la diferencia normalizada (NDSI), entre otros, no se utilizan en este trabajo debido a la alta variabilidad estacional que pueden tener estos índices, a pesar de que su uso es recurrente en la literatura (Wang et al., 2019; Pham et al., 2020; Yousefi et al., 2020; Chen et al., 2021).

Tabla 4.1: Factores condicionantes a utilizar para la evaluación de susceptibilidad.

Factores geomorfológicos	Factores hidrológicos	Factores del ambiente
Elevación	Distancia a red de drenaje	Geología
Pendiente	TWI	Distancia a fallas
Aspecto	SPI	
Curvatura	STI	

A continuación, se presentan los mapas temáticos de cada uno de los factores condicionantes del área de estudio a utilizar para la evaluación de susceptibilidad.

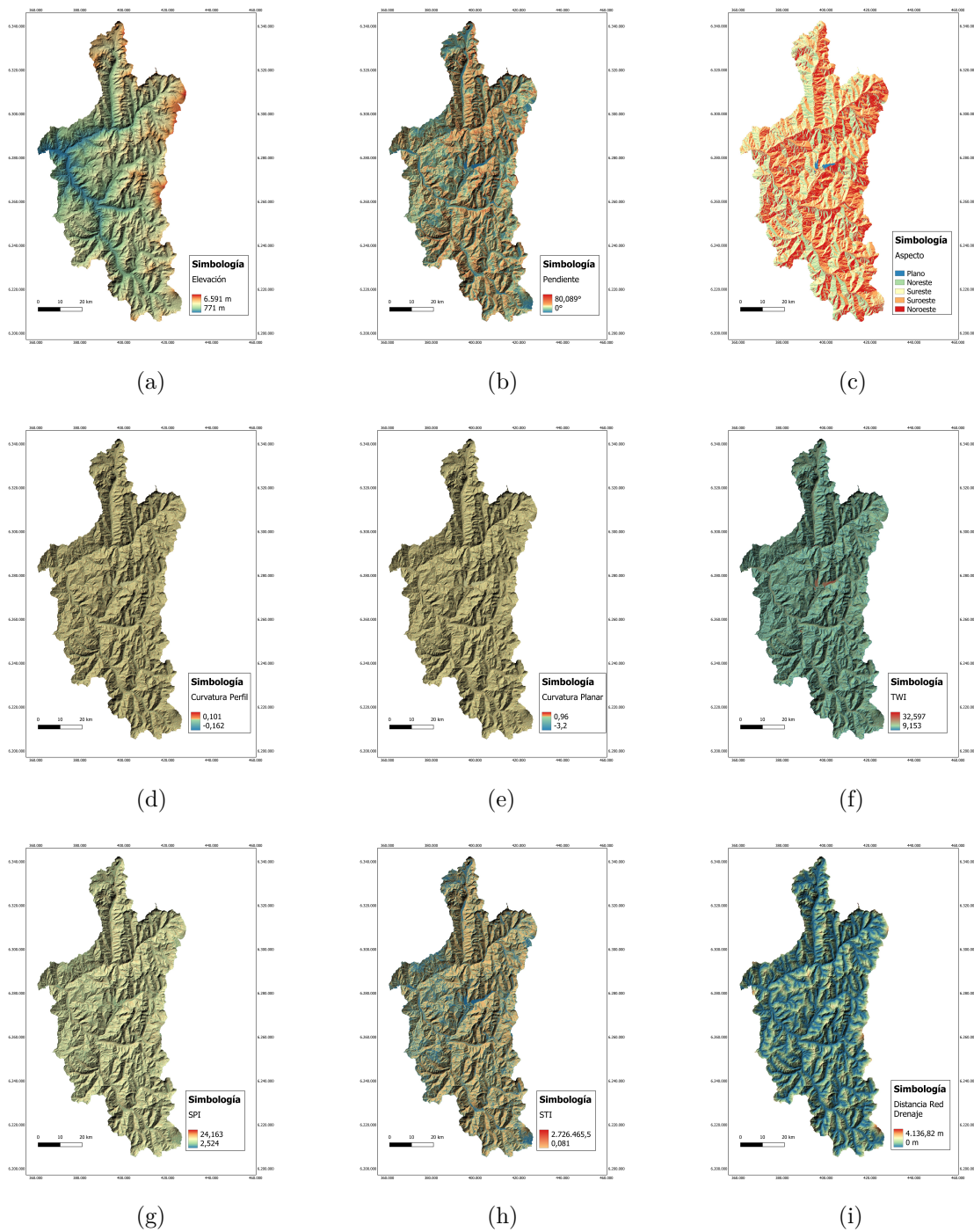


Figura 4.4: Factores condicionantes calculados en la zona de estudio. (a) Elevación; (b) Pendiente; (c) Aspecto; (d) Curvatura de perfil; (e) Curvatura planar; (f) TWI; (g) SPI; (h) Distancia a red de drenaje. Para una vista más detallada de cada uno de los factores condicionantes calculados, escala 600.000, revisar Anexo G. Continúa en la página siguiente.

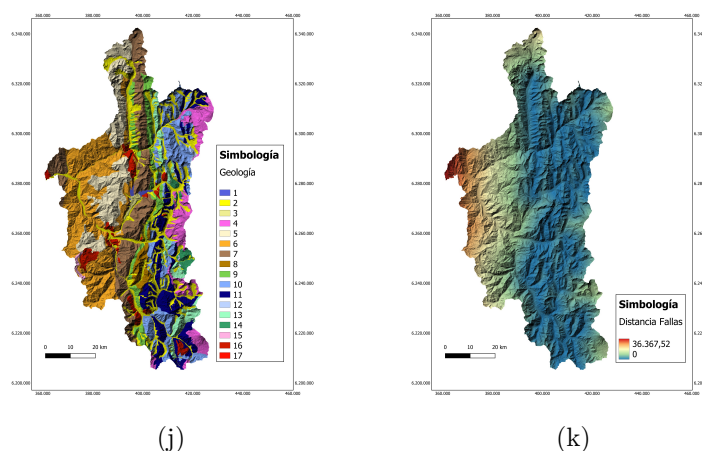


Figura 4.4: (Continuación) Factores condicionantes calculados en la zona de estudio. (j) Geología; (k) Distancia a fallas. Para una vista más detallada de cada uno de los factores condicionantes calculados, revisar Anexo G.

En lo que respecta a la codificación de la variable categórica geología, se utilizó una metodología de codificación ordinal, asignando un número entero a cada valor categórico del factor litología, comenzando con el 1 hasta el 14 con las unidades estratificadas, y continuando desde el 15 al 17 con las unidades intrusivas (ver Tabla 4.2). La metodología anterior se utilizó entendiendo que las unidades estratificadas de más antiguas poseen una mayor consolidación que las más jóvenes, mientras que para las unidades no estratificadas se continuó la valoración ordinal entendiendo que estas unidades poseen una competencia mecánica mayor que las rocas de la unidad anterior.

Tabla 4.2: Codificación de valores categóricos del factor condicionante geología, de acuerdo con el método de codificación ordinal.

Valor categórico geología	Valor numérico asignado
Lagunas	1
Depósitos aluviales y fluviales recientes	2
Depósitos de remociones en masa	3
Volcanismo Pleistoceno - Holoceno	4
Fm. Farellones (Miembro Superior)	5
Fm. Farellones (Miembro Inferior)	6
Fm. Abanico	7
Unidad Cerro Retumbadero	8
Fm. Colimapu	9
Fm. Lo Valdés	10
Fm. Río Damas	11
Yeso Principal	12
Fm. Río Colina	13
Fm. Nieves Negras	14
Intrusivos del Mioceno Inferior	15

Continúa en la siguiente página

Tabla 4.2 – continuación de la página anterior

Valor categórico geología	Valor numérico asignado
Intrusivos del Mioceno Medio - Superior	16
Intrusivos Plio-Pleistocenos	17

4.3.1. Análisis exploratorio de datos de factores condicionantes

Una vez calculados los factores condicionantes, se realizó el análisis exploratorio de datos de los factores condicionantes, para lo cual se calcularon las medias, desviaciones estándar, mínimos, máximos y cuartiles para cada uno de los factores condicionantes de tipo numéricos, diferenciando los valores según los puntos de alta susceptibilidad, puntos libres de remociones en masa y puntos de aplicación.

En la Tabla 4.3, se resumen los estadísticos mencionados anteriormente para cada uno de los sets de datos, para los factores de tipo numéricos. Por otro lado, en las tablas 4.4 y 4.5 se muestran las estadísticas básicas calculadas para los factores geología y aspecto, para cada uno de los dos sets de datos.

Tabla 4.3: Estadísticos básicos calculados para factores condicionantes de tipo numéricos.

	Elevación	Pendiente	Curvatura Perfil	Curvatura Planar	TWI	SPI	STI	Distancia a Red de Drenaje	Distancia a Fallas	
Puntos Alta Susceptibilidad	Media	2675.1184	36.7423	-0.000277	-0.000856	13.625228	12.991543	6966.798754	791.954048	7708.972909
	SD	782.061808	10.388758	0.005842	0.018285	1.516550	1.206411	9534.455857	542.601354	6147.177622
	Mín	1081.000000	6.454830	-0.022532	-0.155563	10.001820	10.564466	554.059937	12.500000	12.500000
	Q ₁	2151.250000	30.608730	-0.003448	-0.010261	12.577275	12.232462	3300.562805	325.960114	2256.482727
	Mediana	2710.500000	36.411133	-0.000146	-0.000491	13.406214	12.829611	4719.536133	686.133636	7295.461426
	Q ₃	3224.250000	42.064392	0.003314	0.010285	14.277331	13.619811	7282.316040	1193.224060	10742.862793
	Máx	4792.000000	71.767914	0.021314	0.058880	21.647343	19.305376	159824.328125	2445.563477	21357.742188
Puntos Libres de Remociones en Masa	Media	1291.022945	2.407952	-0.000044	-0.004101	19.251159	10.764732	11540.817344	267.974508	20805.346131
	SD	633.989022	1.862175	0.004925	0.074985	5.310352	4.191086	70017.602867	255.418083	9487.025044
	Mín	798.000000	0.000000	-0.012739	-0.320000	12.628833	2.177002	0.051613	0.000000	261.007660
	Q ₁	914.500000	0.000000	-0.004777	0.000000	15.020203	8.042918	23.441408	107.529068	18355.573242
	Mediana	1034.000000	2.290610	0.000000	0.000000	17.999084	9.836501	96.014946	218.303101	22067.685547
	Q ₃	1240.500000	3.237688	0.004777	0.000000	21.903897	12.481698	631.335266	327.633209	27658.091797
	Máx	3156.000000	4.573921	0.012678	0.320000	32.675903	23.746611	708463.250000	1515.441284	34942.140625

4.3.1.1. Elevación

En cuanto a la elevación, se puede extraer que las medias de las dos poblaciones de datos son distintas, siendo la media de los puntos de alta susceptibilidad de más del doble que la de los puntos libres de remociones en masa, si bien la dispersión de los datos en ambas muestras puede ser comparable. Los valores de los cuartiles observados en ambas muestras son sustancialmente distintos, no existiendo solapamiento en ninguno de los cuartiles, de tal forma que menos del 25 % de los datos de elevación de los puntos libres de remociones en masa son equiparables en magnitud con los datos de los puntos de alta susceptibilidad (Figura 4.5). Con todo lo anterior, se puede extraer de manera a priori que las zonas más elevadas tendrían una mayor susceptibilidad de remociones en masa que las zonas de más baja elevación.

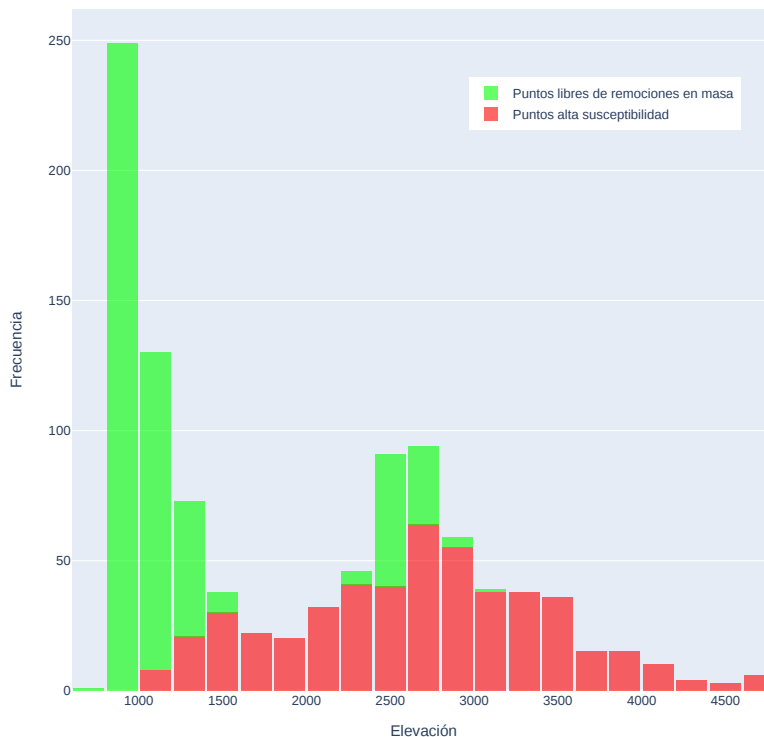


Figura 4.5: Histograma comparativo de distribución de los valores de elevación para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.2. Pendiente

La pendiente posee valores más altos para los puntos de alta susceptibilidad que para los puntos libres de remociones en masa, lo cual es esperable no solo por la naturaleza en que ocurren los procesos de remoción en masa, sino también por la metodología utilizada para el muestreo de estos últimos puntos. La media de la pendiente de los puntos de alta susceptibilidad es aproximadamente 15 veces mayor que la media correspondiente para los puntos libres de remociones en masa, donde se puede observar además que tanto los cuartiles como los valores extremos de los puntos libres de remociones en masa prácticamente no se solapan con los datos de los puntos de alta susceptibilidad, conformando dos muestras de dos poblaciones completamente distintas (Figura 4.6).

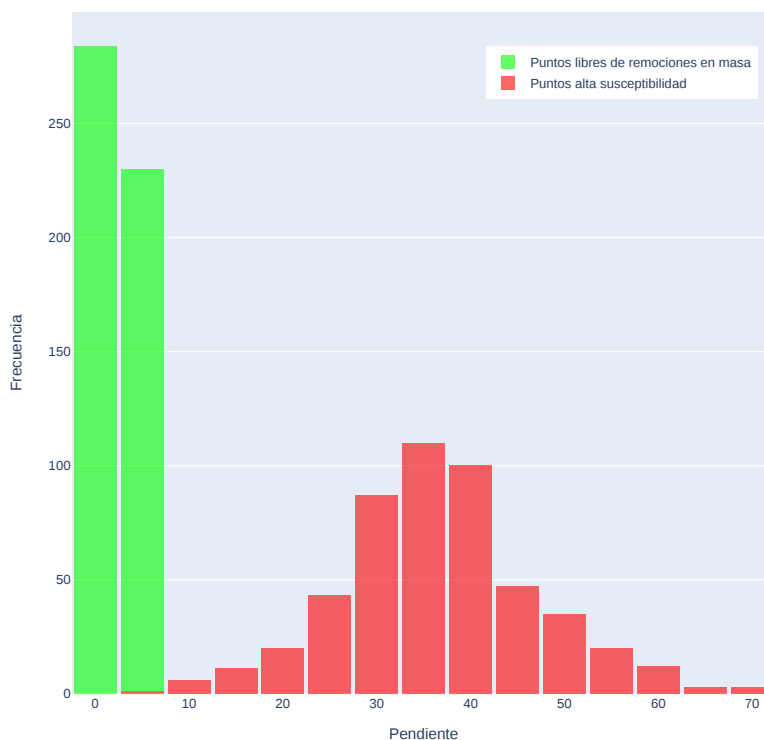


Figura 4.6: Histograma comparativo de distribución de los valores de pendiente para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.3. Curvatura perfil

Los valores de curvatura perfil son similares entre los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa, donde existe un claro solapamiento entre los cuartiles de ambas poblaciones: el cuartil 1 de los puntos de alta susceptibilidad supera al mismo cuartil de los puntos libres de remociones en masa, sin embargo, esta relación se invierte para los siguientes cuartiles, siendo mayores los cuartiles 2 y 3 de los puntos libres de remociones en masa que los cuartiles 2 y 3 de los puntos de alta susceptibilidad. De esta manera, no existiría una tendencia clara entre la magnitud de los valores de curvatura perfil y su asociación con alguna de las dos poblaciones de susceptibilidad definidas (Figura 4.7).

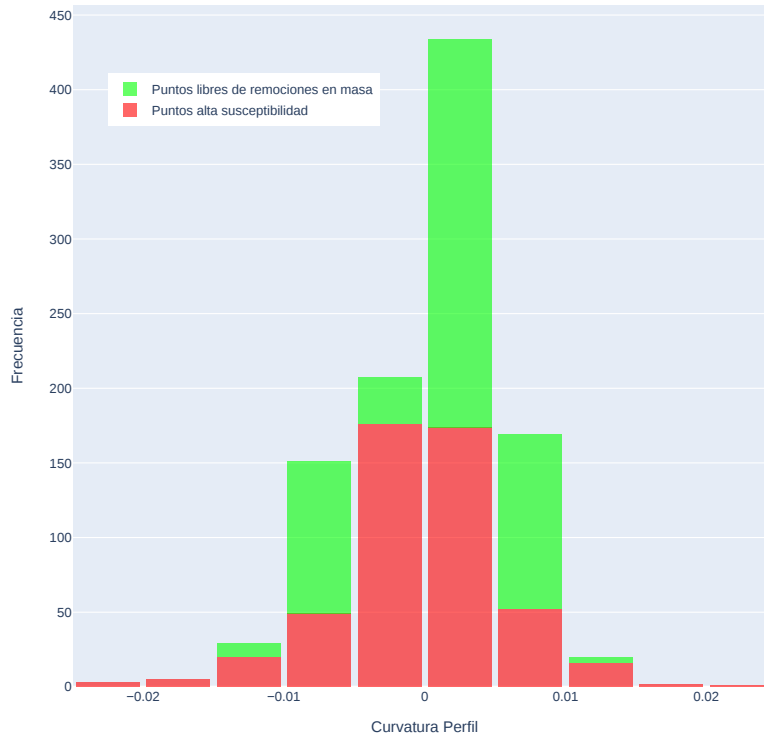


Figura 4.7: Histograma comparativo de distribución de los valores de curvatura perfil para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.4. Curvatura planar

El factor curvatura planar tiene un comportamiento similar al de la curvatura perfil, mostrando la misma relación observada anteriormente entre los cuartiles de los puntos de alta susceptibilidad y los cuartiles de los puntos libres de remociones en masa. Además, se observa que los valores extremos de los puntos libres de remociones en masa son mucho más amplios que los de los puntos de alta susceptibilidad. Con todo lo anterior, se podría establecer que los valores de curvatura planar de los puntos libres de remociones en masa y los de los puntos de alta susceptibilidad no constituyen parte de dos poblaciones completamente distintas (Figura 4.8).

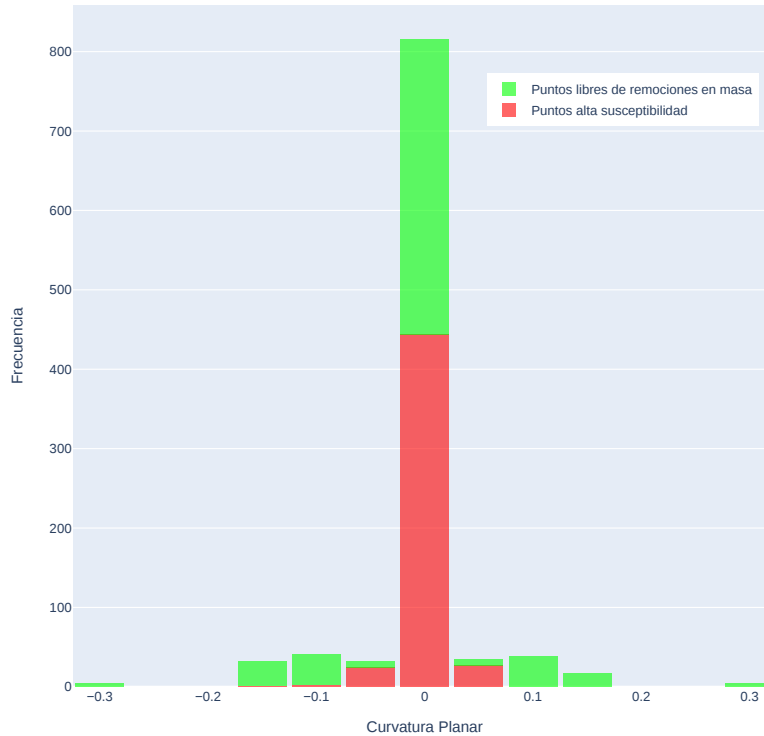


Figura 4.8: Histograma comparativo de distribución de los valores de curvatura planar para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.5. Índice topográfico de humedad

El índice topográfico de humedad posee valores relativamente más bajos para los puntos de alta susceptibilidad, en comparación con los puntos libres de remociones en masa, existiendo una diferencia clara entre las medias de estas dos muestras. Los valores de los cuartiles observados en ambas muestras exhiben solapamiento, donde los cuartiles 2 y 3 de los datos correspondientes a los puntos de alta susceptibilidad tendrían solapamiento con el cuartil uno de los datos de los puntos libres de remociones en masa. En lo que respecta a los valores extremos del índice topográfico de humedad de las dos muestras, los valores mínimo y máximo de los puntos libres de remociones en masa son mayores que los valores mínimo y máximo de los puntos de alta susceptibilidad. Con todo lo anterior, si bien existe un solapamiento entre las distribuciones de las dos muestras consideradas (Figura 4.9), se puede establecer una relación clara que indica que los valores bajos del índice topográfico de humedad se asocian a zonas de mayor susceptibilidad, mientras que los valores altos estarían asociados a zonas de baja susceptibilidad.

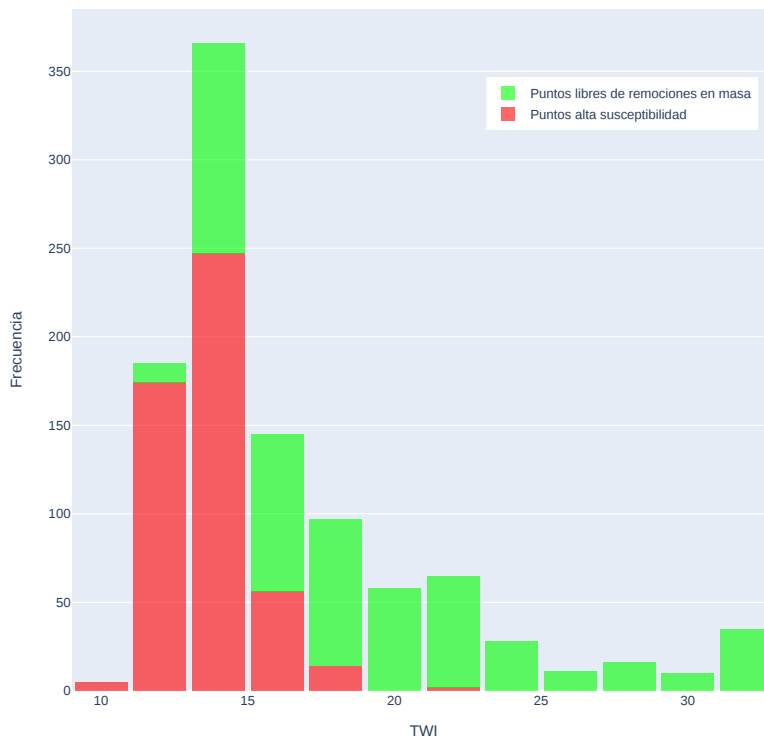


Figura 4.9: Histograma comparativo de distribución de los valores del índice topográfico de humedad para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.6. Índice de potencia de cauce

El índice de potencia de cauce muestra que los valores altos de este factor estarían asociados a zonas de alta susceptibilidad, mientras que los valores más bajos estarían asociados a las zonas de baja susceptibilidad. En cuanto a las distribuciones de las dos muestras, se observa que existe un solapamiento que comienza desde el segundo cuartil de los puntos libres de remociones en masa, con los cuartiles 1, 2 y 3 de los puntos de alta susceptibilidad. En cuanto a los valores extremos, es notable destacar el valor máximo de los puntos libres de remociones en masa, que es más alto que el valor máximo de los puntos de alta susceptibilidad. Así, si bien los valores altos del índice de potencia de cauce se asociarían a las zonas de alta susceptibilidad, también existen zonas de baja susceptibilidad con valores altos de este factor.

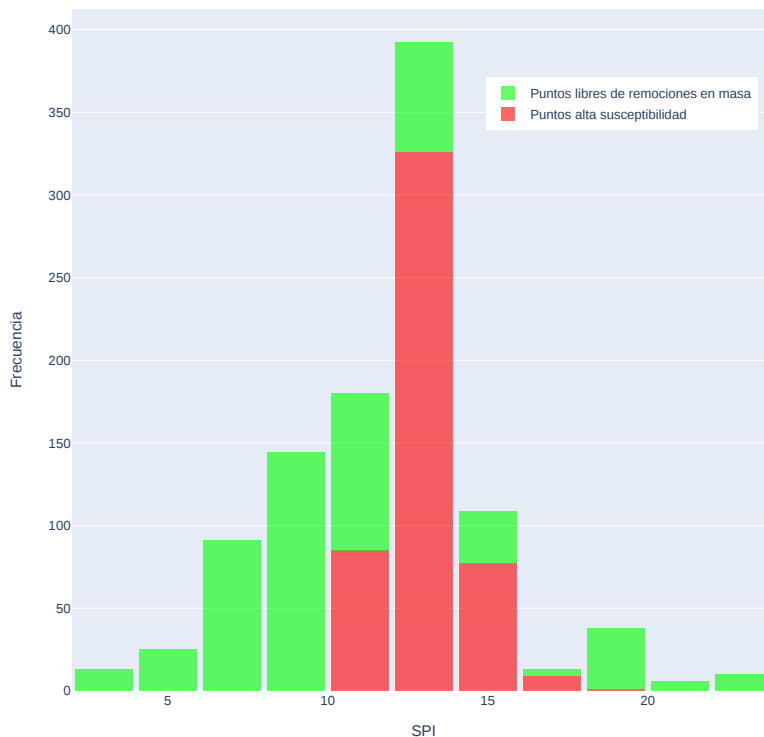


Figura 4.10: Histograma comparativo de distribución de los valores del índice de potencia de cauce para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.7. Índice de transporte de sedimento

El índice de transporte de sedimento muestra que tanto sus valores bajos como altos estarían asociados a zonas de baja susceptibilidad, mientras que los valores intermedios estarían asociados a zonas de alta susceptibilidad. Los valores de los cuartiles del índice de transporte de sedimento para los puntos libres de remociones en masa son bajos, donde el 75 % de los datos tendrían valores bajo 631.4 aproximadamente, mientras que el otro 25 % restante tienen magnitudes que alcanzan el valor 708463.25. Por otro lado, los cuartiles del índice de transporte de sedimento para los puntos de alta susceptibilidad muestran que el 25 % de los datos corresponde al valor 3300 aproximadamente, donde el valor mínimo de esta muestra es de 554.06. De esta manera, se puede extraer que un poco más del 25 % de los datos del índice de transporte de sedimento se solapan con los valores de este factor para los puntos de alta susceptibilidad (Figura 4.11) con lo cual no se podría establecer bien si es que estas dos muestras pertenecerían a dos poblaciones totalmente distintas.

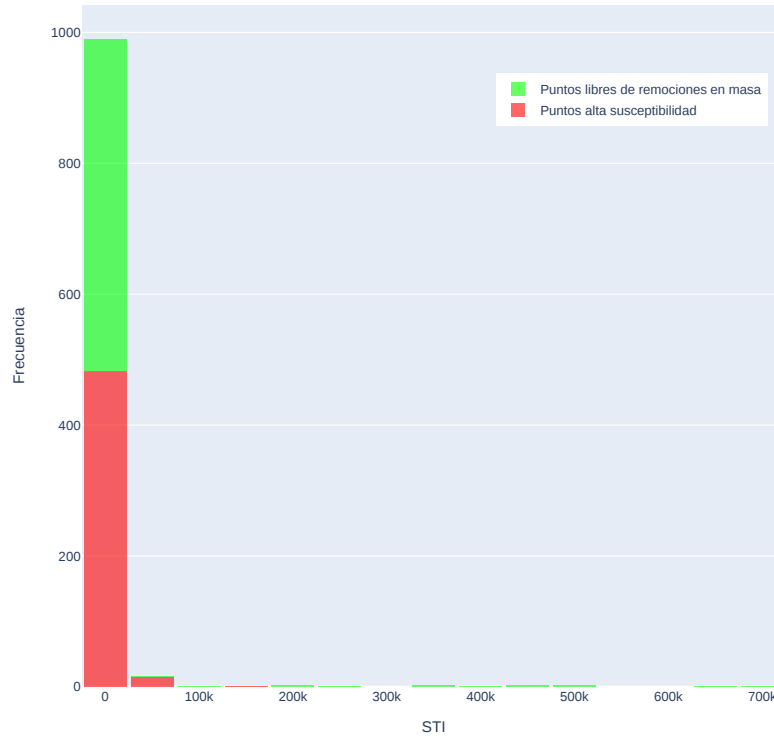


Figura 4.11: Histograma comparativo de distribución de los valores del índice de transporte de sedimento para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.8. Distancia a red de drenaje

La distancia a la red de drenaje posee valores en general más altos para los puntos de alta susceptibilidad, que para los puntos libres de remociones en masa, reflejado tanto en los valores de las medias de estas dos muestras así también como por los valores de sus cuartiles. Si bien existe solapamiento entre todos los cuartiles, este es especialmente marcado entre el tercer cuartil de los puntos libres de remociones en masa y el primer cuartil de los puntos de alta susceptibilidad. De esta manera, los valores de la distancia a la red de drenaje para los puntos de alta susceptibilidad son en general mayores que para los puntos libres de remociones en masa, pero, sin embargo, distancias a la red de drenaje de aproximadamente 325 m o menores pueden pertenecer o bien a puntos de alta susceptibilidad, o a puntos libres de remociones en masa (Figura 4.12).

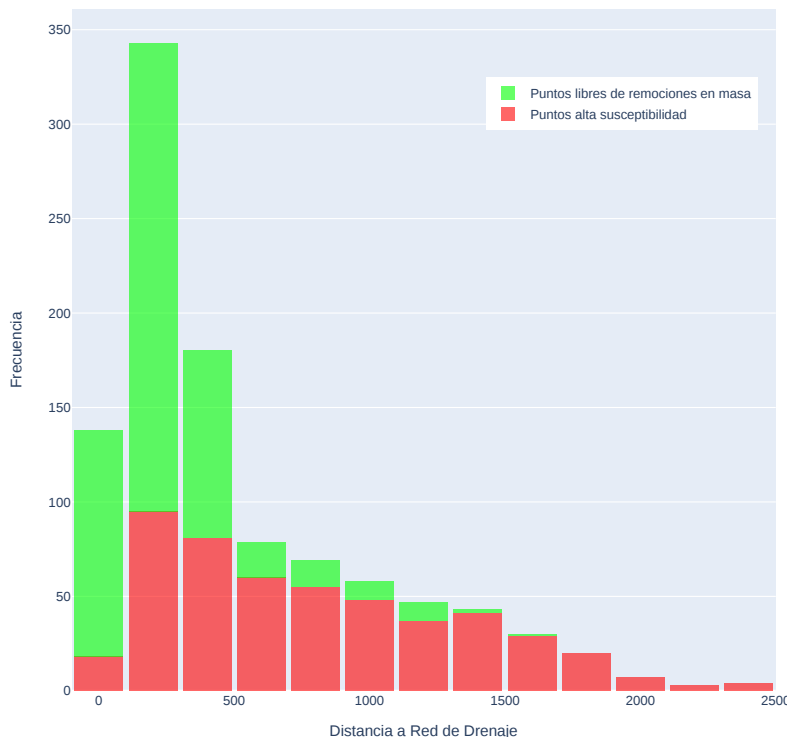


Figura 4.12: Histograma comparativo de distribución de los valores de la distancia a la red de drenaje para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.9. Distancia a fallas

La distancia a fallas posee valores en general menores para los puntos de alta susceptibilidad, en comparación con los puntos libres de remociones en masa, donde la media de este factor para los puntos libres de remociones en masa (~ 20805 m) es de más del doble que la de los puntos de alta susceptibilidad (~ 7709 m). A partir de los valores de los cuartiles, se observa que: (1) un 25 % de los datos de los puntos libres de remociones en masa son menores 261 m aproximadamente; (2) un 50% de los datos de los puntos libres de remociones en masa son menores 18355 m aproximadamente (notar diferencia entre primer y segundo cuartil); (3) existe solapamiento importante entre el tercer cuartil (y los dos anteriores también) de los puntos de alta susceptibilidad y el primer y segundo cuartil de los puntos libres de remociones en masa. Con todo lo anterior, se puede extraer que los valores de la distancia a la red de drenaje para los puntos libres de remociones en masa pueden estar asociados a valores bajos ($\sim < 261$ m) o altos ($\sim > 18355$ m), mientras que los valores de la distancia a la red de drenaje para los puntos de alta susceptibilidad estarían asociados a valores bajos e intermedios, principalmente menores que 10742 m aproximadamente (Figura 4.13).

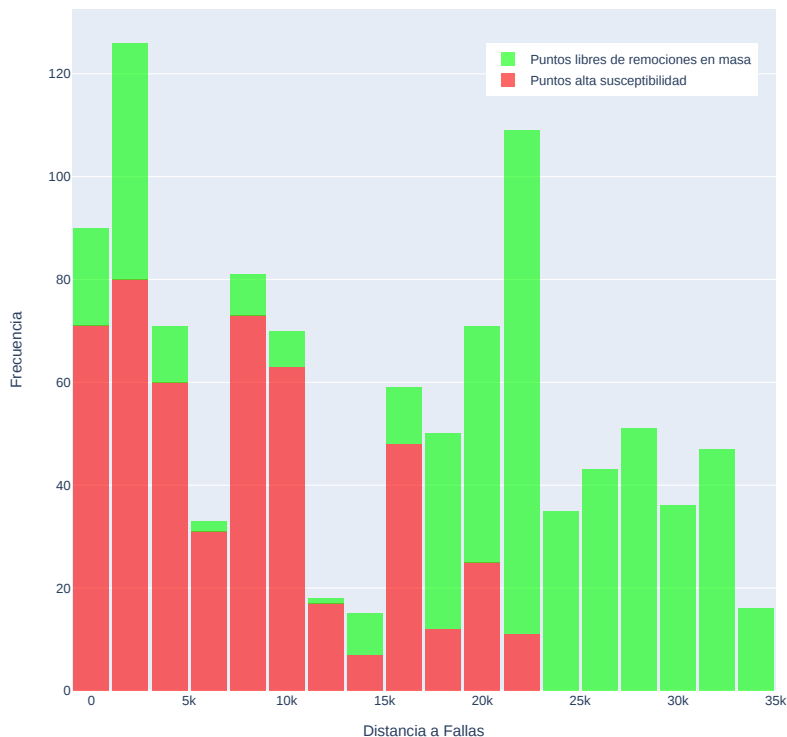


Figura 4.13: Histograma comparativo de distribución de los valores de distancia a fallas para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa.

4.3.1.10. Geología

Los valores de geología para los puntos de alta susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa, posee diferencia notable en cuanto a la frecuencia relativa de las distintas clases. Se observa que las 3 clases de geología con mayor cantidad de ocurrencias dentro de los puntos de alta susceptibilidad corresponden a Fm. Farellones (Miembro Inferior), Fm. Farellones (Miembro Superior) y Fm. Abanico, existiendo 5 clases para las cuales no existen observaciones, las cuales son Intrusivos del Mioceno Inferior, Lagunas, Fm. Nieves Negras, Depósitos de remociones en masa e intrusivos Plio-Pleistocenos (ver Tabla 4.4).

Por otro lado, las 3 clases de geología con mayor cantidad de ocurrencias corresponden a Depósitos aluviales y fluviales recientes, Lagunas y Fm. Farellones (Miembro Inferior). Además, en esta muestra de datos existen 11 clases sin observaciones, las cuales son Fm. Abanico, Intrusivos del Mioceno Medio - Superior, Fm. Colimapu, Unidad Cerro Retumbadero, Fm. Lo Valdés, Fm. Colina, Volcanismo Pleistoceno - Holoceno, Fm. Río Damas, Yeso Principal, Intrusivos del Mioceno Inferior y Fm. Nieves Negras.

Tabla 4.4: Estadísticas básicas calculadas para el factor condicionante geología.

Clase	Puntos Alta Susceptibilidad		Puntos Libres de Remociones en Masa	
	N° de observaciones	Frecuencia relativa (%)	N° de observaciones	Frecuencia relativa (%)
Fm. Farellones (Miembro Inferior)	137	27.510040	41	7.839388
Fm. Farellones (Miembro Superior)	134	26.907631	8	1.529637
Fm. Abanico	99	19.879518	0	0.000000
Intrusivos del Mioceno Medio - Superior	26	5.220884	0	0.000000
Fm. Colimapu	22	4.417671	0	0.000000
Unidad Cerro Retumbadero	22	4.417671	0	0.000000
Fm. Lo Valdés	16	3.212851	0	0.000000
Depósitos aluviales y fluviales recientes	14	2.811245	394	75.334608
Fm. Río Colina	13	2.610442	0	0.000000
Volcanismo Plesitoceno - Holoceno	8	1.606426	0	0.000000
Fm. Río Damas	6	1.204819	0	0.000000
Yeso Principal	1	0.200803	0	0.000000
Intrusivos del Mioceno Inferior	0	0.000000	0	0.000000
Lagunas	0	0.000000	73	13.957935
Fm. Nieves Negras	0	0.000000	0	0.000000
Depósitos de remociones en masa	0	0.000000	1	0.191205
Intrusivos Plio-Pleistocenos	0	0.000000	6	1.147228

De lo anterior, se concluye que solo dos clases del factor geología no se encuentran asociadas a alguna de las dos muestras generadas anteriormente, y que corresponden a los Intrusivos del Mioceno Inferior y la Fm. Nieves Negras.

4.3.1.11. Aspecto

Los valores de aspecto se encuentran totalmente muestreados, siendo el valor más frecuente dentro de las dos muestras de datos la clase "noroeste". Destaca también la ausencia de la clase "plano" dentro de los puntos de alta susceptibilidad (Tabla 4.5).

Tabla 4.5: Estadísticas básicas calculadas para el factor condicionante aspecto.

Clase	Puntos Alta Susceptibilidad		Puntos Libres de Remociones en Masa	
	N° de observaciones	Frecuencia relativa (%)	N° de observaciones	Frecuencia relativa (%)
Plano	0	0.000000	150	28.680688
Noreste	46	9.236948	29	5.544933
Sureste	68	13.654618	82	15.678776
Suroeste	175	35.140562	104	19.885277
Noroeste	209	41.967871	158	30.210325

Dentro de los puntos de alta susceptibilidad, el orden relativo de frecuencias relativas, de mayor a menor, es: (1) noroeste; (2) suroeste; (3) sureste, y; (4) plano. Para los puntos libres de remociones en masa, el orden es similar, con la única salvedad de que la clase "plano" se encuentra dentro del segundo puesto con mayor frecuencia relativa.

De esta manera, a priori, solo se podría decir con seguridad que las zonas planas se encuentran efectivamente asociadas a zonas de baja susceptibilidad, mientras que para los otros valores de aspecto la relación con la zonas de alta o baja susceptibilidad sería más compleja, dependiendo de los valores de los otros factores.

4.3.2. Estadística multivariable

Para la realización del análisis estadístico multivariable de los factores condicionantes, se calcularon las matrices de correlación tanto para los puntos de alta susceptibilidad, como para los puntos libres de remociones en masa, y que se pueden observar en la tablas 4.6 y 4.7.

Tabla 4.6: Matriz de correlación de factores condicionantes para puntos de alta susceptibilidad.

	Elevación	Pendiente	Curvatura Planar	Curvatura Perfil	Distancia a Red de Drenaje	TWI	SPI	STI	Distancia a Fallas
Elevación	1.000000								
Pendiente	0.157443	1.000000							
Curvatura Planar	0.066658	0.160730	1.000000						
Curvatura Perfil	0.069422	0.070736	0.441237	1.000000					
Distancia a Red de Drenaje	0.510237	0.228860	0.007909	0.019326	1.000000				
TWI	-0.154673	-0.596442	-0.510012	-0.227366	-0.173957	1.000000			
SPI	-0.097222	-0.056153	-0.508138	-0.237026	-0.063498	0.830872	1.000000		
STI	-0.102840	-0.102805	-0.363940	-0.205923	-0.111025	0.662150	0.757732	1.000000	
Distancia a Fallas	-0.603120	-0.160329	-0.110455	-0.069911	-0.208523	0.136051	0.071085	0.077184	1.000000

Tabla 4.7: Matriz de correlación de factores condicionantes para puntos libres de remociones en masa.

	Elevación	Pendiente	Curvatura Planar	Curvatura Perfil	Distancia a Red de Drenaje	TWI	SPI	STI	Distancia a Fallas
Elevación	1.000000								
Pendiente	-0.415682	1.000000							
Curvatura Planar	0.041328	-0.026941	1.000000						
Curvatura Perfil	0.049187	-0.011120	0.556266	1.000000					
Distancia a Red de Drenaje	0.334930	-0.125282	0.064415	0.057772	1.000000				
TWI	0.197792	-0.276650	-0.306166	-0.293086	-0.266102	1.000000			
SPI	-0.089580	0.245568	-0.307010	-0.340173	-0.339784	0.768902	1.000000		
STI	-0.089820	0.071550	-0.043910	-0.224984	-0.159663	0.294382	0.463374	1.000000	
Distancia a Fallas	-0.893385	0.328608	-0.034631	-0.051832	-0.119562	-0.236318	0.009971	0.071963	1.000000

4.3.2.1. Estadística multivariable para puntos de alta susceptibilidad

Como se puede observar en la matriz de correlación de factores condicionantes para los puntos de alta susceptibilidad, los factores que muestran más correlación entre sí son: elevación – distancia a red de drenaje; elevación – distancia a fallas; pendiente – TWI; curvatura planar – TWI; curvatura planar – SPI; TWI – SPI; TWI – STI, y; SPI – STI. Por otro lado, los factores que muestran menos correlación entre sí son: elevación – curvatura planar; elevación – curvatura perfil; elevación – SPI; pendiente – curvatura perfil; pendiente – SPI; curvatura planar – distancia a red de drenaje; curvatura perfil – distancia a fallas; distancia a red de drenaje – SPI; SPI – distancia a fallas, y; STI – distancia a fallas.

De lo anterior, se puede extraer que el TWI posee una buena correlación o una correlación intermedia con cada uno de los factores condicionantes numéricos, siendo el factor que más se repite dentro de los factores con más correlación. Con respecto a los factores con menos correlación entre sí, destaca el SPI que corresponde al factor que más se repite dentro este grupo, con la particularidad de ser además uno de los factores que más se repite – luego del TWI – dentro de los factores con más correlación entre sí.

Un comportamiento interesante de notar corresponde a la relación entre los factores pendiente, TWI y SPI. La pendiente y el TWI poseen una buena correlación (negativa), al igual que el TWI y el SPI (positiva), pero, sin embargo, no existe una buena correlación entre la pendiente y el SPI. Esto puede deberse probablemente a que existen valores del SPI que son

altos y bajos para todo el rango de valores de pendiente para los puntos de alta susceptibilidad. Sin embargo, a pesar de esta condición, podrían existir dos poblaciones diferentes del SPI en esta muestra de datos, pudiendo distinguirse en el gráfico de la Figura 4.14, donde se observa que estas dos poblaciones estarían separadas por una línea de tendencia con pendiente negativa.

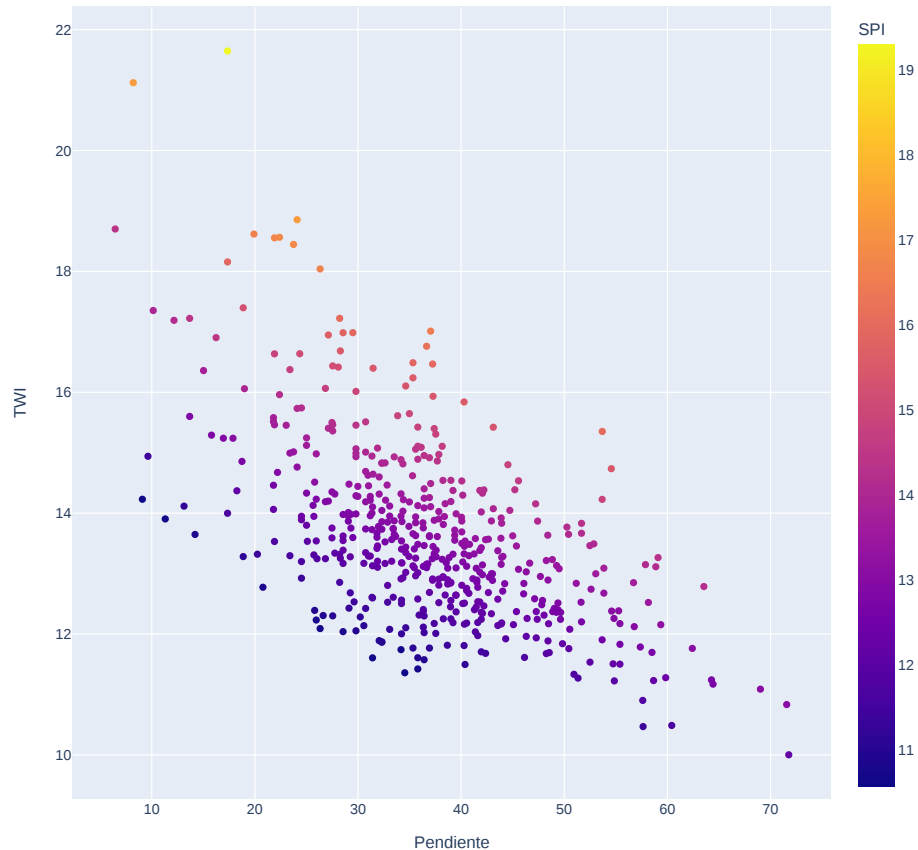


Figura 4.14: Gráfico de dispersión entre pendiente y TWI, donde se muestra adicionalmente la relación con los valores de SPI, para los puntos de alta susceptibilidad.

El factor que presenta menor correlación dentro de todos los factores corresponde a la curvatura perfil. Este factor sobresale de entre los demás por no encontrarse dentro de los pares de factores con mayor correlación, así también como por ser uno de los factores que más se repite – luego del SPI – dentro de los pares de factores con menor correlación. De esta manera, la curvatura perfil no tendría un impacto significativo dentro de los puntos de alta susceptibilidad, lo cual viene reforzado además por los resultados obtenidos anteriormente en la estadística univariable, donde se pudo observar claramente que la distribución de los valores de este factor tanto para los puntos de alta susceptibilidad, como para los puntos libres de remociones en masa, presentaban una similitud bastante alta.

En lo que respecta a la estadística multivariable de los factores geología y aspecto, se calcularon los valores de correlación de estos factores con respecto a los factores numérico y entre sí (Tabla 4.8), con el objetivo de evaluar la utilidad de la codificación ordinal utilizada

para estos factores e identificar así una posible tendencia de estos 2 factores dentro de la muestra de puntos de alta susceptibilidad.

Tabla 4.8: Correlación entre factores categóricos codificados y factores numéricos, para los puntos de alta susceptibilidad.

	Aspecto	Elevación	Pendiente	Curvatura Planar	Curvatura Perfil	Distancia a Red de Drenaje	TWI	SPI	STI	Distancia a Fallas
Aspecto	1	-0.041331	-0.020060	0.015788	0.003389	-0.040496	0.031282	0.027179	0.010062	0.018116
Geología	0.07685	0.163259	0.129979	0.019545	0.023977	0.031180	-0.133904	-0.078921	-0.059510	-0.389394

Como se puede observar de la tabla anterior, en general, se tiene una baja correlación entre los factores categóricos y los factores numéricos. El factor aspecto con sus valores de categorización ordinal posee un baja correlación con todos los demás factores, mientras que el factor geología posee algunos valores de correlación bajos-intermedios con factores como la elevación, pendiente, TWI y distancia a fallas. De esta manera, se puede decir que para la orientación no existiría a priori alguna orientación de las laderas que tenga una relación marcada con los demás factores dentro de los puntos de alta susceptibilidad, mientras que la geología tendría una correlación ligeramente mayor con algunos de los factores condicionantes, pero con valores de correlación en general bajos.

4.3.2.2. Estadística multivariable para puntos libres de remociones en masa

Como se puede observar en la matriz de correlación de factores condicionantes para los puntos libres de remociones en masa, los factores que muestran más correlación entre sí son: elevación – pendiente; elevación – distancia a fallas; curvatura planar – curvatura perfil; TWI – SPI, y; SPI – STI. Por otro lado, los factores que muestran menos correlación entre sí son: elevación – curvatura planar; elevación - curvatura perfil; elevación – SPI; elevación – STI; pendiente – curvatura planar; pendiente – curvatura perfil; pendiente – STI; curvatura planar – distancia a red de drenaje; curvatura planar – STI; curvatura planar – distancia a fallas; curvatura perfil – distancia a red de drenaje; curvatura perfil – distancia a fallas, y; SPI – distancia a fallas.

De lo anterior, se puede decir que existen más pares de factores con poca correlación, que pares de factores con elevada correlación. Entre los factores que se encuentran dentro de los pares con menos correlación, destacan la presencia de la curvatura planar, la curvatura perfil y la elevación, que son los factores que más se repiten dentro de estos pares.

En lo que respecta a los pares de factores con alta correlación dentro de los puntos libres de remociones en masa, estos son bastante pocos, donde se puede destacar la correlación entre la elevación y la pendiente y la elevación y la distancia a fallas. Dado que los puntos libres de remociones en masa fueron escogidos en zonas con pendiente menor a 5° , la correlación negativa observada entre este factor y la elevación revela la presencia de planicies en zonas elevadas. Por otro lado, la correlación negativa entre la elevación y la distancia a fallas sugiere que a mayor distancia a fallas, menor es la elevación – considerando el amplio rango de valores observados en la estadística univariable para la distancia a fallas –.

En cuanto a la estadística multivariable de los factores geología y aspecto, en la Tabla 4.9 se presenta la matriz de correlación de estos factores con respecto a los factores numéricos y entre sí.

Tabla 4.9: Correlación entre factores categóricos codificados y factores numéricos, para los puntos libres de remociones en masa.

	Aspecto	Elevación	Pendiente	Curvatura Planar	Curvatura Perfil	Distancia a Red de Drenaje	TWI	SPI	STI	Distancia a Fallas
Aspecto	1	-0.442954	0.729495	-0.040787	0.017323	-0.105192	-0.256909	0.223988	0.037704	0.386995
Geología	0.108978	-0.150422	0.117517	0.020725	0.018611	0.029536	-0.126011	-0.030542	-0.003610	0.254123

Como se puede observar de la tabla anterior, en general, se tiene una baja correlación entre los factores categóricos y los factores numéricos, aunque se pueden identificar algunos valores de correlación importantes. El factor aspecto posee una correlación relativamente alta con los factores elevación y pendiente, indicando que: (1) las orientaciones de ladera ”plano“, noreste y sureste tendrían rangos y valores de elevación más altos que las orientaciones de ladera ”suroeste“ y ”noroeste“, y; (2) las zonas de baja pendiente en el área de estudio estarían asociadas con orientaciones de ladera preferentemente ”suroeste“ y ”noroeste“.

Finalmente, el factor geología en su codificación ordinal posee una baja correlación con todos los demás factores, de tal forma que solo existen algunos valores de correlación intermedios a bajos entre este factor y el aspecto, la elevación, la pendiente y la distancia a fallas. Sin embargo, estos valores de correlación intermedios a bajos no permiten extraer una relación clara entre las distintas categorías del factor geología y los valores de los factores anteriormente mencionados.

4.3.3. Procesamiento de factores condicionantes

Luego del análisis exploratorio de datos de los factores condicionantes, se llevó a cabo un proceso de estandarización tanto del formato de los factores como de los datos mismos, de modo de poder facilitar la manejabilidad previa a la etapa de entrenamiento y construir los vectores input del modelo.

En primer lugar, se fijaron todos los valores *sin datos* de los factores condicionantes al valor -99999, con el objetivo de facilitar su identificación posterior. Esta tarea fue llevada a cabo con la herramienta «*Rellenar valores sin datos*», incluida en el software QGIS.

A continuación, cada uno de los factores condicionantes fueron convertidos a formato CSV, utilizando la herramienta «*Traducir*» de QGIS, de tal manera que los archivos resultantes contienen las coordenadas este y norte de cada uno de los píxeles de los factores condicionantes, además del valor del factor condicionante respectivo. Adicionalmente, el raster con los valores de entrenamiento también fue convertido a formato CSV.

Luego, se quitaron las filas con valores *sin datos* (-99999) de cada uno de los archivos generados anteriormente, y los valores de cada uno de los factores condicionantes fueron normalizados al rango [0, 1], utilizando la fórmula de la Ecuación 4.1.

$$X_{norm} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (4.1)$$

Seguidamente, utilizando Python, estos archivos fueron concatenados de tal manera que cada fila del archivo resultante corresponde a un vector, con cierta posición en el espacio, que contiene los valores de cada uno de los factores condicionantes, más el valor correspondiente a los puntos de alta/nula susceptibilidad. En la Tabla 4.10, se muestran algunos ejemplos de

las filas que constituyen el archivo con los factores condicionantes concatenados.

Tabla 4.10: Ejemplo de vectores input del modelo, construidos a partir de la concatenación de los factores condicionantes y los puntos de alta susceptibilidad/libres de remociones en masa. Target: columna con valores que indican si el punto corresponde a un punto de ejemplo o de aplicación (1 para puntos de alta susceptibilidad, 0 para puntos libres de remociones en masa y -1 para puntos donde se evaluará el modelo luego del entrenamiento y validación de la red); Elev: Elevación; Pend: Pendiente; Asp: Aspecto; Curv Perfil: Curvatura perfil; Curv planar: Curvatura Planar; Dist red drenaje: Distancia a red de drenaje; Geo: Geología; Dist fallas: Distancia a fallas.

Target	Elev	Pend	Asp	Curv Perfil	Curv Planar	Dist red drenaje	TWI	SPI	STI	Geo	Dist fallas
1	0.526063	0.403418	0.75	0.611245	0.384131	0.124989	0.218708	0.498032	0.000702	0.0625	0.131682
0	0.115741	0.096373	1.00	0.615260	0.375382	0.022065	0.221353	0.371811	4.811860e-05	0.0625	0.199271
-1	0.879801	0.231173	0.25	0.611111	0.369183	0.379849	0.148111	0.370442	0.000084	0.375	0.600052

Finalmente, se exportan de manera separada los puntos que se utilizaran como ejemplos de entrenamiento para la red, de los puntos donde se aplicará después la red neuronal. Cabe destacar que las coordenadas de los dos archivos anteriores se exportan también de manera separada y aparte.

El código Python utilizado para el procesamiento de los datos se puede visualizar de manera completa en el Anexo H.

4.4. Arquitectura y parámetros de red neuronal convolucional propuesta en este trabajo

La arquitectura de red neuronal convolucional propuesta en este trabajo corresponde a una red de una dimensión (CNN-1D), donde los inputs corresponden a vectores con 11 dimensiones. Si bien una evaluación puntual no considera los valores de los factores condicionantes de la vecindad de los puntos de entrenamiento, si permite una reducción importante en los tiempos de procesamiento de datos y se apega a una de las premisas fundamentales de la utilización de Deep Learning, que es la utilización de datos con poco procesamiento para la obtención de resultados notables.

La extracción de rasgos de alto nivel a partir de los factores condicionantes se realiza con la utilización de dos capas convolucionales, con 10 filtros de tamaño 3×3 las dos, dos capas de max pooling de tamaño 2×2 , una capa totalmente conectada de 50 neuronas y una capa output final con una sola neurona y activación sigmoid, que reduce este output a un valor entre 0 y 1 (1 correspondiente a la probabilidad de pertenecer a la clase "Alta susceptibilidad", y 0 correspondiente a la clase "Nula susceptibilidad"), entendiendo que el problema que se está tratando corresponde a una clasificación binaria.

La función de activación entre capas convolucionales y de max pooling corresponde a la función elu, la cual puede entregar outputs negativos, lo cual puede ser una ventaja a la hora de la extracción de rasgos de alto nivel, puesto que, la contribución de un factor condicionante al valor de probabilidad de susceptibilidad, puede ser positiva o negativa dependiendo de su

valor. En lo que respecta a la función de pérdida y el método de optimización, se optó por la utilización de entropía cruzada binaria (BCE; Ecuación 4.2) y el optimizador Adam (ver Anexo I para un análisis detallado del método).

$$l = y \log x + (1 - x) \log y \quad (4.2)$$

Donde x corresponde al valor pronosticado por la red, e y corresponde al valor real.

El esquema completo de la arquitectura de la red neuronal utilizada en este trabajo, puede ser observado en la Figura 4.15.

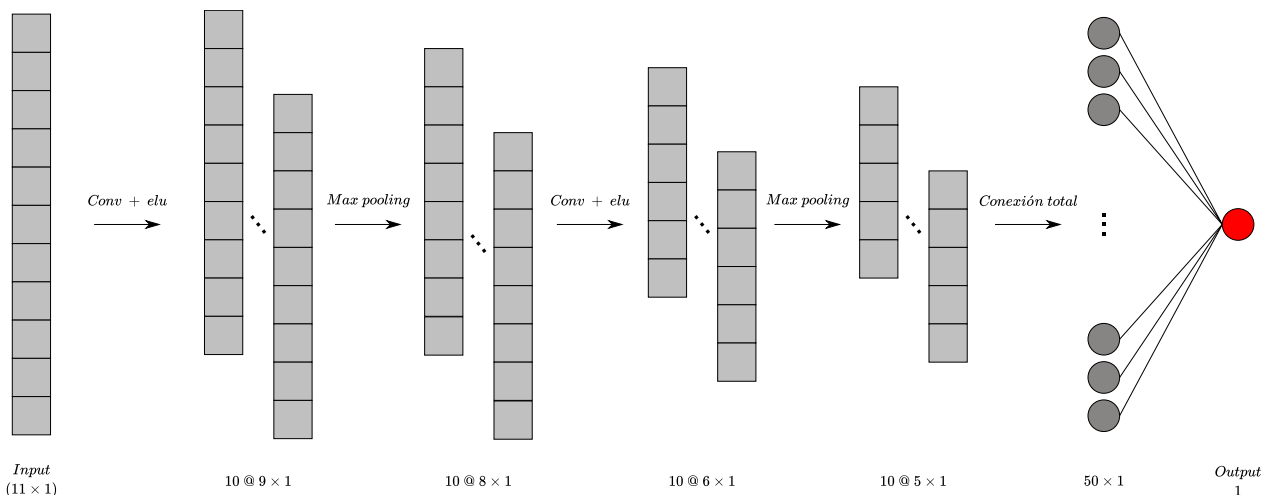


Figura 4.15: Esquema de la arquitectura de red neuronal convolucional de una dimensión utilizada en este trabajo.

4.5. Entrenamiento y desempeño de la red neuronal convolucional

El entrenamiento de la red no es más que el ajuste de los parámetros que optimizan la función de pérdida a medida que se le muestran los ejemplos de entrenamiento. El desempeño de la red puede ser visto tanto a medida que la red se entrena, como luego de su entrenamiento en la etapa de validación. De esta manera, el set de ejemplos generado anteriormente se divide aleatoriamente en 3 sets: (1) set de entrenamiento; (2) set de desarrollo, y; (3) set de testeo. El tamaño de cada uno de estos sets se elige de la siguiente manera: el set de entrenamiento se genera de tal manera que contenga el 70 % del total del set de ejemplos, que viene siendo un valor típico dentro de la literatura referida a evaluaciones de susceptibilidad de remociones en masa. El 30 % restante del total se divide entre el set de desarrollo, el cual contiene el 40 % de este último 30 %, y el set de testeo, que contiene el 60 % restante de este último 30 %. Estos porcentajes elegidos para los sets de desarrollo y testeo se realizan con el objetivo de que, luego del entrenamiento, se tengan más ejemplos con los cuales validar estadísticamente el desempeño de la red.

La utilidad del set de desarrollo es que permite verificar, a medida que se entrena la red, la capacidad de predicción que tiene esta sobre nuevos ejemplos que la red nunca antes ha

visto, de tal forma que permite evaluar de forma a priori la capacidad de generalización de la red, ajustar los hiper parámetros necesarios en caso de que la red no esté progresando, y detectar el número de épocas (número de veces que se entrega el set de entrenamiento para el reajuste de los parámetros entrenables de la red) para el cual se tiene el entrenamiento óptimo. Los hiper parámetros ajustables en este caso corresponden a: (1) el número de épocas de entrenamiento, es decir, el número de veces que se le presente a la red el set de entrenamiento para el ajuste de los parámetros internos de la red; (2) el número de capas escondidas; (3) el número de filtros de las capas convolucionales; (4) la función de activación; (5) la tasa de aprendizaje; (6) el tamaño del batch, que corresponde a la cantidad de ejemplos que se le entregan a la red en una iteración (por ejemplo, si el total de ejemplos es de 100 y el tamaño del batch es de 20, entonces antes de completar una época, se pasaran 5 paquetes de ejemplos distintos desde los cuales la red podrá ir actualizando sus parámetros).

Para los efectos de este trabajo, el ajuste de los hiper parámetros se realiza bajo la técnica de ensayo y error. Uno de los hiper parámetros de más fácil ajuste corresponde al número de épocas de entrenamiento, de tal manera que solo se optará por el ajuste de cualquier otro hiper parámetro en caso de no ver mejoras en el entrenamiento y/o generalización. La metodología utilizada para el entrenamiento de la red corresponde a la fijación de un número importante de épocas de entrenamiento, en este caso de 500 épocas, con el objetivo de evaluar la capacidad de la red con la arquitectura definida. En caso de que la red efectivamente esté mejorando con el entrenamiento y no necesite del ajuste hiper parámetros, el término del entrenamiento se realiza fijando dos criterios distintos.

El primer criterio para terminar el entrenamiento de la red corresponde al momento en que se obtenga: (1) la menor pérdida sobre el set de entrenamiento; (2) la menor diferencia entre las pérdidas del set de entrenamiento y el set de desarrollo, y; (3) la mayor exactitud de validación sobre el set de desarrollo, donde se definen umbrales de pertenencia de 0.1 y 0.9 para las clases “Nula susceptibilidad” y “Alta susceptibilidad”, respectivamente. Con esto, se define un criterio objetivo para el problema del punto en que se debe detener el entrenamiento de la red.

El segundo criterio para terminar el entrenamiento de la red corresponde al momento en que esta sea capaz de crear una separación total de los valores de susceptibilidad pronosticados para los ejemplos entregados, donde este momento se identifica por medio de la técnica de ensayo y error.

Así, por medio de los dos criterios definidos anteriormente se busca evaluar posteriormente la dureza de los valores de susceptibilidad pronosticados por la red, en cuanto a qué tan cercanos son estos valores a 0 ó 1, puesto que esto puede significar problemas para su posterior reclasificación en grados de susceptibilidad.

Finalmente, la validez estadística de la red ya entrenada se evalúa mediante el cálculo del valor del error cuadrático medio, la exactitud general (utilizando los mismos valores de umbral de pertenencia anteriores) y el área bajo la curva ROC, todo esto sobre el set de testeo.

4.6. Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos para las distintas épocas de entrenamiento de la red. En la Figura 4.16, se puede visualizar la evolución de la función de pérdida para las 500 épocas de entrenamiento, donde se observan las curvas de las funciones de pérdida para el set de entrenamiento y el set de desarrollo, y que en términos prácticos muestran la evolución de la capacidad de la red para clasificar correctamente los ejemplos de los puntos de alta/nula susceptibilidad, de acuerdo con los distintos valores de factores condicionantes que poseen cada uno de estos puntos.

La evolución de la función de pérdida tanto para el set de entrenamiento, como para el set de desarrollo, muestra que existe una notable mejoría de los valores desde comenzado el entrenamiento de la red hasta unas pocas épocas de entrenamiento. En torno a las 50 épocas, ya se comienza a ver una estabilización de los valores de pérdida, sobre todo para el set de entrenamiento, donde el movimiento en zig-zag comienza a ser menos frecuente y de menor amplitud. Alcanzadas las 200 épocas de entrenamiento, aproximadamente, el valor de la función de pérdida para el set de entrenamiento se estabiliza completamente con valores muy cercanos a cero, mientras que los valores de la función de pérdida para el set de desarrollo muestran no tener mejorías significativas, siguiendo más bien una trayectoria paralela a los valores de la función de pérdida del set de entrenamiento.

En lo que respecta a los valores de exactitud de validación sobre el set de desarrollo, el valor obtenido más alto fue de 99.219 %, mostrando así un alto desempeño de la red durante el entrenamiento y confirmando que los hiper-parámetros de la red no necesitan ser ajustados. En la Tabla J.1, se muestran los valores de la función de pérdida para el set de entrenamiento y el set de desarrollo, más el valor de la exactitud general sobre el set de desarrollo para las 500 épocas de entrenamiento.

Pérdida de entrenamiento vs pérdida de validación, en función del número de épocas

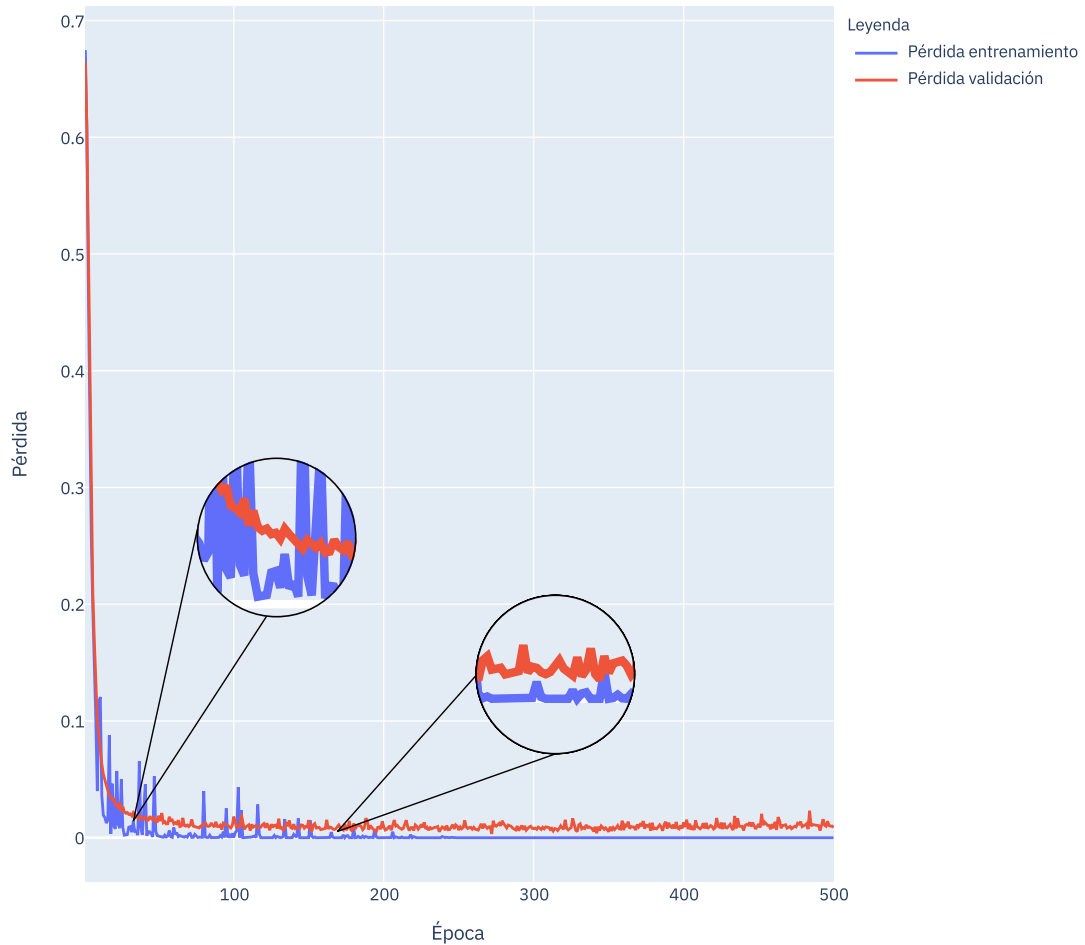


Figura 4.16: Evolución de la función de pérdida, tanto para el set de entrenamiento (azul), como para el set de desarrollo (rojo), durante las 500 épocas de entrenamiento. Se muestran en zoom las funciones de pérdida para las 30 y 169 épocas de entrenamiento.

De acuerdo con los resultados de la Tabla J.1, el mejor rendimiento de la red en cuanto a los 3 parámetros medidos se obtuvo en la época 169, donde se observa un valor de la función de pérdida del set de entrenamiento de 0.0, un valor de la función de pérdida para el set de desarrollo de 0.00379 (valor mínimo obtenido) y una exactitud general sobre el set de desarrollo de 0.99219. De esta manera, el modelo entregado por la red a las 169 épocas de entrenamiento corresponde al modelo que optimiza los parámetros medidos durante el entrenamiento.

Por otro lado, la época para la cual se obtiene una nula superposición entre los valores de susceptibilidad pronosticados por la red para los ejemplos de alta susceptibilidad y baja susceptibilidad corresponde a la época 30, donde en la Figura 4.17 se muestra el histograma de los valores de susceptibilidad pronosticados donde se puede observar la separación de las

clases con las que se entrenó la red en color verde. Los valores de la función de pérdida obtenidos en esta época son de 0.00324 para el set de entrenamiento, y 0.01674 para el set de desarrollo, mientras que el valor de la exactitud general obtenida sobre el set de desarrollo es de 0.97969. Cabe destacar que para el modelo de 169 épocas esta separación de las clases ya existe, y por tanto no se incluye su respectivo histograma de valores de susceptibilidad pronosticado.

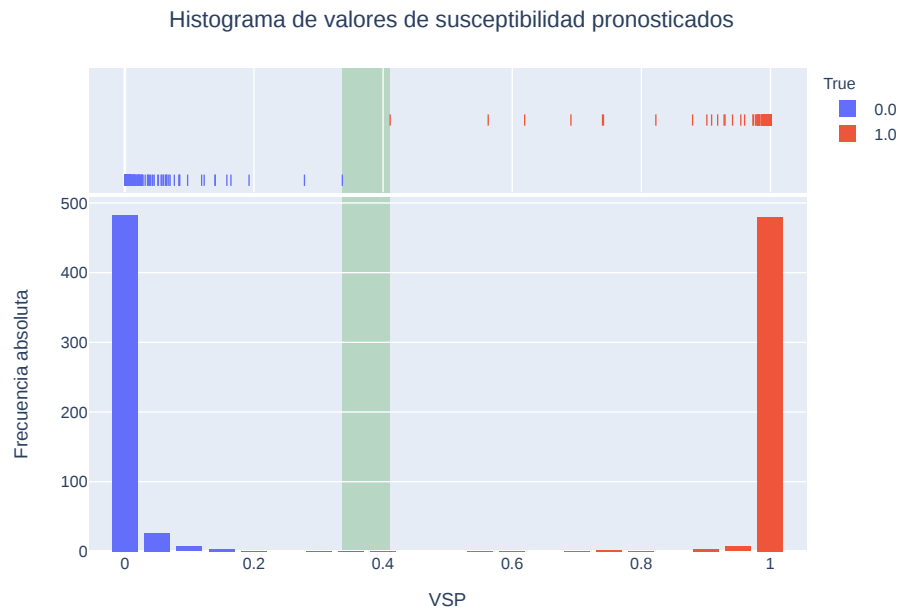


Figura 4.17: Histograma de valores de susceptibilidad pronosticados por la red (VSP) para todo el set de ejemplos a las 30 épocas de entrenamiento.

En lo que respecta a la validación cruzada de los modelos anteriores, en la Tabla 4.11 se resumen los resultados obtenidos de la validación cruzada utilizando el set de testeo, donde se muestran los valores del error cuadrático medio, la exactitud general y el área bajo la curva ROC. En lo que respecta al error cuadrático medio, el modelo de 30 épocas obtuvo un valor de 0.000752, en comparación con el modelo de 169 épocas que obtuvo un valor de 0.000003, de tal forma que en términos relativos el modelo de 169 épocas tiene un error cuadrático medio aproximadamente 250 veces mejor que del modelo de 30 épocas. Los valores de exactitud general obtenidos fueron de 97.837842 % y 100 % para los modelos de 30 y 169 épocas, respectivamente, que pueden considerarse como valores muy buenos, donde el modelo de 169 épocas es ligeramente mejor. Finalmente, los valores del área bajo la curva ROC para los dos modelos son de 1.0, correspondiendo a la puntuación más alta que se puede obtener.

Tabla 4.11: Valores de error cuadrático medio (MSE), exactitud general (OA) y área bajo la curva ROC (AUC) obtenidos sobre el set de testeo para los modelos de 30 y 169 épocas de entrenamiento.

Época	MSE	OA (%)	AUC
30	0.000752	97.837842	1.0
169	0.000003	100	1.0

De acuerdo a lo anterior, los modelos anteriores poseen validez estadística. Si bien el modelo de 169 épocas es el que tiene los mejores resultados, el modelo de 30 épocas obtuvo resultados de validación que no permiten ser tajantes como para su descarte.

Con los modelos validados, se procede a la inferencia de los valores de susceptibilidad sobre el set de aplicación y a la elaboración de los mapas de susceptibilidad de la comuna de San José de Maipo utilizando los dos modelos anteriores. Para una mejor visualización de los valores de susceptibilidad entregados por la red, se crean 4 clases de susceptibilidad (“Baja”, “Moderada”, “Alta” y “Muy alta”) utilizando el método descrito por [Guinau et al. \(2007\)](#), donde los valores de corte de las clases de susceptibilidad moderada – alta y alta – muy alta son calculados en base a los percentiles 10 y 40 de los valores pronosticados por la red. Los mapas de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo se pueden observar en las Figuras 4.18 y 4.19. Los valores de corte calculados para la categorización de los valores de susceptibilidad pronosticados por la red se pueden observar en la Tabla 4.12.

Tabla 4.12: Valores de corte calculados para las clases de susceptibilidad de los modelos de 169 y 30 épocas, utilizando el método descrito por [Guinau et al. \(2007\)](#).

Modelo (Épocas)	Baja – Moderada	Moderada – Alta	Alta – Muy Alta
169	0.060812	0.999997	1.0
30	0.337067	0.991928	0.999322

Los mapas de susceptibilidad de remociones en masa obtenidos muestran un patrón espacial similar, donde de forma general se puede apreciar que: (1) las zonas de “Baja” susceptibilidad se encuentran en aquellas zonas donde la red de drenaje tiene una alta acumulación, es decir, por donde pasan los cursos de agua mayores presentes en la zona; (2) las zonas de moderada susceptibilidad poseen una concentración notable en parte occidental de la zona de estudio; (3) las zonas de alta susceptibilidad se asocian principalmente a las zonas montañosas, las cuales constituyen en general zonas de alta elevación y alta pendiente.

Cabe destacar la diferencia en la dureza de la clasificación de los valores de susceptibilidad para ambos modelos, donde se observa que, mediante el método utilizado para el cálculo de los niveles de corte de las distintas clases de susceptibilidad, solo se pudieron crear 3 clases para el modelo de 169 épocas, puesto que los valores entregados por la red para este nivel de entrenamiento tienen valores iguales o muy cercanos a 1 o 0, con pocos valores intermedios. Por otro lado, si bien los valores de corte del modelo de 30 épocas son cercanos a 1, se puede realizar la reclasificación dentro de las 4 clases de susceptibilidad, existiendo la suficiente

cantidad de valores diferentes de 1 para realizar clasificación mediante el método propuesto, donde visualmente se puede notar una mayor cantidad de píxeles para las clases “Moderada” y “Alta” susceptibilidad.

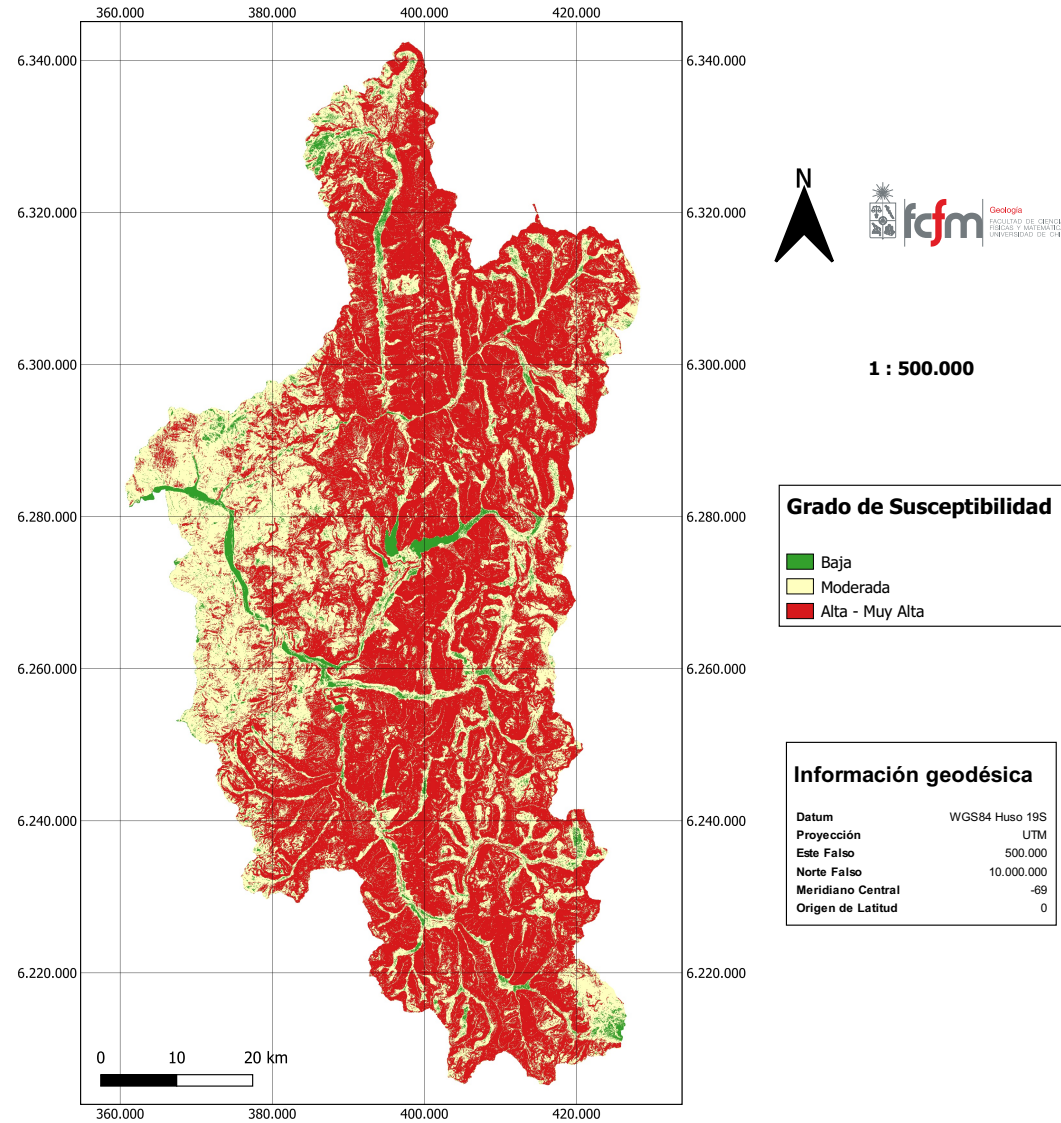


Figura 4.18: Mapa de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo, derivado del modelo de 169 épocas de entrenamiento.

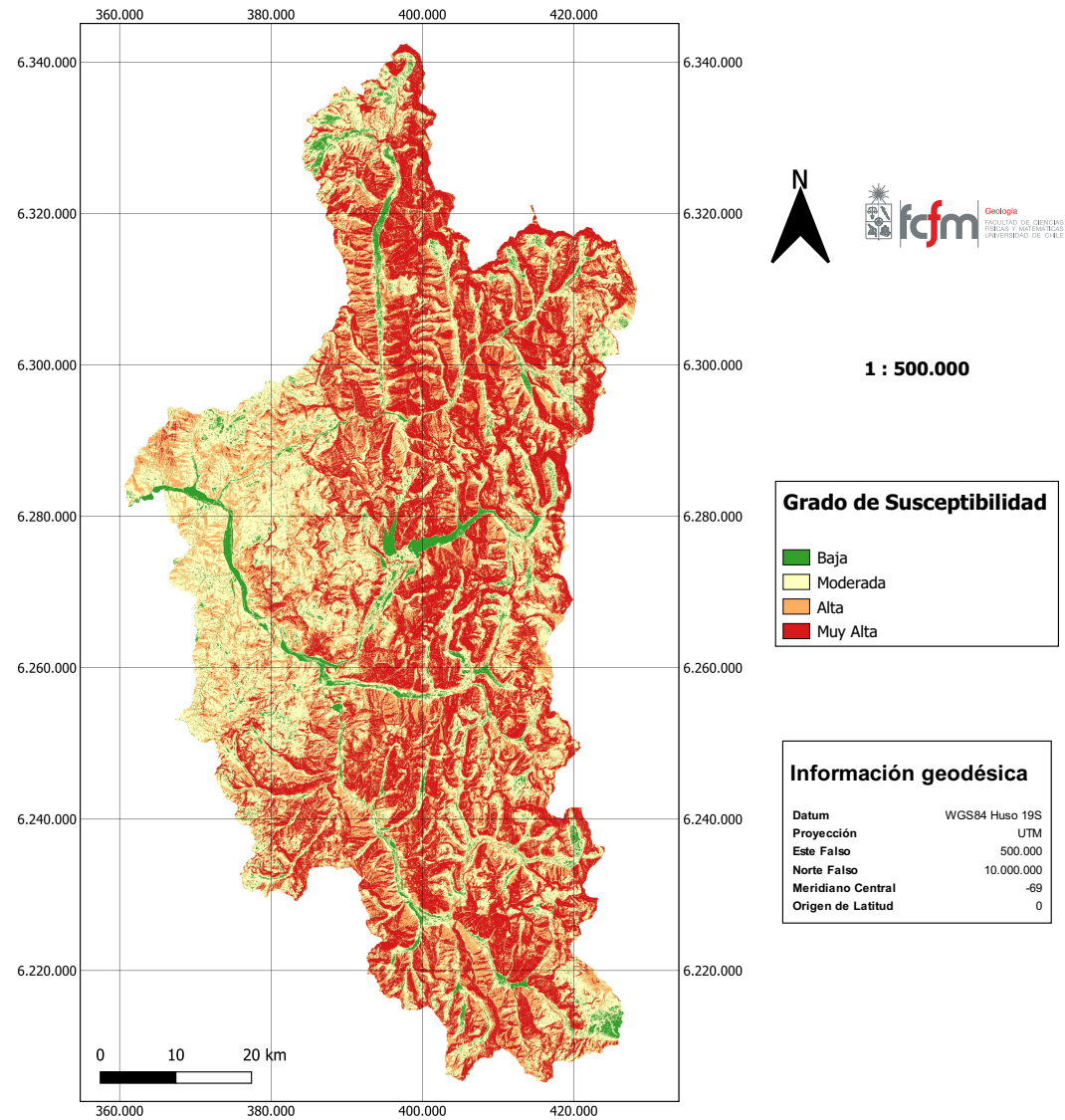


Figura 4.19: Mapa de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo, derivado del modelo de 30 épocas de entrenamiento.

Capítulo 5

Discusiones

A continuación, se presentan las discusiones de los resultados obtenidos de la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo mediante la utilización de una red neuronal convolucional. Para ello, la discusión se divide en 3 puntos fundamentales: (1) arquitectura, entrenamiento y validación de la red; (2) mapas de susceptibilidad de remociones en masa; (3) discusión de factores condicionantes

5.1. Arquitectura, entrenamiento y validación de la red

Los resultados obtenidos del entrenamiento de la red neuronal convolucional muestran un buen desempeño de la red en cuanto a la optimización de la función de pérdida para el set de entrenamiento a medida que el número de épocas aumenta, mostrando incluso valores de pérdida perfectos (0), que tienen correlación también con valores bajos de pérdida sobre el set de desarrollo y valores altos de exactitud general, que incluso para pocas épocas de entrenamiento ya son mayores a 95 %. De esta forma, la arquitectura unidimensional, junto con todas sus capas escondidas y de reducción de dimensionalidad utilizadas, permiten una buena extracción de rasgos de alto nivel a partir de los inputs – reflejado en los resultados de entrenamiento –, permitiendo validar así su utilización. Sin embargo, se debe tener en consideración que los rasgos extraídos por la red son netamente locales, por lo que existe cierta pérdida de la información de los valores de los factores condicionantes del espacio alrededor de un punto a evaluar, de tal forma que la información extraída a partir de cada uno de los puntos utilizados para el entrenamiento de la red no puede considerarse como completamente representativa.

Así mismo, la representatividad de los datos utilizados para el entrenamiento de la red, y posterior inferencia de un valor de susceptibilidad sobre toda la zona de estudio, también puede ser cuestionada. No existe una regla específica que establezca un número mínimo de ejemplos a extraer desde una zona de estudio en base a su extensión: el área de estudio de este trabajo posee una escala regional y poco más de 1000 puntos (de un total de 31895345 puntos) fueron utilizados para la evaluación de susceptibilidad. No obstante, los valores de las métricas calculadas sobre el set de testeo, para ambos modelos derivados, permiten confirmar la validez estadística de estos, así también como la distribución de los valores de susceptibilidad dentro del área de estudio, evidenciada en los mapas de susceptibilidad presentados anteriormente, permiten confirmar la existencia de un patrón claro donde, de forma general: (1) los valores de susceptibilidad asociados a la clase “Baja” se encuentran principalmente en las zonas de

baja pendiente, asociado a terrazas fluviales, planicies ubicadas en zonas elevadas y zonas donde pasan los cursos de agua mayores; (2) los valores de susceptibilidad asociados a la clase “Moderada” se encuentran principalmente concentrados en la zona occidental de la zona de estudio y en aquellas zonas donde se encuentran quebradas de tamaño intermedio, y; (3) los valores de susceptibilidad asociados a las clases “Alta” y “Muy Alta” se encuentran asociados principalmente a zonas de alta pendiente, en aquellas zonas donde existen escarpes prominentes. De esta manera, los modelos de susceptibilidad obtenidos no solo poseen validez estadística, sino que también validez espacial – a la escala del modelo digital de elevación (12.5 m) – y geológica-morfológica-hidrológica, permitiendo legitimar la cantidad de datos utilizados para el entrenamiento-validación de la red, y validar los modelos obtenidos.

5.2. Mapas de susceptibilidad de remociones en masa

Los mapas de susceptibilidad derivados de los modelos de 169 y 30 épocas poseen diferencias notables en cuanto a la dureza con la que la red entrega un valor de susceptibilidad, si bien los tiempos de procesamiento de ambos modelos se realizan en cuestión de segundos. Los resultados obtenidos de la inferencia de valores con la red entrenada indican que, a mayor entrenamiento de la red, más dura es la clasificación en cuanto a la proximidad de los valores con respecto a los valores 0 ó 1, lo cual puede tener origen en la utilización de la función sigmoide como función de salida para el output, que posee un rango de valores de entrada muy acotados para los cuales entrega valores intermedios entre 0 y 1.

Lo anterior constituye un problema a la hora de definir los valores de corte de las clases de susceptibilidad, donde para el modelo de 169 épocas solo se pudieron crear 3 clases de susceptibilidad, en comparación con el modelo de 30 épocas donde si fue posible separar los datos en 4 clases, lo cual, en términos prácticos, no solo permite una mejor visualización de los valores, sino también reconocer patrones espaciales más claros. Una clasificación muy dura como la del modelo de 169 épocas sobreestima las áreas de “Alta” – “Muy Alta” susceptibilidad tal y como se puede observar en el mapa correspondiente, donde esta clase cubre gran parte del área. La Figura 5.1 muestra el área normalizada ocupada por cada clase de susceptibilidad para los modelos de 169 y 30 épocas, donde se puede observar que la clase “Alta” – “Muy Alta” susceptibilidad del modelo de 169 épocas cubre poco más de un 60% del área de la comuna, no permitiendo diferenciar un grado de susceptibilidad “Muy Alto” como si lo permite el modelo de 30 épocas. En lo que respecta a las clases de susceptibilidad “Baja” y “Moderada”, el modelo de 30 épocas posee un porcentaje ligeramente superior en comparación con el modelo de 169 épocas – siendo este último así menos flexible –, mientras que la clase de susceptibilidad “Moderada” cubre porcentajes de área muy similares entre ambos modelos.

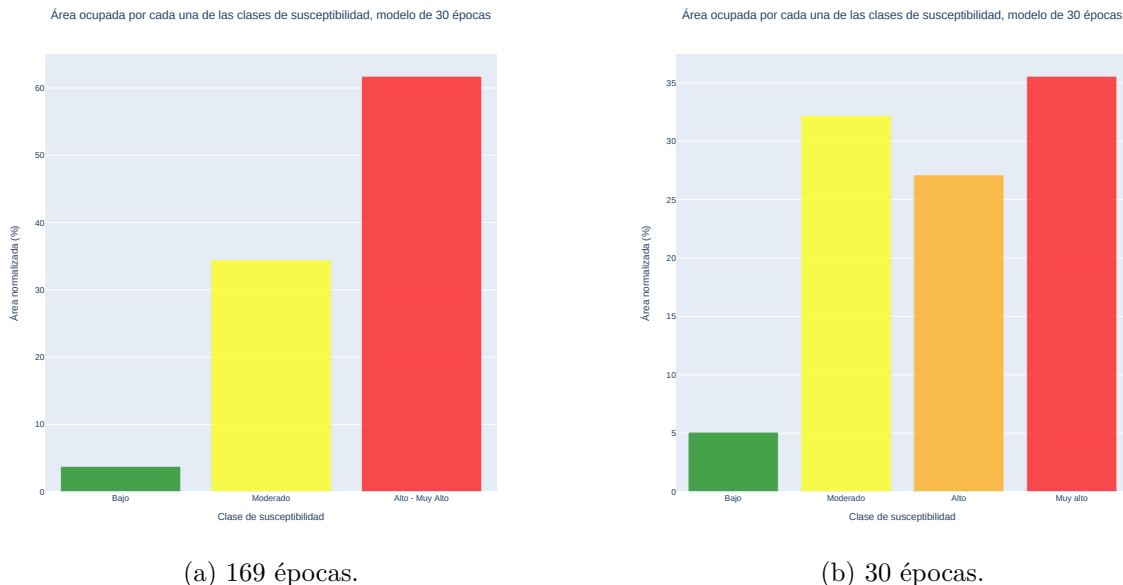


Figura 5.1: Área normalizada ocupada por cada una de las clases de susceptibilidad en la comuna de San José de Maipo, para cada uno de los modelos.

Un problema derivado de la sobreestimación de áreas de alta susceptibilidad tiene que ver con temas relacionados a la planificación territorial. Tal y como plantea [Frattini et al. \(2010\)](#), existe un costo asociado a la mala clasificación de un punto en el espacio donde se realiza la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa, de tal forma que hay un costo asociado a la mala clasificación de un punto como inestable, cuando debería haber sido clasificado como estable (falso negativo; asumiendo que la clase positiva es la estable), y hay un costo asociado a la mala clasificación de un punto como estable, cuando debería haber sido clasificado como inestable (falso positivo). Así, el escenario que se presenta corresponde mayoritariamente al primero (falso negativo), y si bien ambos mapas tienen porcentajes similares de área cubierta por las clases “Alta” – “Muy Alta”, el mapa obtenido con el modelo de 30 épocas tiene la ventaja de que efectivamente permite diferenciar entre zonas de “Alta” y zonas de “Muy Alta” susceptibilidad, permitiendo realizar una mejor evaluación de los costos asociados a una mala clasificación e identificar las zonas que son más propensas a la ocurrencia de remociones en masa, con el objetivo de tomar medidas preventivas y/o de mitigación.

Una comparación interesante de revisar corresponde a la de los mapas de susceptibilidad de remociones en masa contra el mapa inventario de remociones en masa de la Figura 4.1. Para esto, en la Figuras 5.2 y 5.3, se presentan los mapas de susceptibilidad obtenidos de los modelos de 169 y 30 épocas, respectivamente, donde se muestra una vista ampliada a la zona del valle del río Volcán, mostrándose tanto los valores de susceptibilidad con los polígonos del mapa inventario, como una imagen a color real obtenida del satélite de Google con estos mismos polígonos.

Para el modelo de 169 épocas, se observa que gran parte de los polígonos que representan las remociones en masa, con sus zonas de generación y transporte, poseen mayoritariamente valores de susceptibilidad asignados a la clase “Alta” – “Muy Alta” susceptibilidad, donde

solo en algunos pocos se puede observar la zona de transporte de las remociones, que fueron asignadas a la clase “Moderada” susceptibilidad. De esta manera, una parte no menor de los polígonos del mapa inventario en este modelo poseen una sobreestimación de la clase “Alta” – “Muy Alta” susceptibilidad, puesto que se esperaría que las zonas de transporte estuvieran efectivamente mapeadas, con una asignación a la clase “Moderada” susceptibilidad, considerando que usualmente estas zonas poseen material potencialmente transportable, principalmente por remociones tipo flujo, bajo condiciones de alta precipitación que generan aguas de escorrentía excepcionales en estas zonas.

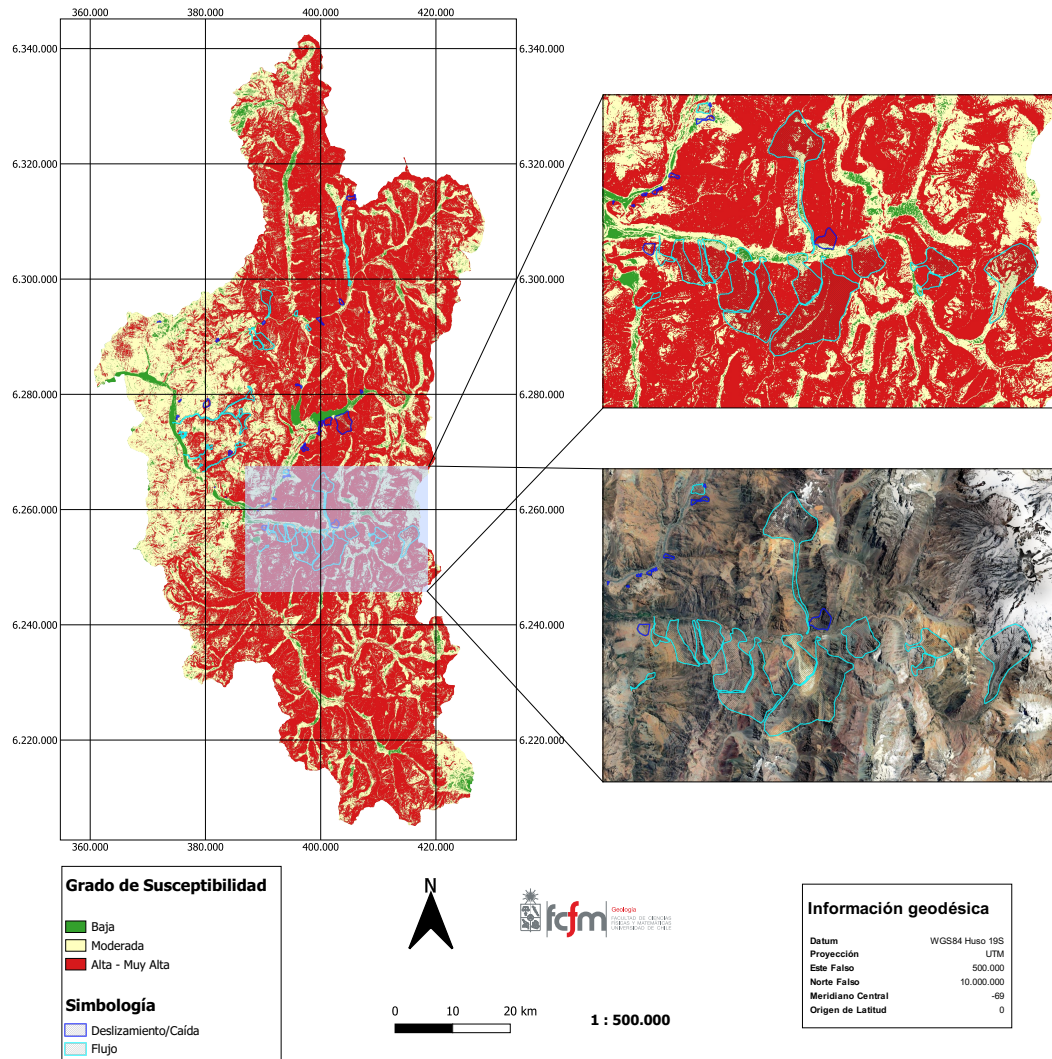


Figura 5.2: Superposición mapa susceptibilidad – mapa inventario, para el modelo de 169 épocas, con vista ampliada en la zona del valle del río Volcán.

Por otro lado, para el modelo de 30 épocas se observa que existe una zonificación más clara entre las zonas de transporte (asignadas a la clase “Moderada” susceptibilidad) y las zonas donde efectivamente es más probable la generación de remociones en masa (asignadas a las clases “Alta” o “Muy Alta” susceptibilidad), estas últimas correspondientes principalmente a los escarpes que conforman las paredes de las quebradas tributarias del río Volcán. Adicionalmente, el hecho de que el modelo de 30 épocas pueda diferenciar entre clases de “Alta” y “Muy Alta” susceptibilidad permite reconocer cuales son las zonas más críticas en cuanto a

la posibilidad de generación de eventos de remociones en masa, permitiendo así caracterizar de mejor forma estas zonas.

En lo que respecta a las zonas de depositación de las remociones en masa mapeadas, se observa de manera general para los dos modelos que estas zonas se encuentran asignadas a una combinación de las clases “Moderada” y “Baja” susceptibilidad, lo cual tiene sentido considerando que el potencial de estas zonas para la generación de estos eventos es en general baja, pero con posibles reactivaciones del material poco o no consolidado bajo sucesos gatillantes extremos.

De acuerdo a lo anterior, el mapa asociado al modelo de 30 épocas sería un mejor representante de las distintas categorías de susceptibilidad de remociones en masa dentro del área de estudio en comparación con el modelo de 169 épocas, a pesar de que los resultados de la validación estadística sean mejores en este último modelo. Así, se recomienda la utilización del mapa del modelo de 30 épocas en futuros trabajos orientados a evaluaciones de peligro de remociones en masa y planificación territorial.

Esta mayor representatividad del mapa del modelo de 30 épocas sería producto directo del nivel de entrenamiento de la red, y el uso de la función sigmoid en el output, donde a mayor nivel de entrenamiento, más cercanos a 1 o 0 se van volviendo los valores pronosticados por la red, lo cual es contraproducente para el método utilizado para el cálculo de los valores de corte de las clases de susceptibilidad.

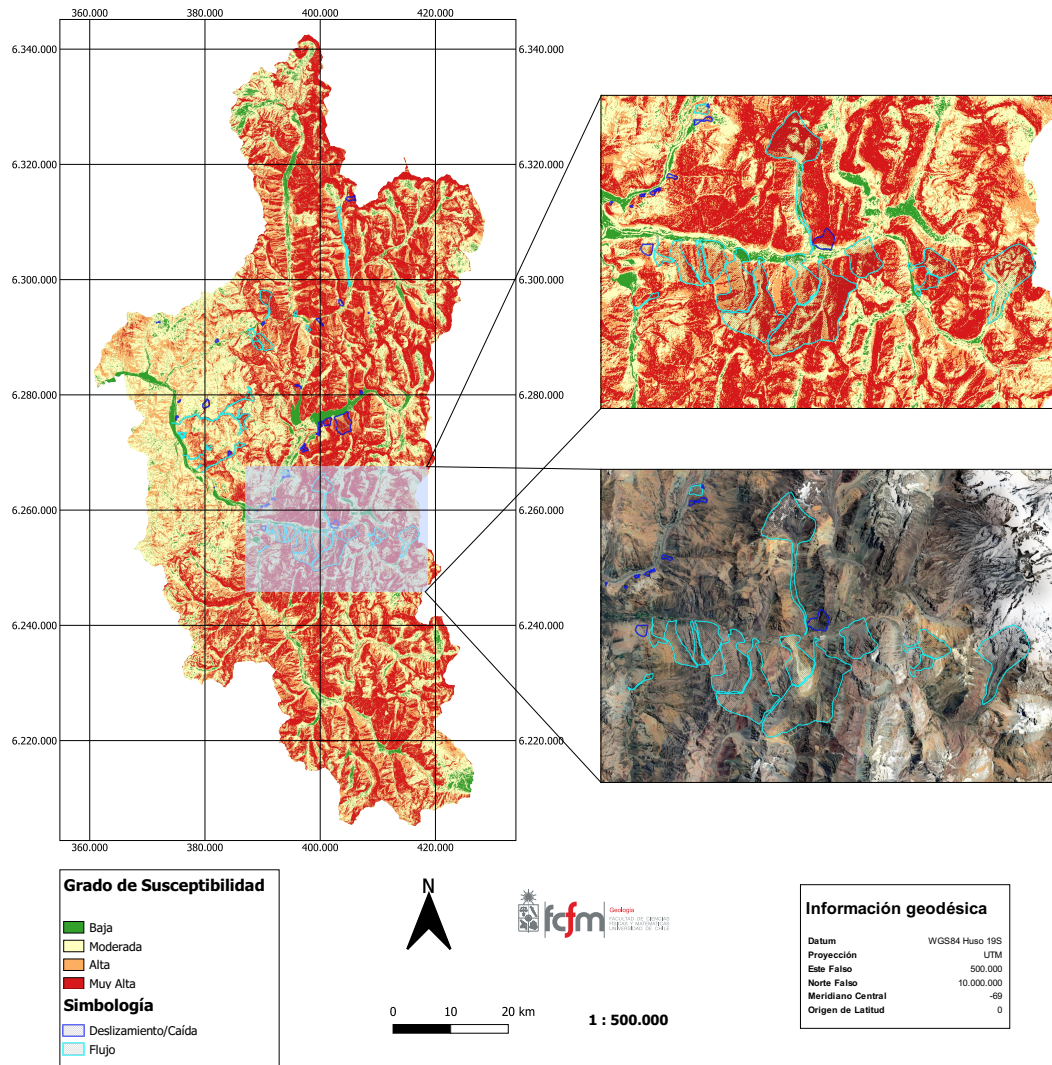


Figura 5.3: Superposición mapa susceptibilidad – mapa inventario, para el modelo de 30 épocas, con vista ampliada en la zona del valle del río Volcán.

5.3. Error de predicción de la red

El error de predicción de los modelos basados en inteligencia artificial puede ser difícil de cuantificar, y más en un contexto de incertidumbre donde la variable a predecir es de naturaleza compleja. Sin embargo, una forma de cuantificar el error es mediante el uso de la distancia de Mahalanobis, que mide la diferencia entre dos variables aleatorias multivariadas.

Una evaluación importante de realizar corresponde a la de comparar la distribución de los puntos de ejemplos, en relación con los puntos donde se va a realizar la evaluación de susceptibilidad. Para ello, en la Figura 5.4 se muestra el histograma de las distancias de Mahalanobis de los factores condicionantes de todos los puntos del área de estudio, con respecto al centroide de los factores condicionantes de los puntos de ejemplos (puntos de alta susceptibilidad y puntos libres de remociones en masa). Como se puede observar de la figura anterior, los valores de la distancia de Mahalanobis son en general bajos, de tal manera que la cantidad de puntos con valores altos de esta métrica es marginal. Si se comparan estos

valores de la distancia de Mahalanobis con una distribución chi-cuadrado con 11 grados de libertad (número de factores), y un nivel de confianza del 99 %, entonces tan solo un total de 1497 puntos $\sim 0.004\%$ del total del área de estudio– no serían bien representados por los puntos de ejemplos. Así, el nivel de representatividad de los puntos de ejemplos sería aceptable.

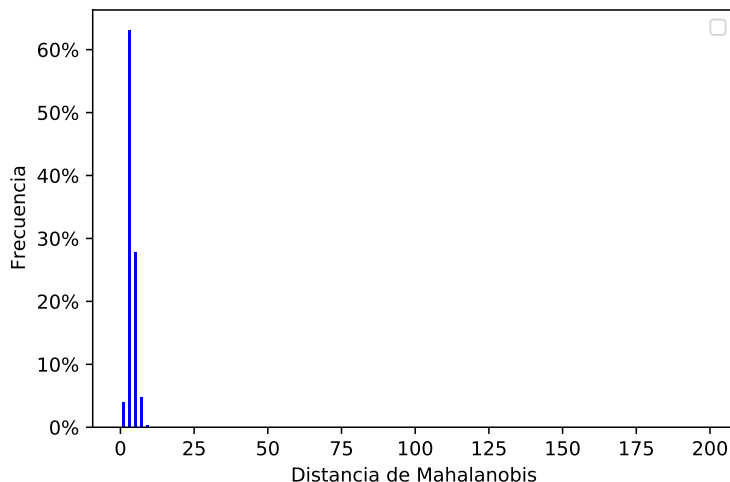


Figura 5.4: Distribución de los valores de la distancia de Mahalanobis de los factores condicionantes de todos los puntos del área de estudio, con respecto al centroide de los factores condicionantes de los puntos de ejemplos.

Por otro lado, en la Tabla 5.1 se muestran los valores de la distancia de Mahalanobis entre: (1) el centroide de la distribución de los factores condicionantes para los puntos de alta susceptibilidad y el centroide de la distribución para los puntos de alta susceptibilidad donde se aplicó la red, y; (2) el centroide de la distribución de los factores condicionantes para los puntos libres de remociones en masa y el centroide de la distribución para los puntos de baja susceptibilidad donde se aplicó la red. Estas dos distancias fueron calculadas tanto para el modelo de 30 épocas, como para el modelo de 169 épocas, y permite tener una medida del error entre los centroides de las distribuciones de los factores condicionantes de los puntos usados para entrenar la red, y los puntos donde se aplicó la red.

Tabla 5.1: Distancias de Mahalanobis calculadas entre centroide de distribución de factores condicionantes de sets de ejemplos, y centroides de distribución de factores condicionantes de puntos donde se aplicó la red. DM: Distancia de Mahalanobis; (2) PLRM: Puntos libres de remociones en masa; PABS: Puntos de aplicación de baja susceptibilidad; PAS: Puntos de alta susceptibilidad; PAMAS: Puntos de aplicación de muy alta susceptibilidad; PAMAAS: Puntos de aplicación de muy alta – alta susceptibilidad.

	DM PLRM – PABS	DM PAS – PAMAS
30 épocas	4.3941	1.2386
169 épocas	3.9710	1.1951

Los valores de las distancias de Mahalanobis calculadas para los dos modelos de susceptibi-

idad son en general bajos, permitiendo afirmar que los centroides de las distribuciones de los factores condicionantes, tanto para los puntos de alta susceptibilidad, como para los puntos libres de remociones en masa, son relativamente parecidos a los centroides de las distribuciones de los factores condicionantes de los puntos de muy alta/alta – muy alta susceptibilidad (dependiendo del modelo) y los puntos de baja susceptibilidad, respectivamente.

De esta manera, si bien existe un error de predicción asociado a los modelos de susceptibilidad derivados, este error es bajo, donde los centroides de las distribuciones de los factores condicionantes de los sets de ejemplos son similares a los centroides de las distribuciones de los factores condicionantes de los puntos donde se aplicó la red, y, más bien, estos valores de la distancia de Mahalanobis obtenidos podrían interpretarse como el resultado de la integración de valores de los factores condicionantes que no se encuentran dentro los rangos de valores de los factores condicionantes dentro de los sets de ejemplos.

Para verificar lo anterior, en la Figura 5.5 y 5.6 se muestra la comparación entre las distribuciones de los valores de los factores condicionantes de los sets de ejemplos, y los sets de aplicación, para los modelos de 30 y 169 épocas respectivamente. Para una vista más detallada de los histogramas de comparación de los valores de los factores condicionantes para cada uno de los modelos, revisar Anexo K.

De acuerdo con los histogramas, se puede observar de manera general que la distribución de los valores de los factores condicionantes, tanto para los puntos de alta susceptibilidad, como para los puntos libres de remociones en masa, con respecto a los puntos de aplicación de alta susceptibilidad y los puntos de aplicación de baja susceptibilidad, respectivamente, son en general muy similares, como en el caso de la curvatura planar, curvatura perfil, distancia a red de drenaje, TWI, SPI, STI y distancia a fallas. Sin embargo, para el caso de la elevación, la pendiente, el aspecto y la geología, se observa que la distribución de sus valores no necesariamente se encuentra dentro del mismo rango de valores que poseen sus respectivos puntos de entrenamiento.

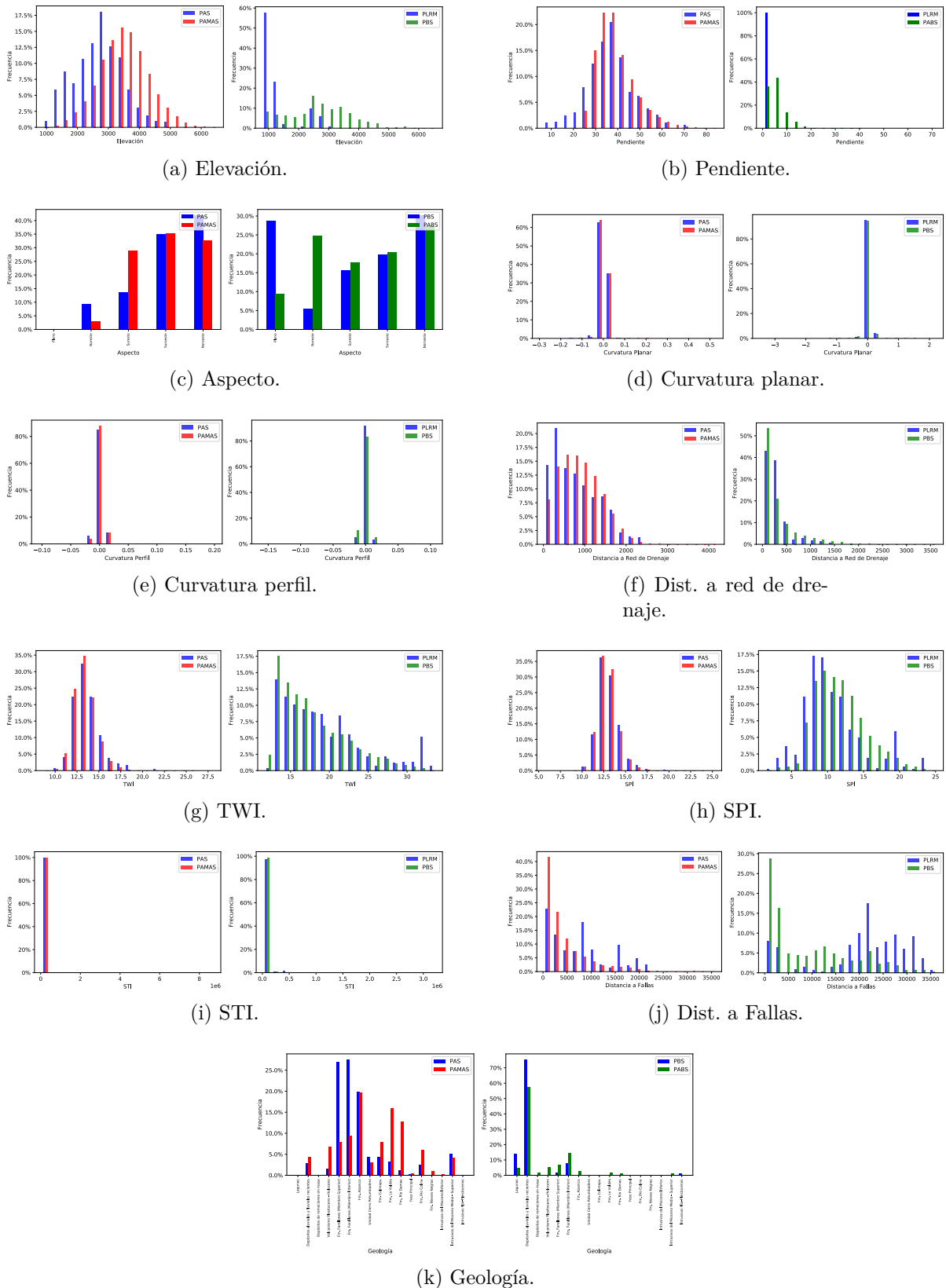


Figura 5.5: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).

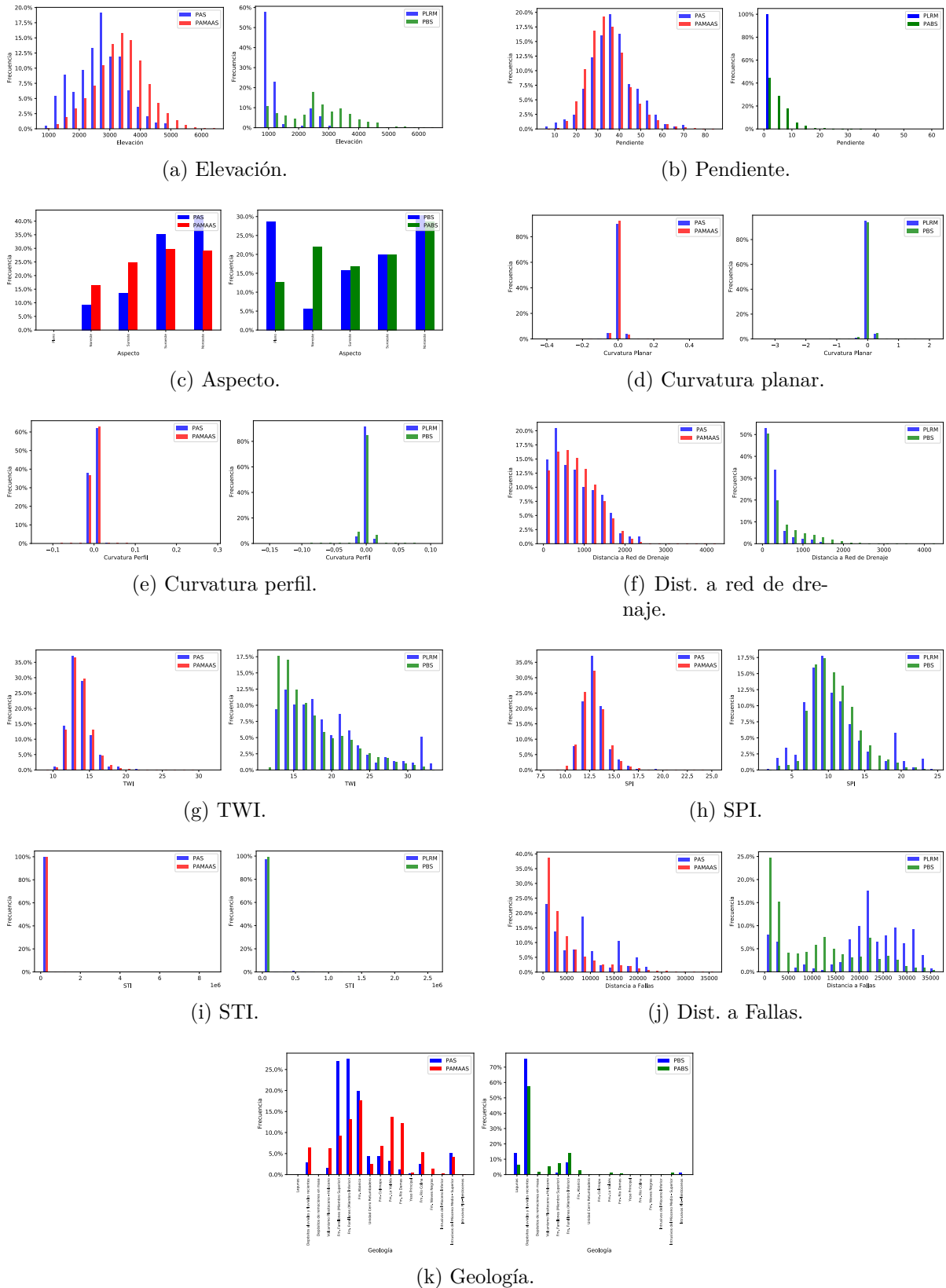


Figura 5.6: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).

Para el caso de la elevación, se destaca la distribución de los puntos de aplicación de baja susceptibilidad, con respecto a los puntos libres de remociones en masa: existen una gran cantidad de puntos identificados como de baja susceptibilidad en elevaciones sobre los 3 mil metros, siendo que los puntos libres de remociones en masa solo poseen muestras a elevaciones menores o iguales a 3 mil metros.

En el caso de la pendiente, se puede observar de manera muy clara que los puntos de muy alta susceptibilidad solo poseen pendientes por sobre los 25° , a pesar de que los puntos ejemplos de alta susceptibilidad poseen muestras incluso hasta pendientes menores de 10° . Sin embargo, esto no quiere decir necesariamente que estos puntos ejemplos de alta susceptibilidad no estén siendo reconocidos por la red cuando se aplica, ya que podrían estar asignados a las clases de alta o moderada susceptibilidad. Con respecto a los puntos de aplicación de baja susceptibilidad y los puntos libres de remociones en masa, se puede observar claramente que, a pesar de que el muestreo de los puntos libres de remociones en masa solo se realizó en puntos con pendiente menores o iguales a 5° , la red si es capaz de reconocer puntos de baja susceptibilidad a pendientes mayores que estas, reconociendo incluso puntos de baja susceptibilidad con pendientes cercanas a los 18° .

Para el aspecto, si bien todas las categorías se encuentran muestreadas, es notable destacar el hecho de que: (1) para los puntos ejemplo de alta susceptibilidad y puntos de aplicación de muy alta susceptibilidad, si bien la categoría "Sureste" posee una frecuencia relativa porcentual de un poco más del 10%, esto no limita el hecho de que cuando se aplique la red necesariamente este porcentaje sea similar, puesto que se puede observar que el porcentaje correspondiente a esta clase es prácticamente el doble en los puntos de aplicación de muy alta susceptibilidad; (2) para los puntos ejemplo libres de remociones en masa y puntos de aplicación de baja susceptibilidad, se observa que la clase "Noreste" no se encuentra limitada por el porcentaje de muestreo de esta clase en los puntos ejemplo libres de remociones en masa, observándose que el porcentaje asignado a esta clase en los puntos de aplicación de baja susceptibilidad es casi 5 veces mayor al porcentaje que posee esta clase dentro de los puntos ejemplo libres de remociones en masa.

En lo que respecta a la geología, nuevamente se puede observar que el muestreo de los puntos ejemplo sobre las clases no afecta de manera decisiva la distribución de los valores que tendrán los puntos de aplicación. Si bien una clase puede estar solo muestreada en uno de los dos sets de ejemplos (puntos de alta susceptibilidad o puntos libres de remociones en masa), esto no impide que la red no pueda reconocer esta clase dentro de la categoría contraria de susceptibilidad. Por ejemplo, la Formación Farellones, que no se encuentra muestreada dentro de los puntos libres de remociones en masa, si pudo ser reconocida como parte de los puntos de aplicación de baja susceptibilidad.

Finalmente, se puede decir que si bien la distribución de los factores condicionantes dentro de los ejemplos utilizados para el entrenamiento de la red condiciona en cierta medida la distribución de los valores de los factores condicionantes de los puntos donde se aplica la red (dados los valores obtenidos para la distancia de Mahalanobis), esto no es un impedimento absoluto para que un valor o clase de algún factor condicionante que la red jamás ha visto no pueda ser asignado a alguna de las dos clases extremas de susceptibilidad definidas (muy alta susceptibilidad y baja susceptibilidad para el modelo de 30 épocas; muy alta-alta

susceptibilidad y baja susceptibilidad para el modelo de 169 épocas).

5.4. Discusión de factores condicionantes

5.4.1. Elección de factores condicionantes

La elección de los factores condicionantes utilizados fue realizada en base a una revisión bibliográfica de trabajos anteriores de susceptibilidad de remociones en masa realizados en zonas puntuales del área de estudio, complementando con otros factores condicionantes usados típicamente en la literatura referida a trabajos de susceptibilidad que han utilizado metodologías basadas en inteligencia artificial.

De acuerdo con los trabajos anteriores realizados en el área de estudio, los factores condicionantes más relevantes corresponden a la pendiente, la elevación, la geología y el aspecto de las laderas, siendo otros factores secundarios la curvatura y la distancia a fallas. De esta forma, los factores condicionantes considerados en trabajos anteriores fueron de tipo geomorfológicos y factores inherentes del ambiente (geología y distancia a fallas), de tal manera que se ha dejado fuera la influencia de los factores hidrológicos del terreno en la generación de remociones en masa, y que ciertamente pueden tener algún tipo de influencia: por ejemplo, la cantidad de agua que se puede acumular en algún punto determina en parte la potencial removilización de material; la distancia a la red de drenaje condiciona o está relacionada con los flujos subterráneos de agua, y por ende con el estado de saturación de los suelos y así su posible rotura para la ocurrencia de remociones en masa; la velocidad con que el agua puede escurrir en un punto determina en gran parte la granulometría de los materiales que pueden ser transportados, y la capacidad de erosión del terreno, afectando directamente a la generación de eventos de remociones en masa. Así, de acuerdo con lo anterior, se eligieron 4 de los factores hidrológicos típicamente utilizados en trabajos de evaluación de susceptibilidad basados en la utilización de inteligencia artificial, los cuales fueron: (1) distancia a red de drenaje; (2) índice topográfico de humedad; (3) índice de potencia de cauce, y; (4) índice de transporte de sedimento.

La evaluación de susceptibilidad de remociones en masa realizada no consideró un análisis por tipo de remoción en masa, por lo cual los factores condicionantes fueron utilizados para entregar un valor de susceptibilidad general para las remociones tipo flujo, deslizamientos y caídas, sin diferenciación. Si bien existen factores condicionantes que influyen de mayor forma en algunos tipos de remociones, se necesita de un análisis más detallado y en terreno para verificar de manera concreta cuáles factores muestran mayor incidencia en cada uno de los tipos de remociones, lo cual escapa de los alcances de este trabajo.

5.4.2. Escala de factores condicionantes

Los factores condicionantes escogidos para la realización de la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa no poseen todos la misma escala. En efecto, exceptuando los factores geología y distancia a fallas, todos los demás factores tienen una resolución de 12.5 m, de acuerdo a lo cual estos poseen una escala de detalle.

Sin embargo, los factores condicionantes geología y distancia a fallas fueron construidos a

partir de mapas realizados a una escala regional y luego convertidos a formato raster con la misma resolución que los otros factores.

De esta manera, existe una combinación de escalas entre los factores condicionantes, por lo que el resultado obtenido en cada una de las celdas evaluadas del área de estudio no puede tomarse como un resultado puramente local, sino que debe interpretarse como un resultado producto de ciertas características locales dentro de un contexto geológico regional. Por lo mismo, los mapas de susceptibilidad obtenidos deberían ser utilizados como una guía que identifica y expone zonas con distintos grado de susceptibilidad a la escala regional.

5.4.3. Importancia relativa de factores condicionantes

La metodología utilizada para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa se basa fundamentalmente en la combinación no lineal de distintos factores condicionantes del terreno para el cálculo de un valor de susceptibilidad en cada punto del espacio.

El impacto que tiene cada uno de los factores condicionantes utilizados se realiza en base al cálculo de los valores de Shapley, los cuales entregan una medida de la contribución marginal al valor de susceptibilidad final. Para su cálculo, se utilizó el método de los gradientes esperados, utilizando la librería SHAP, que realizan una aproximación de estos valores utilizando un número determinado de muestras. En este caso, las muestras utilizadas corresponden a todas aquellas que integran el set de entrenamiento (714 muestras; ejemplos de alta susceptibilidad más ejemplos de nula susceptibilidad), puesto que estas fueron las muestras de todo el set de ejemplos que fueron utilizadas para entrenar la red y que explican el modelo.

Nuevamente, la representatividad de estas muestras para derivar los modelos de susceptibilidad, y ahora para calcular las contribuciones marginales de cada uno de los factores condicionantes, puede ser cuestionada. Sin embargo, de la discusión hasta el momento, los modelos obtenidos se justifican bajo una triple validación (estadística, espacial y geológica-morfológica-hidrológica), lo cual es suficiente para justificar su utilización.

En la Figura 5.7, se muestra un gráfico resumen que muestra la distribución de los valores de Shapley aproximados, de acuerdo a cada uno de los factores condicionantes, donde se muestra además la correlación entre los valores aproximados y los valores correspondientes de cada factor condicionante, para cada muestra, como un mapa de calor.

Para el modelo de 169 épocas, se observa que los factores condicionantes, de mayor a menor importancia dentro del modelo son: (1) Pendiente; (2) Geología; (3) TWI; (4) SPI; (5) Distancia a fallas; (6) Aspecto; (7) Elevación; (8) Distancia a red de drenaje; (9) Curvatura perfil; (10) STI, y; (11) Curvatura planar. Factores condicionantes como la pendiente, la geología, el SPI, el aspecto y la elevación, tienen la característica de aportar contribuciones positivas al valor de susceptibilidad (es decir, empujan los valores pronosticados hacia un valor de susceptibilidad alto) cuando sus valores son altos, y contribuciones negativas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son bajos. Por otro lado, factores como la geología, el TWI, la distancia a fallas y la distancia a la red de drenaje, tienen la característica de aportar contribuciones positivas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son bajos, y contribuciones negativas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son altos. En lo que

respecta a los factores condicionantes curvatura perfil, curvatura planar y STI, se observa que sus contribuciones al modelo son bastante bajas, representado por valores de Shapley muy cercanos a cero.

Para el modelo de 30 épocas, se observa que los factores condicionantes, de mayor a menor importancia dentro del modelo son: (1) Pendiente; (2) TWI; (3) Geología; (4) SPI; (5) Aspecto; (6) Elevación; (7) Distancia a fallas; (8) Distancia a red de drenaje; (9) Curvatura perfil; (10) STI, y; (11) Curvatura planar. Al igual que en el modelo de 169 épocas, en el modelo de 30 épocas se observa que factores condicionantes como la pendiente, la geología, el SPI, el aspecto, la elevación y la distancia a la red de drenaje, tienen la característica de aportar contribuciones positivas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son altos, y contribuciones negativas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son bajos. Por otro lado, factores como el TWI y la distancia a fallas tienen la característica de aportar contribuciones positivas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son bajos, y contribuciones negativas al valor de susceptibilidad cuando sus valores son altos. En lo que respecta a los factores condicionantes curvatura perfil, curvatura planar y STI, se observa que sus contribuciones al modelo son bastante bajas, representado por valores de Shapley muy cercanos a cero.

De esta manera, de forma general para los dos modelos, los factores condicionantes que tienen realmente un impacto en los valores de susceptibilidad pronosticados corresponden a la pendiente, la geología, el TWI, el SPI, la distancia a fallas, el aspecto, la elevación y la distancia a la red de drenaje, mientras que los factores curvatura perfil, curvatura planar y STI prácticamente no tienen aporte al valor de susceptibilidad, por lo que podrían interpretarse como factores que no condicionan la ocurrencia de remociones en masa en el área de estudio. En lo que sigue, se discute individualmente el impacto de cada uno de los factores condicionantes utilizados.

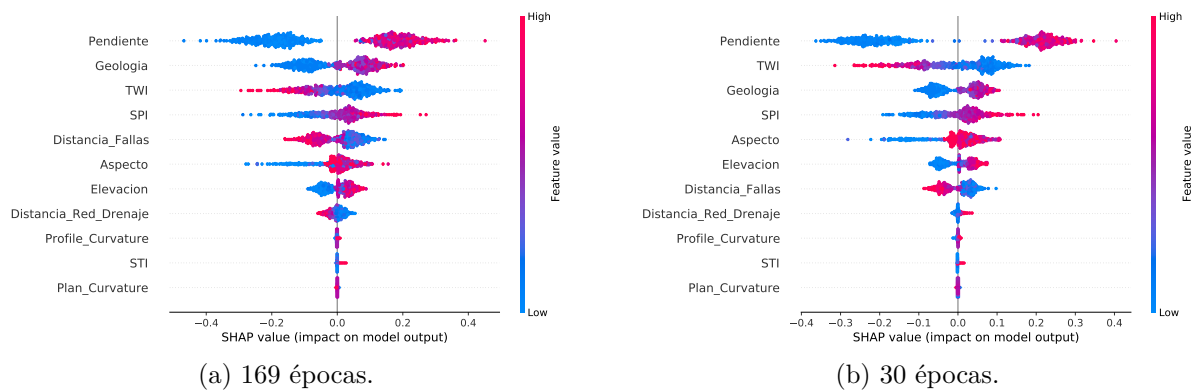


Figura 5.7: Distribución de los valores de Shapley por factor condicionante, donde se muestra la importancia relativa entre ellos en relación con su impacto en los modelos. Los factores que se encuentran en la parte superior del gráfico corresponden a aquellos que poseen mayor impacto en el modelo, mientras que los que se encuentran en la parte inferior corresponden a los que poseen menor relevancia.

5.4.3.1. Pendiente

La pendiente, sin importar el modelo, corresponde al factor condicionante que tiene más impacto en los valores de susceptibilidad pronosticados. En la Figura 5.8, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la pendiente, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores del factor distancia a fallas, que corresponde al factor condicionante con el cual la pendiente posee mayor correlación.

De esta manera, se observa que los valores bajos de pendiente tienen un impacto negativo en el valor de susceptibilidad, que se correlacionan mayoritariamente con valores altos de distancia a fallas, mientras que los valores altos de pendiente tienen un impacto positivo en el valor de susceptibilidad, que se correlacionan con valores bajos de distancia a fallas.

En lo que respecta al impacto de la pendiente en el valor de susceptibilidad relativo a los modelos, se observa que los valores de Shapley positivos son ligeramente más altos en el modelo de 169 épocas, mientras que los valores de Shapley negativos son ligeramente más bajos en el modelo de 30 épocas.

Cabe destacar que, si bien el impacto de la pendiente en los valores de susceptibilidad se encuentra bastante condicionado por la forma en que se eligieron los puntos de entrenamiento, asociando las zonas de baja susceptibilidad a zonas de muy baja pendiente, esto posee un sustento geológico-físico: la mayoría de las remociones en masa tipo flujo, deslizamiento y caídas no suelen originarse en zonas de pendiente muy baja debido a la alta razón existente entre la componente normal y tangencial de la fuerza gravitatoria, que no permite la movilización del material a menos que exista un agente gatillante de características extremas.

Si bien existe una cierta tendencia a una mayor contribución al valor de susceptibilidad con valores cada vez mayores de pendiente, esta tendencia es más bien baja: el aporte que realizan los valores más altos de pendiente (0.4 - 0.9) no es tan distinto del aporte que realizan los valores de pendiente medios a altos (0.2 - 0.4), lo que queda evidenciado por la forma de meseta que se pueden observar en los gráficos de dependencia analizados. Por otro lado, para valores bajos de pendiente (<0.1), independiente del modelo, se observa que para un mismo valor de pendiente existen distintos valores de contribuciones negativas, lo que podría estar indicando que estos puntos de baja pendiente poseen diferencias con respecto a otro/s factor/es condicionante/s.

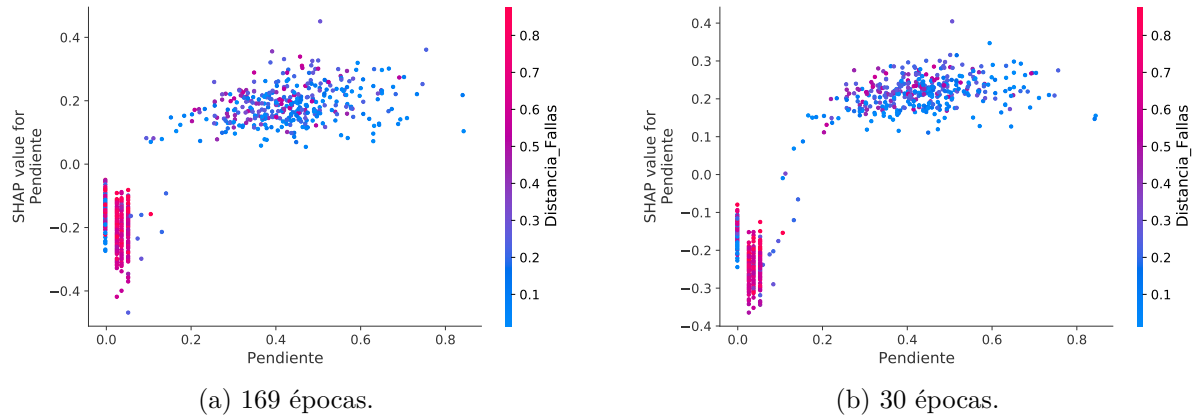


Figura 5.8: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la pendiente, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de pendiente con respecto a la distancia a fallas.

5.4.3.2. Geología

La geología corresponde a uno de los factores que se encuentra dentro de los 3 primeros factores que tienen más impacto en ambos modelos. En la Figura 5.9, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la geología, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente, que corresponde al factor condicionante con el cual la geología posee mayor correlación.

Como se puede observar para ambos gráficos, existe una tendencia más o menos marcada que indica que para valores altos de geología (unidades rocosas consolidadas: Volcanismo Pleistoceno-Holoceno (; formaciones Farellones, Abanico, Colimapu, Lo Valdés, Río Damas, Río Colina, Nieves Negras; Unidad Cerro Retumbadero; Yeso Principal; Unidades intrusivas) el aporte al valor de susceptibilidad es positivo y asociado a valores altos de pendiente, mientras que para valores bajos de geología (unidades poco o no consolidadas y cuerpos de agua: lagunas; Depósitos aluviales y fluviales recientes, y; Depósitos de remociones en masa) el aporte al valor de susceptibilidad es negativo y asociado con valores bajos de pendiente.

Otro aspecto importante de notar es que, independiente de la unidad, cada una presenta aportes distintos, lo que puede interpretarse como que estos puntos poseen otras características de otros factores condicionantes que están influyendo en los valores de Shapley.

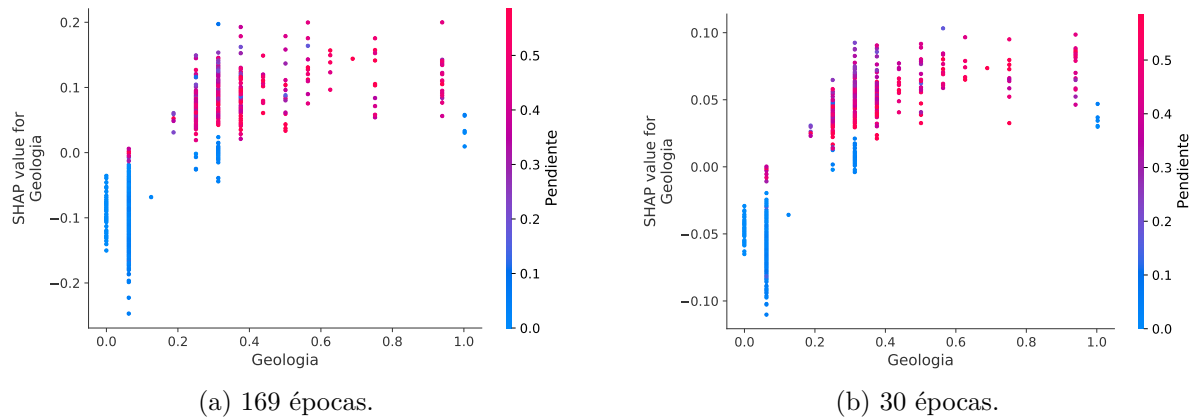


Figura 5.9: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la geología, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de geología con respecto a la pendiente.

5.4.3.3. TWI

El índice topográfico de humedad corresponde a otro de los factores que se encuentra dentro de los 3 primeros factores que tienen más impacto en ambos modelos. En la Figura 5.10, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función del TWI, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente, que corresponde al factor condicionante con el cual el TWI posee mayor correlación.

Como se puede observar para ambos gráficos, existe una tendencia más o menos marcada que indica que para valores altos del TWI, el aporte al valor de susceptibilidad es negativo y asociado a valores bajos de pendiente, mientras que para valores bajos del TWI, el aporte al valor de susceptibilidad es positivo y asociado con valores altos de pendiente.

Los valores de Shapley del índice topográfico de humedad son muy similares para ambos modelos en cuanto a su magnitud, si bien se puede observar que estos valores son un tanto más dispersos en el modelo de 169 épocas. Además, se puede observar que existe un cierto grupo de datos (TWI entre 0.15 y 0.4 aproximadamente) que para un mismo valor del TWI presentan o bien contribuciones positivas o contribuciones negativas y que tienen una relación muy marcada con los valores de pendiente: de este grupo de datos, los que poseen una contribución positiva al modelo poseen valores de pendiente altos, mientras que aquellos que poseen una contribución negativa al modelo poseen valores de pendiente bajos, existiendo así dos poblaciones distintas entre los puntos que poseen valores bajos del TWI.

Así, con lo anterior se podría interpretar que: (1) un grupo de los valores bajos de pendiente se relacionan con dos poblaciones distintas del TWI, una con valores bajos de TWI entre 0.15 y 0.4, y otra con valores más altos, y; (2) los valores altos de pendientes se relacionan con una población de valores bajos de TWI y que poseen contribuciones positivas al modelo. Sin embargo, la naturaleza exacta que diferencia las dos poblaciones de valores bajos de TWI aún no es posible de develar.

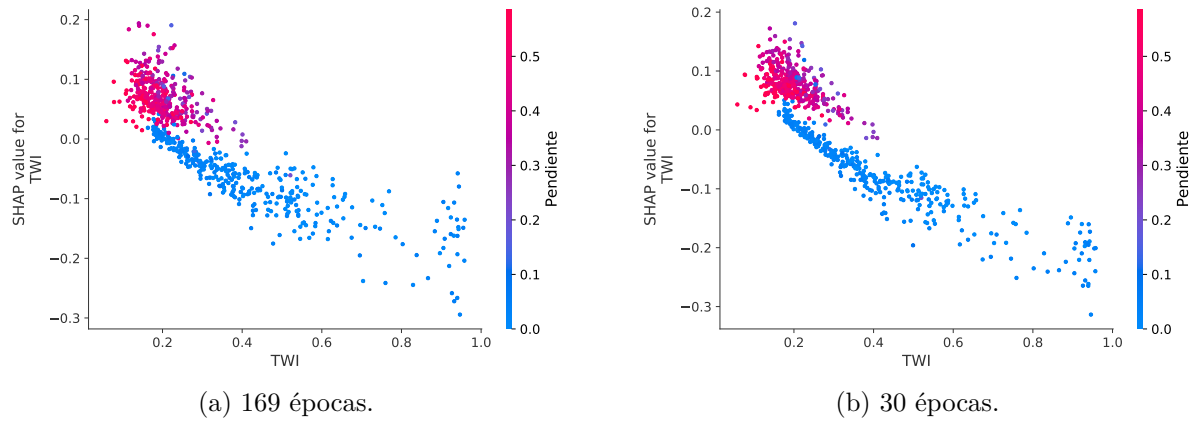


Figura 5.10: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice topográfico de humedad (TWI), para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores del TWI con respecto a la pendiente.

5.4.3.4. SPI

El índice de potencia de cauce (SPI) se encuentra en el cuarto lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes para ambos modelos. En la Figura 5.11, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función del SPI, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de STI, que corresponde al factor condicionante con el cual el SPI posee mayor correlación.

Los valores de Shapley del SPI son muy similares para ambos modelos en cuanto a su magnitud, donde se puede observar que existe una relación casi directamente proporcional entre los valores del SPI y los valores de Shapley. Además, se observa que los valores bajos del SPI se correlacionan con valores bajos del STI, mientras que los valores altos del SPI se correlacionan con valores altos del STI.

Así, se puede interpretar que las zonas más propensas a la erosión, es decir, zonas con valores altos del SPI, tienden a contribuir positivamente al valor de susceptibilidad, mientras que las zonas menos propensas a la erosión tienden a contribuir negativamente al valor de susceptibilidad. Los valores altos de SPI son producidos tanto por valores altos de acumulación de agua, como por valores altos de pendiente, de tal manera que se podría asociar que las zonas con altos valores de pendiente se relacionan con valores altos de SPI, mientras que las zonas con bajos valores de pendiente se relacionan con valores bajos del SPI.

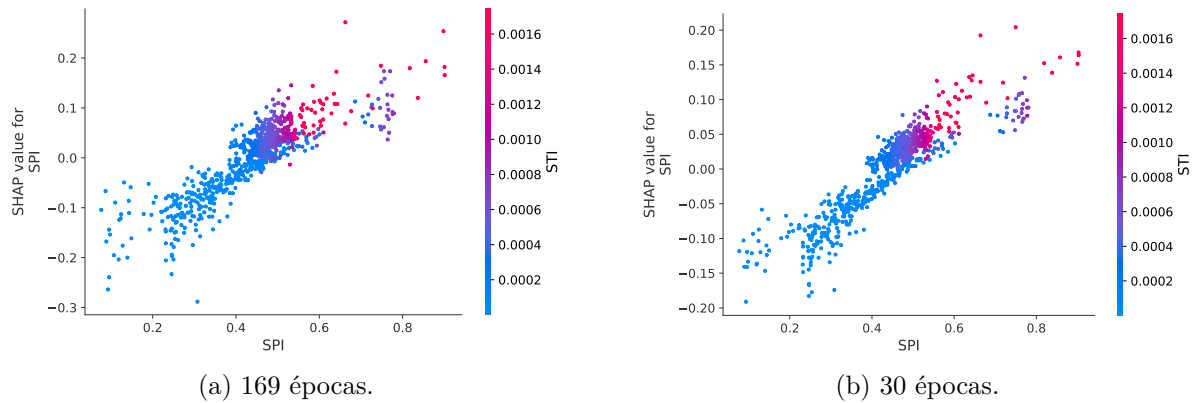


Figura 5.11: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice de potencia de cauce (SPI), para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores del SPI con respecto al índice de transporte de sedimento (STI).

5.4.3.5. Distancia a fallas

La distancia a fallas se encuentra en el quinto y séptimo lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, en los modelos de 169 y 30 épocas, respectivamente. En la Figura 5.12, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la distancia a fallas, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente, que corresponde al factor condicionante con el cual la distancia a fallas posee mayor correlación.

Como se puede observar de los gráficos anteriores, de forma general, los valores bajos de distancia a fallas tienden a contribuir positivamente al valor de susceptibilidad y a estar asociados a valores altos de pendiente, mientras que los valores altos de distancia a fallas tienden a contribuir negativamente al valor de susceptibilidad y a estar asociados a valores bajos de pendiente. A pesar de lo anterior, es posible identificarse un grupo de valores bajos de distancia a fallas asociados a valores bajos de pendiente y que contribuyen, ligeramente, de forma positiva al valor de susceptibilidad. Además, los valores intermedios de distancia a fallas no poseen una buena discriminación en cuanto a la contribución a los valores de susceptibilidad, pudiendo aportar positiva o negativamente.

De esta forma, en cuanto a la distancia a fallas se puede interpretar que: (1) una población de los puntos más cercanos a las fallas se encuentran asociados a valores de alta pendiente y a contribuciones positivas a los valores de susceptibilidad; (2) otra población de los puntos más cercanos a las fallas se encuentran asociados a valores de baja pendiente, con una contribución pequeña al valor de susceptibilidad; (3) los puntos de la zona de estudio que se encuentran más alejados de las fallas se encuentran asociados a valores de pendiente bajos y a contribuciones negativas al valor de susceptibilidad, y; (4) los puntos que se encuentran a una distancia media a las fallas pueden estar asociados a valores altos o bajos de susceptibilidad, y a contribuciones positivas o negativas a los valores de susceptibilidad (controlado por el valor de la pendiente).

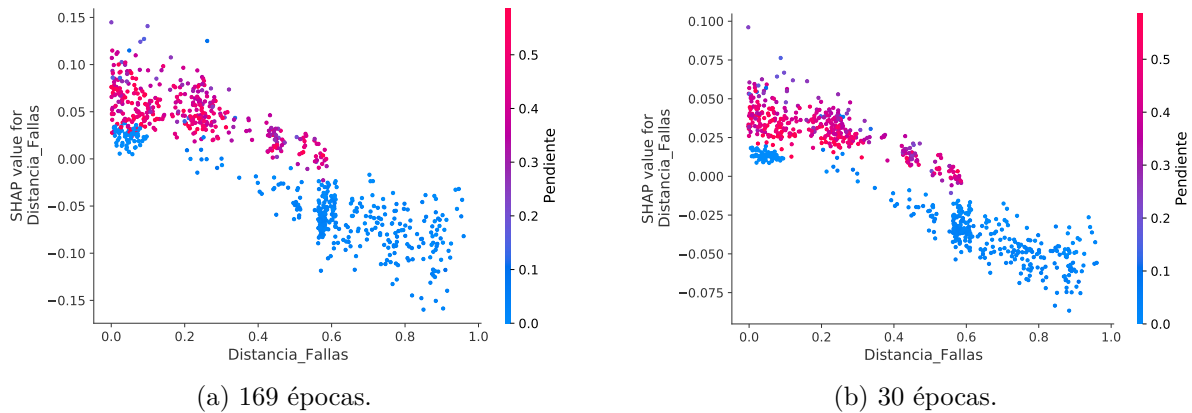


Figura 5.12: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la distancia a fallas, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de distancia a fallas con respecto a la pendiente.

5.4.3.6. Aspecto

El aspecto – orientación de las laderas – se encuentra en el sexto y quinto lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, en los modelos de 169 y 30 épocas, respectivamente. En la Figura 5.13, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función del aspecto, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente, que corresponde al factor condicionante con el cual el aspecto posee mayor correlación.

Los valores más bajos de aspecto, es decir, las zonas planas del área de estudio, tienden a contribuir negativamente al valor de susceptibilidad, lo cual tiene correlación con valores bajos de susceptibilidad.

Por otro lado, las zonas que poseen una orientación noreste tienen más bien un comportamiento dual: pueden contribuir positiva o negativamente al valor de susceptibilidad, lo cual se relaciona con valores altos o bajos de pendiente, respectivamente. De esta forma, se puede extraer que las laderas de orientación noreste pueden estar asociadas a zonas de alta o baja pendiente, siendo las primeras las que pueden contribuir positivamente al valor de susceptibilidad.

Las zonas que poseen una orientación sureste tienden a contribuir positivamente a los valores de susceptibilidad, donde se puede observar además que incluso las que poseen valores de pendiente bajos contribuyen positivamente, de forma ligera, al valor de susceptibilidad.

El comportamiento observado para las zonas de orientación suroeste y noroeste es muy similar al de las zonas con orientación sureste. Sin embargo, se observa la existencia de zonas de baja pendiente que tienden a contribuir de forma negativa e ínfima a valor de susceptibilidad.

Otro aspecto importante de destacar es que, para una misma orientación, pueden haber distintas magnitudes de los valores de Shapley, por lo cual, podría interpretarse como producto de la combinación de otros factores condicionantes, aparte de la pendiente.

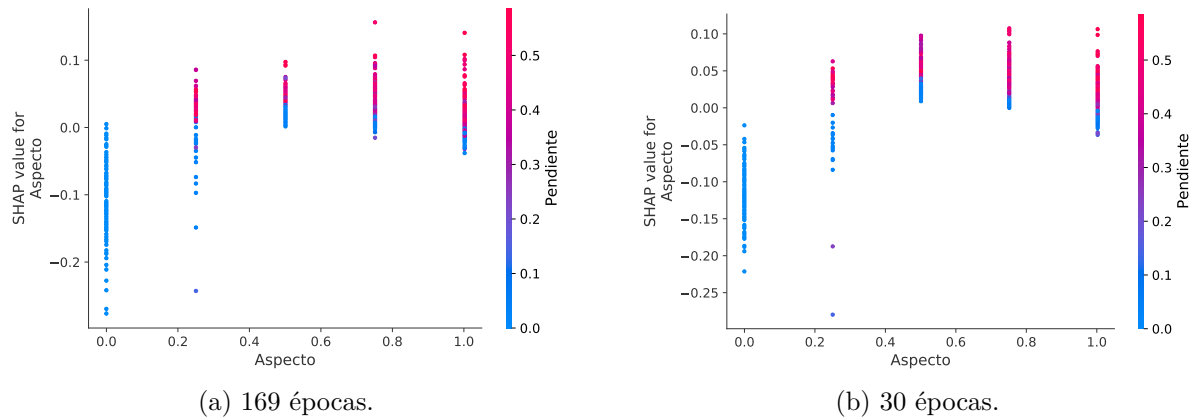


Figura 5.13: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al aspecto de las laderas, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de aspecto con respecto a la pendiente.

5.4.3.7. Elevación

La elevación se encuentra en el séptimo y sexto lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, en los modelos de 169 y 30 épocas, respectivamente. En la Figura 5.14, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la elevación, para ambos modelos, donde se muestra también a modo de mapa de calor la correlación con los valores de pendiente, que corresponde al factor condicionante con el cual la elevación posee mayor correlación.

Como se puede observar, de forma general, los valores bajos de elevación tienden a contribuir de forma negativa a los valores de susceptibilidad y tienden a estar relacionados con zonas de pendiente baja, mientras que los valores altos de elevación tienden a contribuir de forma positiva a los valores de susceptibilidad y tienden a estar relacionados con zonas de pendiente media a alta.

Sin embargo, a pesar de lo anterior, existen puntos que, a pesar de tener una elevación moderada a alta, se correlacionan con valores bajos de pendiente, y que impactan, generalmente, de forma positiva y ligera al valor de susceptibilidad, de tal manera que existen algunas zonas de baja pendiente que son capaces de aportar de forma positiva pero leve a los valores de susceptibilidad.

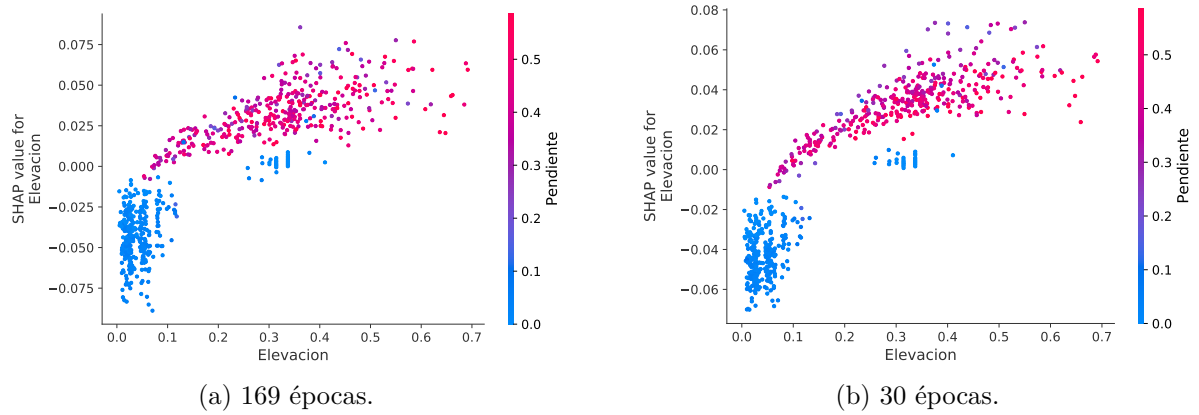


Figura 5.14: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la elevación, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de elevación con respecto a la pendiente.

5.4.3.8. Distancia a red de drenaje

La distancia a la red de drenaje se encuentra en el octavo lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, para los dos modelos. En la Figura 5.15, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la distancia a la red de drenaje, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente (modelo de 169 épocas) y aspecto (modelo de 30 épocas), y que corresponden a los factores condicionantes con el cual la distancia a la red de drenaje posee mayor correlación en cada modelo.

Como se puede observar de los gráficos, la forma en que la distancia a la red de drenaje contribuye a los valores de susceptibilidad es diferente de un modelo a otro. En el caso del modelo de 169 épocas, se observa de forma general que los valores bajos de distancia a la red de drenaje tienden a contribuir de manera positiva a los valores de susceptibilidad, asociado también a valores de baja pendiente. Sin embargo, también existen valores bajos de distancia a la red de drenaje en este modelo que contribuyen de manera negativa al valor de susceptibilidad, y que están relacionados con valores medios a altos de pendiente. Finalmente, en lo que respecta a los valores más altos de distancia a la red de drenaje, estos tienden a contribuir de manera negativa en el valor de susceptibilidad, así también como con valores medios a altos de pendiente.

Por otro lado, la distancia a la red de drenaje en el modelo de 30 épocas tiende a contribuir negativamente en los valores de susceptibilidad cuando la distancia a la red de drenaje es más bien baja, y contribuciones positivas a los valores de susceptibilidad cuando la distancia a la red de drenaje es alta. No obstante, no parece existir un patrón claro que relacione la distancia a la red de drenaje con el aspecto, de tal manera que tanto las contribuciones positivas como negativas a los valores de susceptibilidad pueden estar asociados o bien a valores altos de aspecto, o a valores bajos.

Adicionalmente, se observa que la magnitud de los valores de Shapley en el modelo de 169 épocas es ligeramente mayor a la magnitud de estos en el modelo de 30 épocas, de tal forma

que la distancia a la red de drenaje en el primer modelo tiene una contribución a los valores de susceptibilidad relativamente mayor que en el modelo de 30 épocas.

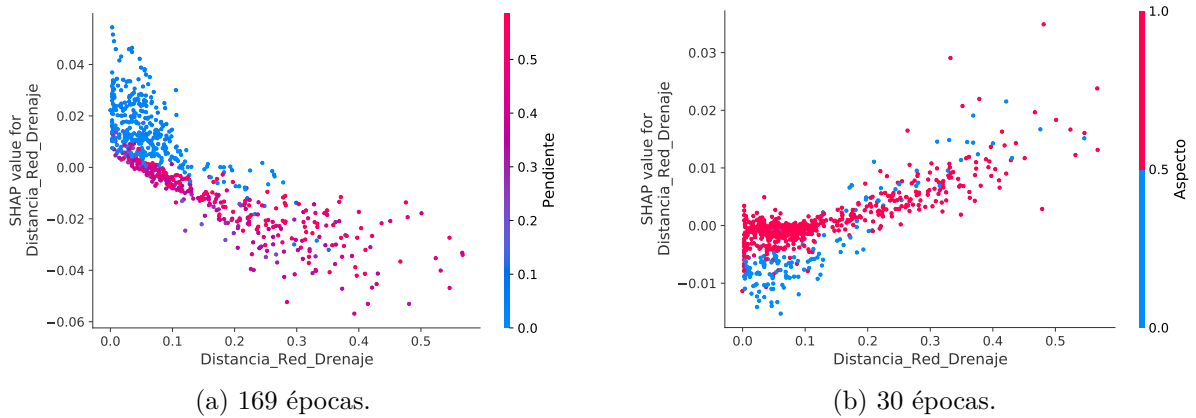


Figura 5.15: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la distancia a la red de drenaje, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de distancia a la red de drenaje con respecto a la pendiente (modelo de 169 épocas) y el aspecto (modelo de 30 épocas).

5.4.3.9. Curvatura perfil

La curvatura perfil se encuentra en el noveno lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, para los dos modelos. En la Figura 5.16, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la curvatura perfil, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de pendiente (modelo de 30 épocas) y aspecto (modelo de 169 épocas), y que corresponden a los factores condicionantes con el cual la curvatura perfil posee mayor correlación en cada modelo.

De forma general para los dos modelos, se puede observar que los valores de Shapley son proporcionales a los valores de curvatura perfil, de tal forma que los valores altos de curvatura perfil realizan una contribución positiva a los valores de susceptibilidad, mientras que los valores bajos de curvatura perfil realizan una contribución negativa a los valores de susceptibilidad.

En lo que respecta a la magnitud de la contribución realizada por la curvatura perfil, se observa que la magnitud de los valores de Shapley son ligeramente mayores en el modelo de 30 épocas, de tal forma que los valores de susceptibilidad en el modelo de 169 épocas se encuentran menos influenciados por los valores de curvatura perfil. No obstante, la magnitud de los valores de Shapley de curvatura perfil son en general bajos, con valores entre -0.004 y 0.004 para el modelo de 169 épocas, y valores entre -0.0075 y 0.0075 para el modelo de 30 épocas.

Los valores de curvatura perfil con respecto al aspecto en el modelo de 169 épocas no muestran una correlación clara, lo que queda evidenciado en el hecho de que no existe una segregación de los colores en el gráfico respectivo. Por otro lado, y de forma similar, los valores

de curvatura perfil con respecto a la pendiente en el modelo de 30 épocas tampoco muestran una correlación clara, dado que no se puede observar una segregación notable de los colores en el gráfico respectivo.

Finalmente, se puede interpretar que: (1) los valores de curvatura perfil en el modelo de 169 épocas no se pueden caracterizar de acuerdo al factor condicionante aspecto, dado que no hay una correlación clara, y; (2) los valores de curvatura perfil en el modelo de 30 épocas no se pueden caracterizar de acuerdo a los valores de pendiente, por la misma razón anteriormente mencionada.

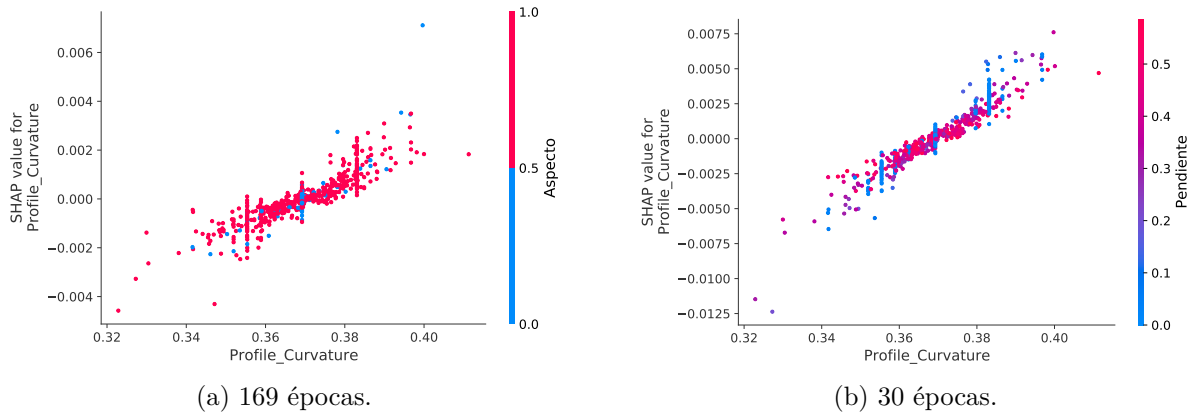


Figura 5.16: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la curvatura perfil, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de curvatura perfil con respecto al aspecto (modelo de 169 épocas) y la pendiente (modelo de 30 épocas).

5.4.3.10. STI

El índice de transporte de sedimento (STI) se encuentra en el décimo lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, para los dos modelos. En la Figura 5.17, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función del STI, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de geología (modelo de 169 épocas) y SPI (modelo de 30 épocas), y que corresponden a los factores condicionantes con el cual el STI posee mayor correlación en cada modelo.

Como se puede observar de los dos gráficos, se tiene de manera general que los valores bajos o bien altos de STI contribuyen positivamente al modelo, o negativamente, mientras que unos pocos valores altos de STI contribuyen positivamente al modelo. Además, los valores de Shapley para los valores bajos de STI tienen una magnitud bastante baja, entre -0.005 y 0.005 aproximadamente para el modelo de 169 épocas, y entre -0.002 y 0.002 para el modelo de 30 épocas, de tal forma que en general la contribución de este factor condicionante a los valores de susceptibilidad es muy baja en comparación con los otros factores condicionantes.

Finalmente, en lo que respecta a los valores de geología para el modelo de 169 épocas, y los valores de SPI para el modelo de 30 épocas, se puede observar que no existe una correlación clara entre los valores de geología y los valores de STI para el modelo de 169 épocas, si bien los pocos valores altos que se muestran en el gráfico se correlacionan con valores bajos

de geología (depósitos poco o no consolidados y cuerpos de agua), mientras que, de forma general, los valores de STI se correlacionan de forma positiva con los valores de SPI en el modelo de 30 épocas.

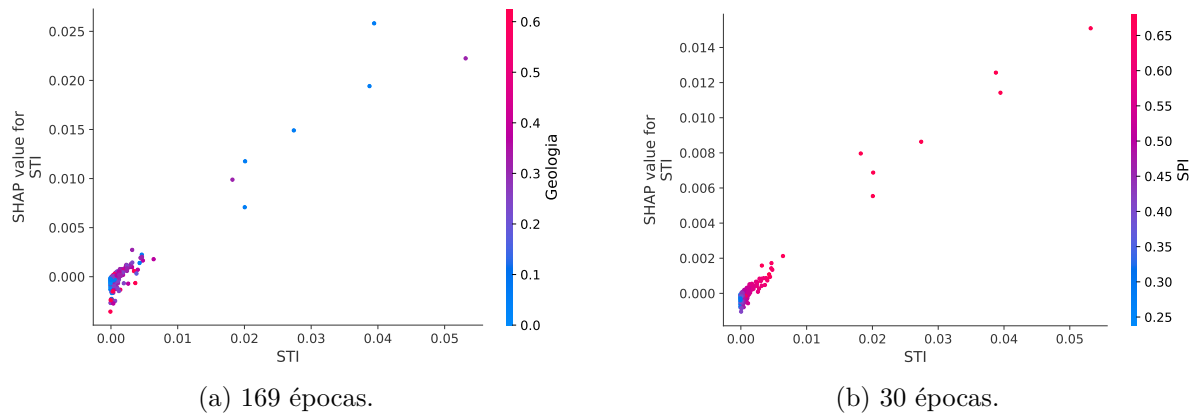


Figura 5.17: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados al índice de transporte de sedimentos (STI), para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de curvatura planar con respecto a la geología (modelo de 169 épocas) y el SPI (modelo de 30 épocas).

5.4.3.11. Curvatura planar

La curvatura planar se encuentra en el último lugar dentro del orden relativo de impacto de factores condicionantes, para los dos modelos. En la Figura 5.18, se observan los gráficos de los valores de Shapley estimados en función de la curvatura planar, para ambos modelos, donde se muestra también como mapa de calor la correlación con los valores de aspecto, que corresponde al factor condicionante con el cual la curvatura planar posee mayor correlación.

Las magnitudes de los valores de Shapley de curvatura planar, para ambos modelos, son bastante bajas, con valores que van entre -0.003 y 0.004 para el modelo de 169 épocas, y valores entre -0.003 y 0.003 para el modelo de 30 épocas, de tal manera que, de forma que general, la contribución de la curvatura planar a los valores de susceptibilidad es muy baja.

La mayoría de los valores de curvatura planar se concentran en el intervalo 0.60 y 0.62, donde los valores de Shapley tienen los valores más bajos, dentro del intervalo -0.001 y 0.001 para ambos modelos. Sin embargo, se puede observar que existen unas pocas muestras que se encuentran fuera del intervalo dado anteriormente para la curvatura planar, pudiendo reconocerse dos comportamientos distintos y que tienen buena correlación con los valores de aspecto: (1) unos pocos valores, que se correlacionan con valores altos de aspecto (aspecto noreste o suroeste), poseen contribuciones bajas y que se encuentran en general en el intervalo -0.001 y 0.001, y; (2) unos pocos valores, que se correlacionan con valores bajos de aspecto (aspecto plano, sureste o suroeste), que realizan contribuciones positivas y negativas al valor de susceptibilidad.

De esta forma, se puede interpretar que la curvatura planar posee contribuciones muy bajas a los valores de susceptibilidad, y que existen dos poblaciones distintas de estos valores,

evidenciado por la correlación con los valores de aspecto y los valores de Shapley, donde estas dos poblaciones se solapan fuertemente para valores de curvatura planar en el intervalo 0.60 y 0.62.

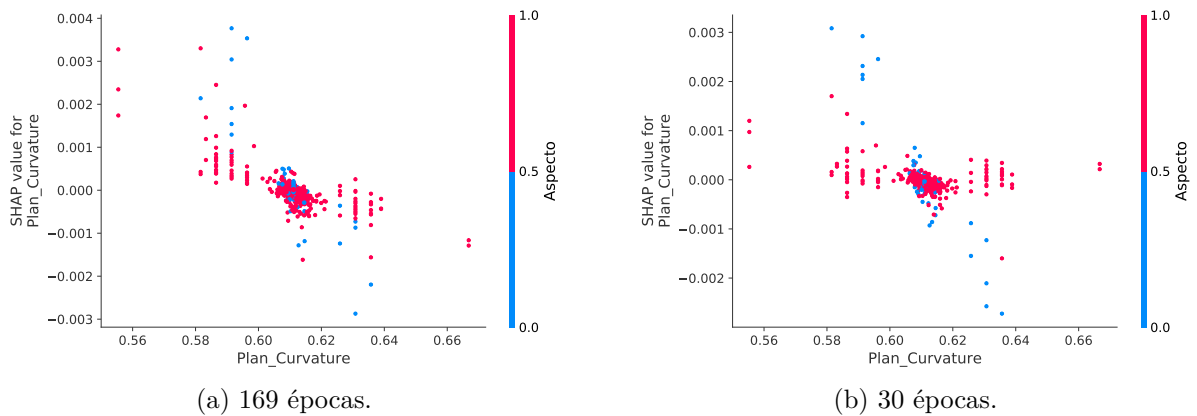


Figura 5.18: Gráfico de dependencia de los valores de Shapley asociados a la curvatura planar, para los modelos de 169 y 30 épocas. En color, se muestra la relación de los valores de curvatura planar con respecto al aspecto.

5.4.3.12. Caracterización final de zonas de alta susceptibilidad y zonas de baja susceptibilidad

Del análisis realizado anteriormente para los factores condicionantes, y sus respectivos valores de Shapley, se puede realizar una caracterización de las zonas de mayor susceptibilidad y la zonas de menor susceptibilidad. Para esta caracterización, se dejan fuera los factores condicionantes curvatura perfil, STI y curvatura planar, puesto que sus contribuciones a los valores de susceptibilidad son muy bajas, y su inclusión podría conllevar al peligro de perder generalidad sobre los atributos esenciales de estas zonas, considerando que sus correlaciones con los otros factores condicionantes son más bien pobres. También, se deja fuera de esta caracterización la distancia a la red de drenaje, puesto que posee un comportamiento ambiguo de un modelo a otro.

5.4.3.12.1. Zonas de muy alta susceptibilidad

Comenzando con las zonas de muy alta susceptibilidad, estas se caracterizan por constituir zonas de alta pendiente ($> 27^\circ$), bajo índice topográfico de humedad (entre 11.5 y 15.6) y alto índice de potencia de cauce (entre 11.2 y 14.8), asociado principalmente a zonas con presencia de depósitos bien consolidados – ya sean formaciones, unidades de roca informales o intrusivos –, ubicadas a gran elevación (entre 2180 y 4806 m), relativa cercanía a fallas (entre 218 y 14546 m) y laderas principalmente de orientación noroeste o suroeste.

Teniendo en cuenta que las remociones en masa son procesos gravitacionales, la pendiente es el factor fundamental que afecta en el condicionamiento de las zonas propensas a la ocurrencia de estos procesos, asociado principalmente a laderas de cerros y quebradas de la zona de estudio.

Puesto que las zonas de mayor susceptibilidad son las que están asociadas principalmente a pendientes altas, es natural que la acumulación de agua no sea lo suficientemente grande: si la pendiente es alta, el agua que cae en estas zonas tiene una mayor probabilidad de escurrir que de acumularse, lo que justifica el hecho de que el índice topográfico de humedad sea relativamente bajo. Así mismo, dado que la tendencia del agua es al escurrimiento en estas zonas de alta pendiente, estas tienden a hacerlo con gran velocidad, provocando un cierto grado de erosión en el terreno, explicando los valores altos del índice de potencia de cauce.

En lo que respecta a la elevación, las zonas de muy alta susceptibilidad se ubican principalmente a grandes elevaciones, posiblemente indicando el condicionamiento de estas zonas por ciertas condiciones meteorológicas o procesos que solo ocurren a elevaciones altas, como por ejemplo, procesos de crioclastía, precipitación intensa de nieve o condiciones de temperatura principalmente bajas, que deterioran la competencia mecánica de las rocas y las hacen más propensas a sufrir procesos de ruptura que llevan a la ocurrencia de remociones en masa.

En cuanto a la distancia a fallas, las zonas de muy alta susceptibilidad son relativamente cercanas a estas, indicando posiblemente que la cercanía a fallas estaría relacionada con la presencia de estructuras que favorecerían el fallamiento de las rocas, y la consecuente ocurrencia de procesos de remoción en masa.

Finalmente, en cuanto a la orientación de las laderas, el hecho de que las zonas más propensas a la ocurrencia de remociones en masa estén relacionadas con orientaciones noroeste y suroeste puede estar relacionado con: (1) cierta orientación preferencial de las corrientes de aire en la dirección este a oeste; (2) orientación preferencial de la radiación solar hacia las laderas de orientación oeste; (3) diferencia de densidad de cobertura vegetal entre laderas de orientación este y laderas de orientación oeste, siendo posiblemente menor en esta última.

5.4.3.12.2. Zonas de baja susceptibilidad

Las zonas de baja susceptibilidad se caracterizan por constituir zonas de baja o nula pendiente (menores a 12.1°), alto índice topográfico de humedad (entre 12.9 y 26.4) y bajo índice de potencia de cauce (entre 7.16 y 18.24), asociado principalmente a zonas con presencia de depósitos poco o no consolidados – ya sean depósitos fluviales/aluviales recientes o de remoción en masa – o cuerpos de agua, ubicadas a baja elevación (entre 995 y 4290), lejos de fallas (entre 309 y 26251 m) y laderas principalmente de orientación noreste.

Las pendientes bajas de la zona de estudio favorecen la inmovilización de los sedimentos, así también como estabilizan cinemáticamente las discontinuidades presentes en las rocas de la zona de estudio. Además, las pendientes bajas en la zona de estudio favorecerían la presencia de zonas con tendencia a la acumulación de agua, haciendo además que el escurrimiento del agua en estas zonas sea relativamente de baja velocidad, justificando así, por una parte, los valores elevados del índice topográfico de humedad, y los valores bajos del índice de potencia de cauce.

En cuanto a la elevación, las zonas de baja susceptibilidad estarían asociadas a bajas elevaciones, en relación con la ausencia de procesos meteorológicos y de meteorización de las rocas que degradan la calidad geotécnica de las rocas, tales como los procesos mencionados

anteriormente para las zonas de muy alta susceptibilidad.

La distancia a fallas de las zonas de baja susceptibilidad sería relativamente alta, indicando posiblemente la ausencia de estructuras asociadas al movimiento pasado de estas fallas. De esta manera, las rocas de las zonas más alejadas de las fallas tendrían una mejor calidad geotécnica que las rocas más cercanas a estas estructuras mayores.

Para finalizar, la orientación preferencial noreste de las zonas de baja susceptibilidad podría tener relación con la ocurrencia de los mismos procesos y factores nombrados anteriormente para las zonas de alta susceptibilidad (orientación preferencial de corrientes de aire, radiación solar), pero con una menor intensidad. Así mismo, la densidad de cobertura vegetal en laderas de esta orientación podría ser mayor que en las demás orientaciones, favoreciendo la estabilización del terreno y disminuyendo la probabilidad de ocurrencia de remociones en masa.

Capítulo 6

Conclusiones

A lo largo de Chile, y también en el mundo, las remociones en masa corresponden a eventos geológicos que pueden llegar a ser devastadores y resultar en grandes pérdidas humanas y económicas. Es por lo anterior que se hace menester la evaluación cuidadosa y la zonificación tanto de las zonas de posible generación, así también como el posible alcance y los periodos de recurrencia que estos eventos pueden tener en un lugar determinado.

La metodología de evaluación de susceptibilidad de remociones en masa presentada en este trabajo, basada en la utilización de redes neuronales convolucionales, constituye un método rápido, eficaz y de bajo costo, al basarse en la extracción de rasgos de alto nivel y su combinación óptima, a partir de factores condicionantes que pueden ser conseguidos y calculados fácilmente. La arquitectura de red utilizada correspondió a una red neuronal convolucional de una dimensión, con la cual se pudieron obtener modelos de susceptibilidad de remociones en masa de la comuna de San José de Maipo que pudieron ser validados tanto de forma estadística, como de forma geológica-morfológica-hidrológica, permitiendo a su vez también validar el número de ejemplos utilizados en la etapa de entrenamiento.

Los mapas de susceptibilidad derivados de los modelos poseen diferencias en cuanto a la dureza de clasificación (cercanía de los valores pronosticados con respecto a 0 o 1), probablemente como resultado del uso de la función sigmoide en el output de la red. El modelo de 169 épocas, si bien tiene mejores resultados de validación estadística, solo pudo ser reclasificado en 3 categorías de susceptibilidad, provocando una sobrestimación de las zonas con una alta susceptibilidad, mientras que el modelo de 30 épocas pudo ser reclasificado en 4 categorías de susceptibilidad permitiendo no sobreestimar las zonas de mayor susceptibilidad en el área de estudio. En cuanto a las comparaciones con los polígonos del mapa inventario, el modelo de 169 épocas no permite diferenciar de forma clara las zonas de transporte de las remociones en masa mapeadas, mientras que el modelos de 30 épocas sí lo logra realizar. Es por todo lo anterior que se justifica el modelo de 30 épocas como un mejor representante de las distintas categorías de susceptibilidad construidas, y se recomienda su utilización como input inicial para futuros estudios de peligros y/o planificación de medidas de mitigación y planificación territorial.

El error de predicción de la red es bastante bajo, haciendo que la distribución de los valores de los factores condicionantes de los puntos de aplicación sea similar a la distribución de los valores de los factores condicionantes de los ejemplos utilizados para entrenar la red.

Sin embargo, a pesar de lo anterior, esta condición no limita completamente la capacidad de predicción de la red de los valores de susceptibilidad, cuando se le entregan valores nunca antes vistos, por lo que no necesariamente el no muestreo de todas las clases pertenecientes a un factor condicionante afectan la capacidad de decisión de la red.

Los factores condicionantes utilizados para la evaluación de susceptibilidad se eligieron bajo un trabajo combinado entre revisión de bibliografía de trabajos anteriores en sectores puntuales de la zona de estudio, como revisión de bibliografía trabajos de evaluación de susceptibilidad basados en la utilización de inteligencia artificial. Lo anterior permitió evidenciar la ausencia general de la utilización de factores hidrológicos, que pueden llegar a tener gran relevancia en la generación de remociones en masa, y que en la zona de estudio particularmente corresponden al índice topográfico de humedad, el índice de potencia de cauce y la distancia a la red de drenaje. En cuanto a la escala de los factores utilizados, no todos poseen la misma, haciendo que los resultados de susceptibilidad obtenidos en un punto del espacio no sean resultado de las características netamente locales del terreno, y por lo cual se recomienda la utilización de los mapas de susceptibilidad obtenidos a la escala regional.

Finalmente, los factores condicionantes relevantes para la evaluación de susceptibilidad de remociones en masa del área de estudio correspondieron, en orden decreciente de importancia para el modelo de 30 épocas, a: pendiente; TWI; geología; SPI; aspecto; elevación; distancia a fallas, y; distancia a red de drenaje. Lo anterior permitió realizar una caracterización de las zonas de alta y baja susceptibilidad en el área de estudio en función de estos factores condicionantes, si bien en particular las zonas de baja susceptibilidad se encuentran altamente condicionadas por la forma en que se eligieron los ejemplos correspondientes a zonas libres de remociones en masa. Además, se hace énfasis en que estos resultados fueron obtenidos sin diferenciar por tipo de remoción en masa, de tal manera que para lograr un entendimiento más detallado de las condiciones más propicias para la generación de flujos, deslizamientos y caídas, se necesita trabajar con mapas inventarios diferenciados por tipo de remoción en masa, con el objetivo de realizar una evaluación de susceptibilidad más detallada del área de estudio.

Capítulo 7

Recomendaciones

A modo de mejorar/complementar los resultados obtenidos en este trabajo, se sugieren las siguientes recomendaciones:

- Trabajar con factores condicionantes que posean todos la misma escala. Esto permitirá aprovechar en su totalidad los factores condicionantes que poseen escalas locales, y así realizar una evaluación de susceptibilidad de remociones en masa detallada de la zona de estudio.
- Llevar a cabo un proceso de análisis de correlación entre factores condicionantes, previo a la generación de vectores característicos en cada punto del espacio a evaluar, con el objetivo de descartar de manera rápida aquellos factores que no poseen incidencia en la ocurrencia de remociones en masa.
- Realizar un análisis previo a nivel conceptual de las zonas de alta y baja susceptibilidad de remociones en masa, con el objetivo de realizar una elección de puntos de entrenamiento más representativa y con una menor restricción hacia un factor condicionante específico, especialmente para los puntos libres de remociones en masa.
- Separar el análisis de susceptibilidad por tipo de remoción en masa, a modo de realizar una evaluación más detallada de los distintos procesos que toman lugar en el área de estudio. Esto puede ser llevado a cabo mediante campañas de terreno orientadas a caracterizar las zonas de generación de los distintos tipos de remociones en masa, reconociendo cuales son los factores condicionantes que presentan incidencia en su generación.
- Probar la utilización de distintas funciones de activación en las capas ocultas, y cambiar el output de la red neuronal por una función softmax. Esto permitirá tener un criterio más amplio sobre cual tipo de función de activación es la más adecuada para el entrenamiento de la red, así como el cambio del output por la función softmax podría permitir obtener una distribución gaussiana de probabilidad de los valores de susceptibilidad pronosticados, evitando posiblemente que la red entregue valores duros.

- Comparar los resultados obtenidos con otras metodologías de evaluación de susceptibilidad basadas o no en inteligencia artificial. Por ejemplo, podría ser útil la comparación de los resultados obtenidos en este trabajo con los que se podrían obtener utilizando una red neuronal totalmente conectada o con una metodología basada en proceso jerárquico analítico. Esto podría permitir, por una parte, complementar aún más la validación de los resultados obtenidos, así como podría permitir evaluar el desempeño de un modelo frente a otro.

Bibliografía

- Aggarwal, C. C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning*. Cham: Springer International Publishing. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-94463-0> doi: 10.1007/978-3-319-94463-0
- Aguirre, L. (1960). Geología de los Andes de Chile Central, provincia de Aconcagua. *Instituto de Investigaciones Geológicas, Boletín*, 9, 1–70.
- Aguirre, L., y Egert, E. (1965). Cuadrángulo Quebrada Marquesa. *Instituto de Investigaciones Geológicas, Carta Geológica de Chile, No. 15*, 92 p.
- Aguirre, L., Feraud, G., Vergara, M., Carrasco, J., y Morata, D. (2000). $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ ages of basic flows from the Valle Nevado stratified sequence (Farellones Formation), Andes of Central Chile. En *Actas IX Congreso Geológico Chileno, Puerto Varas* (pp. 583–585). Puerto Varas.
- Aleotti, P., y Chowdhury, R. (1999, aug). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1), 21–44. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s100640050066> doi: 10.1007/s100640050066
- Alfaro, A., Pantoja, G., y Brantt, H. (2018). Peligro de remoción en masa en la región de Coquimbo-Sector Norte. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Informe Registrado IR-18-68, 40 p., 3 anexos. Santiago*.
- Álvarez, P., Aguirre-Urreta, M., Godoy, E., y Ramos, V. (1997). Estratigrafía del Jurásico de la Cordillera Principal de Argentina y Chile (33°45′–34°00′LS). En *VIII Congreso Geológico Chileno, 1*, 425–429. Antofagasta, Chile.
- Ancona, M., Oztireli, C., y Gross, M. (2019, 09–15 Jun). Explaining deep neural networks with a polynomial time algorithm for shapley value approximation. En Kamalika C. y Ruslan, S. (Eds.), *Proceedings of the 36th international conference on machine learning* (Vol. 97, pp. 272–281). PMLR. Descargado de <http://proceedings.mlr.press/v97/ancona19a.html>
- Andrieu, C., de Freitas, N., Doucet, A., y Jordan, M. (2003). An Introduction to MCMC for Machine Learning. *Machine Learning*, 50, 5–43. doi: <https://doi.org/10.1023/A:1020281327116>
- Antinao, J. L., y Gosse, J. (2009, mar). Large rockslides in the Southern Central Andes of Chile (32–34.5°S): Tectonic control and significance for Quaternary landscape evolution. *Geomorphology*, 104(3-4), 117–133. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169555X08003590> doi: 10.1016/j.geomorph.2008.08.008
- Antoine, P. (1977). *Reflexions sur la cartographie ZERMOS et bilan des experiences en cours*.

Comite Francais De Geologie De L'Ingenieur.

- Arcos, J. (1987). *Geología del cuadrángulo Termas del Flaco, provincia de Colchagua, VI región, Chile* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Arenas, M., Fernández, J., Marín, M., y Sepúlveda, S. (2010). *Efectos geológicos del sismo del 27 de Febrero de 2010: Estado de deslizamiento activo cerro Divisadero San José de Maipo, región Metropolitana* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 2p. Santiago.
- Armijo, R., Rauld, R., Thiele, R., Vargas, G., Campos, J., Lacassin, R., y Kausel, E. (2010, apr). The West Andean Thrust, the San Ramón Fault, and the seismic hazard for Santiago, Chile. *Tectonics*, 29(2), n/a–n/a. Descargado de <http://doi.wiley.com/10.1029/2008TC002427> doi: 10.1029/2008TC002427
- Ayalew, L., Yamagishi, H., y Ugawa, N. (2004, mar). Landslide susceptibility mapping using GIS-based weighted linear combination, the case in Tsugawa area of Agano River, Niigata Prefecture, Japan. *Landslides*, 1(1), 73–81. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-003-0006-9> doi: 10.1007/s10346-003-0006-9
- Báez, F. (2018). *Evaluación y zonificación del peligro de remociones en masa en Ruta G-25 Camino al Volcán, San José de Maipo, Región Metropolitana* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Baeza, O. (1999). *Análisis de litofacies, evolución depositacional y análisis estructural de la Formación Abanico en el área comprendida entre los ríos Yeso y Volcán, Región Metropolitana* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Baillifard, F., Jaboyedoff, M., y Sartori, M. (2003, oct). Rockfall hazard mapping along a mountainous road in Switzerland using a GIS-based parameter rating approach. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 3(5), 435–442. Descargado de <https://nhess.copernicus.org/articles/3/435/2003/> doi: 10.5194/nhess-3-435-2003
- Beccar, I., Vergara, M., y Munizaga, F. (1986). Edades K-Ar de la Formación Farellones, en el Cordón del Cerro La Parva, Cordillera de los Andes de Santiago, Chile. *Revista Geológica de Chile*(28–29), 109–113.
- Benado, J., Schilling, M., y Brilha, J. B. (2012). Cajón del Maipo Geopark project: preliminary study. En *11th European Geoparks Conference* (pp. 41–42). Arouca: Associação Geoparque Arouca (AGA).
- Biró, L. (1964). *Límite Titónico-Neocomiano en Lo Valdés* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Börgel, R. (1983). *Geografía de Chile: Geomorfología*. Santiago: Instituto Geográfico Militar.
- Brabb, E. (1984). Innovative approaches for landslide hazard evaluation. En *IV International Symposium on Landslides* (p. 307–323). Toronto, Canadá.
- Bradley, A. P. (1997, jul). The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, 30(7), 1145–1159. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0031320396001422> doi: 10.1016/S0031-3203(96)00142-2
- Bravo, P. (2001). *Geología del borde oriental de la Cordillera de la Costa entre los ríos Mataquito y Maule, VII Región* (Memoria de Título). Universidad de Chile.

- Brüggen, J. (1950). *Fundamentos de la Geología de Chile*. Santiago: Instituto Geográfico Militar.
- Bucarey, N. (2018). *Evaluación de la susceptibilidad de flujos de detritos en quebradas Carrizalillo y de Meléndez, Comuna de Tierra Amarilla, Región de Atacama* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Bui, D. T., Tsangaratos, P., Nguyen, V.-T., Liem, N. V., y Trinh, P. T. (2020, may). Comparing the prediction performance of a Deep Learning Neural Network model with conventional machine learning models in landslide susceptibility assessment. *CATENA*, 188, 104426. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0341816219305685> doi: 10.1016/j.catena.2019.104426
- Bzdok, D., Altman, N., y Krzywinski, M. (2018, apr). Statistics versus machine learning. *Nature Methods*, 15(4), 233–234. Descargado de <http://www.nature.com/articles/nmeth.4642> doi: 10.1038/nmeth.4642
- Cade-Idepe Consultores en Ingeniería. (2004). Diagnóstico y Clasificación de los Cursos y Cuerpos de Agua Según Objetivos de Calidad, Cuenca del Río Maipo. *Gobierno de Chile, Ministerio de Obras Públicas, Dirección General de Aguas*, 201.
- Charrier, R. (1981). Mesozoic and Cenozoic stratigraphy of the Central Argentinian Chilean Andes (32°–35°S) and chronology of their tectonic evolution. *Zentralblatt für Geologie und Paläontologie, Teil 1*, 344–355.
- Charrier, R., Baeza, O., Elgueta, S., Flynn, J., Gans, P., Kay, S., ... Zurita, E. (2002, apr). Evidence for Cenozoic extensional basin development and tectonic inversion south of the flat-slab segment, southern Central Andes, Chile (33°–36°S.L.). *Journal of South American Earth Sciences*, 15(1), 117–139. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895981102000093> doi: 10.1016/S0895-9811(02)00009-3
- Charrier, R., Bustamante, M., Comte, D., Elgueta, S., Flynn, J., Iturra, N., ... Wyss, A. (2005, 05). The abanico extensional basin: Regional extension, chronology of tectonic inversion and relation to shallow seismic activity and andean uplift. *Neues Jahrbuch für Geologie und Paläontologie - Abhandlungen*, 236(1-2), 43-77. Descargado de <http://dx.doi.org/10.1127/njgpa/236/2005/43> doi: 10.1127/njgpa/236/2005/43
- Charrier, R., Pinto, L., y Rodríguez, M. P. (2007). Tectonostratigraphic evolution of the Andean Orogen in Chile. En Moreno, T. y Gibbons, W. (Eds.), *The geology of Chile*. Geological Society, London, 21-114.
- Charrier, R., Ramos, V. A., Tapia, F., y Sagripanti, L. (2015). Tectono-stratigraphic evolution of the Andean Orogen between 31 and 37°S (Chile and Western Argentina). *Geological Society, London, Special Publications*, 399(1), 13–61. Descargado de <http://sp.lyellcollection.org/lookup/doi/10.1144/SP399.20> doi: 10.1144/SP399.20
- Charrier, R., Wyss, A., Flynn, J., Swisher, C., Norell, M., Zapatta, F., ... Novacek, M. (1996, sep). New evidence for late mesozoic-early Cenozoic evolution of the Chilean Andes in the upper Tinguiririca valley (35° S), central Chile. *Journal of South American Earth Sciences*, 9(5-6), 393–422. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895981196000351> doi: 10.1016/S0895-9811(96)00035-1
- Charrier, R., Wyss, A., Flynn, J., Swisher, C., Spichiger, S., y Zapatta, F. (1994). Nuevos antecedentes estratigráficos y estructurales para las formaciones Coya-Machalí y

- Abanico, entre 33°50' y 35° S, Cordillera Principal Chilena. En *Actas VII Congreso Geológico Chileno* (Vol. 2, pp. 1316–1319). Concepción.
- Chen, Y., Ming, D., Ling, X., Lv, X., y Zhou, C. (2021). Landslide Susceptibility Mapping Using Feature Fusion-Based CPCNN-ML in Lantau Island, Hong Kong. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 3625–3639. Descargado de <https://ieeexplore.ieee.org/document/9380727/> doi: 10.1109/JSTARS.2021.3066378
- Chi, K.-H., Park, N.-W., y Chung, C.-J. (2002). Fuzzy logic integration for landslide hazard mapping using spatial data from Boeun, Korea. En *Symposium on geospatial theory, processing and applications* (p. 6). Ottawa.
- Chiu, D. (1991). *Geología del relleno Cuaternario de las hoyas de los ríos Yeso, Volcán y Maipo, este último entre las localidades de Guayacán y los Queltehues, región metropolitana* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Cornejo, P. C., y Mahood, G. A. (1997). Seeing past the effects of re-equilibration to reconstruct magmatic gradients in plutons: La gloria pluton, central chilean andes. *Contributions to Mineralogy and Petrology*, 127(1/2), 159-175.
- Cortés, G., Schaller, S., Rojas, M., Garcia, L., Descalzi, A., Vargas, L., y McPhee, J. (2012). *Assessment of the current climate and expected climate changes in the Metropolitan Region of Santiago de Chile* (UFZ Reports n.º 03/2012). Helmholtz Centre for Environmental Research (UFZ). Descargado de <https://ideas.repec.org/p/zbw/ufzrep/032012.html>
- Covacevich, V., Varela, J., y Vergara, M. (1976). Estratigrafía y sedimentación de la Formación Baños del Flaco al sur del río Tinguiririca, Cordillera de los Andes, provincia de Curicó, Chile. En *I Congreso Geológico Chileno* (pp. A191–A211). Santiago, Chile.
- Crozier, M. (1986). Landslides: Causes, Consequences and Environment. *Croom Helm Australia Pty. Ltd.*, 252.
- Cruden, D. (1991, apr). A simple definition of a landslide. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, 43(1), 27–29. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/BF02590167> doi: 10.1007/BF02590167
- Cruden, D., y Varnes, D. (1996). Landslide types and processes. En National Academy Press (Ed.), *Landslides investigations and mitigation* (1.ª ed., p. 40). Washington: Transportation Research Board.
- Dai, F., Lee, C., y Ngai, Y. (2002, apr). Landslide risk assessment and management: an overview. *Engineering Geology*, 64(1), 65–87. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S001379520100093X> doi: 10.1016/S0013-7952(01)00093-X
- Díaz, G. (2018). *Evaluación de la susceptibilidad de remoción en masa en la localidad de El Ingenio, comuna de San José de Maipo, Chile* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Dikau, R., Brunsden, D., Schrott, L., y Ibsen, M. L. (1996). *Landslide Recognition: Identification, Movement and Causes*. Chichester, UK: John Wiley & Sons.
- Dou, J., Yunus, A. P., Bui, D. T., Merghadi, A., Sahana, M., Zhu, Z., . . . Pham, B. T. (2020, mar). Improved landslide assessment using support vector machine with bagging, boost-

- ting, and stacking ensemble machine learning framework in a mountainous watershed, Japan. *Landslides*, 17(3), 641–658. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-019-01286-5> doi: 10.1007/s10346-019-01286-5
- Dou, J., Yunus, A. P., Tien Bui, D., Merghadi, A., Sahana, M., Zhu, Z., ... Pham, B. T. (2019, apr). Assessment of advanced random forest and decision tree algorithms for modeling rainfall-induced landslide susceptibility in the Izu-Oshima Volcanic Island, Japan. *Science of The Total Environment*, 662, 332–346. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0048969719303055> doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.01.221
- Drake, R. E., Curtis, G., y Vergara, M. (1976, nov). Potassium-argon dating of igneous activity in the central Chilean Andes — latitude 33°S. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 1(3), 285–295. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0377027376900123> doi: 10.1016/0377-0273(76)90012-3
- Elgueta, S., Baeza, O., Aguirre, R., Charrier, R., Muñoz, N., y Gana, P. (2000). Mecanismos de la depositación volcánoclastica oligo-miocena en el cajón del maipo, chile central. En *Actas IX Congreso Geológico Chileno* (Vol. 2, pp. 21–25). Puerto Varas.
- Encinas, A., Sagripanti, L., Rodríguez, M., Orts, D., Anavalón, A., Giroux, P., ... Valencia, V. (2021, feb). Tectonosedimentary evolution of the Coastal Cordillera and Central Depression of south-Central Chile (36°30′–42°S). *Earth-Science Reviews*, 213, 103465. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0012825220305110> doi: 10.1016/j.earscirev.2020.103465
- Ercanoglu, M., y Gokceoglu, C. (2004, nov). Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (West Black Sea Region, Turkey). *Engineering Geology*, 75(3-4), 229–250. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0013795204001115> doi: 10.1016/j.enggeo.2004.06.001
- Espinoza, L., y Cabrera, N. (2021). *Efectos geológicos del sistema frontal del 29 al 31 de enero de 2021, Ruta G-455 camino al embalse El Yeso, región Metropolitana*. SERNA-GEOMIN: 43p. Santiago.
- Espinoza, L., Marin, M., y Pantoja, G. (2019). Peligro de remociones en masa tipo flujo de la cuenca alta del río Maipo, Región Metropolitana de Santiago. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Informe Registrado IR -19-72: 1 mapa en dos hojas escala 1:100.000*.
- Fang, Z., Wang, Y., Peng, L., y Hong, H. (2020, jun). Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping. *Computers & Geosciences*, 139, 104470. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0098300419310039> doi: 10.1016/j.cageo.2020.104470
- Farías, M., Carretier, S., Charrier, R., Martinod, J., Tassara, A., Encinas, A., y Comte, D. (2008). No subsidence in the development of the central depression along the chilean margin. En *7th international symposium on andean geodynamics (isag), extended abstracts: Nice, france, institut de recherche pour le développement (ird) and the university of nice-sophia antipolis* (pp. 206–209).
- Farías, M., Comte, D., Charrier, R., Martinod, J., David, C., Tassara, A., ... Fock, A. (2010, jun). Crustal-scale structural architecture in central Chile based on seismi-

- city and surface geology: Implications for Andean mountain building. *Tectonics*, 29(3), 2009TC002480. Descargado de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2009TC002480> doi: 10.1029/2009TC002480
- Fariás, V. (2019). *Evaluación de peligro por procesos de ladera en la ruta G-455, comuna de San José de Maipo, región Metropolitana*. SERNAGEOMIN: 31p. Santiago.
- Fariás, V., y Marín, M. (2019). *Sobrevuelo en las cuencas altas de los ríos Maipo y Mapocho*. SERNAGEOMIN: 30p. Santiago.
- Fernández, J. C. (2001). *Flujos de detritos ocurridos el 25 de Diciembre de 2001 en el sector El Alfalfal, comuna de San José de Maipo* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 12p. Santiago.
- Flores, R., Arias, S., Jenschke, V., y Rosemberg, L. A. (1960). Engineering aspects of the earthquakes in the Maipo Valley, Chile, in 1958. En *Proceedings of 2nd World Conference in Earthquake Engineering* (Vol. 1). Japón.
- Flynn, J., y Wyss, A. (1999). New marsupials from the eocene-oligocene transition of the andean main range, chile. *Journal of Vertebrate Paleontology*, 19(3), 533–549. Descargado de <http://www.jstor.org/stable/4524014>
- Flynn, J., Wyss, A., Croft, D., y Charrier, R. (2003, jun). The Tinguiririca Fauna, Chile: biochronology, paleoecology, biogeography, and a new earliest Oligocene South American Land Mammal 'Age'. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 195(3-4), 229–259. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0031018203003602> doi: 10.1016/S0031-0182(03)00360-2
- Fock, A. (2005). *Cronología y Tectónica de la Exhumación en el Neógeno de los Andes de Chile Central entre los 33° y los 34° S* (Tesis de Magíster). Universidad de Chile.
- Fock, A., Rauld, R., Urresty, C., Badilla, P., y González-Muzzio, C. (2015). Planificación territorial y peligros geológicos: marco de referencia. En *XIV Congreso Geológico Chileno*. La Serena, Chile.
- Frattini, P., Crosta, G., y Carrara, A. (2010, feb). Techniques for evaluating the performance of landslide susceptibility models. *Engineering Geology*, 111(1-4), 62–72. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0013795209003007> doi: 10.1016/j.enggeo.2009.12.004
- Fuchs, S., Keiler, M., y Zischg, A. (2015, sep). A spatiotemporal multi-hazard exposure assessment based on property data. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 15(9), 2127–2142. Descargado de <https://nhess.copernicus.org/articles/15/2127/2015/> doi: 10.5194/nhess-15-2127-2015
- Fuentes, F., Aguirre, L., Vergara, M., Valdebenito, L., y Fonseca, E. (2004, noviembre). Miocene fossil hydrothermal system associated with a volcanic complex in the andes of central chile. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 138(1-2), 139–161. doi: 10.1016/j.jvolgeores.2004.07.001
- Fuentes, F., Vergara, M., Aguirre, L., y Féraud, G. (2002). Relaciones de contacto de unidades volcánicas terciarias de los andes de chile central (33° s): una reinterpretación sobre la base de dataciones 40ar/39ar. *Revista Geológica de Chile*, 29(2), 207–225.
- Fuentes, F., Vergara, M., Nyström, J., Levi, B., y Aguirre, L. (2000). Geology and geo-

- chemistry of tertiary volcanic rocks from the cuesta de chacabuco area. En *Actas IX Congreso Geológico Chileno* (Vol. 2, pp. 656–659). Puerto Varas.
- Gajardo, A., Garrido, N., y Marín, M. (2013). *Reconocimiento de depósitos de flujos de detritos en cursos fluviales de la cuenca del río Maipo, resultantes de remociones en masa del 21 de enero y 8 de febrero de 2013 en la región Metropolitana, y priorización para su eventual limpieza, a objeto de prevenir su impacto en el normal abastecimiento de agua potable para la región Metropolitana* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 18p. Santiago.
- Gana, P., y Tosdal, R. (1996). Geocronología U-Pb y K-Ar en intrusivos del Paleozoico y Mesozoico de la Cordillera de la Costa, Región de Valparaíso, Chile. *Revista Geológica de Chile*, 23 (2), 151–164. Descargado de <http://www.andeangeology.cl/index.php/revista1/article/view/V23n2-a04>
- Gana, P., y Wall, R. (1997). Evidencias geocronológicas $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ y K-Ar de un hiatus Cretácico Superior-Eoceno en Chile Central (33°-33° 30 'S). *Revista Geológica de Chile*, 24 (2), 145–163.
- Gariano, S. L., y Guzzetti, F. (2016, nov). Landslides in a changing climate. *Earth-Science Reviews*, 162, 227–252. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0012825216302458> doi: 10.1016/j.earscirev.2016.08.011
- Garreaud, R., y Rutllant, J. (1997). Precipitación estival en los Andes de Chile central: Aspectos climatológicos). *Atmósfera*, 10(4), 191–211.
- Giambiagi, L., Alvarez, P., Godoy, E., y Ramos, V. A. (2003, jul). The control of pre-existing extensional structures on the evolution of the southern sector of the Aconcagua fold and thrust belt, southern Andes. *Tectonophysics*, 369(1-2), 1–19. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0040195103001719> doi: 10.1016/S0040-1951(03)00171-9
- Giambiagi, L., y Ramos, V. (2002, apr). Structural evolution of the Andes in a transitional zone between flat and normal subduction (33°30'–33°45'S), Argentina and Chile. *Journal of South American Earth Sciences*, 15(1), 101–116. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895981102000081> doi: 10.1016/S0895-9811(02)00008-1
- Giambiagi, L., Ramos, V. A., Godoy, E., Alvarez, P. P., y Orts, S. (2003a, aug). Cenozoic deformation and tectonic style of the Andes, between 33° and 34° south latitude. *Tectonics*, 22(4), n/a–n/a. Descargado de <http://doi.wiley.com/10.1029/2001TC001354> doi: 10.1029/2001TC001354
- Giambiagi, L., Tassara, A., Mescua, J., Tunik, M., Alvarez, P. P., Godoy, E., ... Pagano, S. D. (2015). Evolution of shallow and deep structures along the Maipo–Tunuyán transect (33°40'S): from the Pacific coast to the Andean foreland. *Geological Society, London, Special Publications*, 399(1), 63–82. Descargado de <http://sp.lyellcollection.org/lookup/doi/10.1144/SP399.14> doi: 10.1144/SP399.14
- Godoy, E. (1998). Intrusivos sintectónicos entre los ríos aconcagua y cachapoal, andes de Chile central. En *Actas X Congreso Latinoamericano de Geología y XV Congreso Nacional de Geología Económica* (Vol. 2, pp. 149–154).
- Godoy, E., Yañez, G., y Vera, E. (1999, jun). Inversion of an Oligocene volcano-tectonic

- basin and uplifting of its superimposed Miocene magmatic arc in the Chilean Central Andes: first seismic and gravity evidences. *Tectonophysics*, 306(2), 217–236. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0040195199000463> doi: 10.1016/S0040-1951(99)00046-3
- González, O. (1963). Observaciones geológicas en el valle del Río Volcán. *Revista Minerale*, 17, 20–61.
- González, O., y Vergara, M. (1962). Reconocimiento geológico de la Cordillera de los Andes entre los paralelos 35° y 38° latitud S. *Instituto de Geología, Universidad de Chile, Santiago, Publicación*, 24.
- González, P., Lagos, J., Remolar, R., y Villela, B. (2018). Susceptibilidad de generación de remociones en masa y evaluación de su alcance. caso de estudio en san José de Maipo, región metropolitana, Chile. En *XV Congreso Geológico Chileno*. Concepción, Chile.
- Gorsevski, P. V., Gessler, P. E., y Jankowski, P. (2003, nov). Integrating a fuzzy k -means classification and a Bayesian approach for spatial prediction of landslide hazard. *Journal of Geographical Systems*, 5(3), 223–251. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10109-003-0113-0> doi: 10.1007/s10109-003-0113-0
- Guinau, M., Vilajosana, I., y Vilaplana, J. M. (2007). Gis-based debris flow source and runout susceptibility assessment from dem data – a case study in nw Nicaragua. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 7(6), 703–716. Descargado de <https://nhess.copernicus.org/articles/7/703/2007/> doi: 10.5194/nhess-7-703-2007
- Gupta, R., y Joshi, B. (1990, feb). Landslide hazard zoning using the GIS approach—A case study from the Ramganga catchment, Himalayas. *Engineering Geology*, 28(1-2), 119–131. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0013795290900372> doi: 10.1016/0013-7952(90)90037-2
- Guzzetti, F. (2006). *Landslide Hazard and Risk Assessment* (Tesis de Doctorado). Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn.
- Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., y Reichenbach, P. (1999, dec). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 31(1-4), 181–216. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169555X99000781> doi: 10.1016/S0169-555X(99)00078-1
- Hajimoradlou, A., Roberti, G., y Poole, D. (2020, jul). Predicting Landslides Using Locally Aligned Convolutional Neural Networks. En *Proceedings of the twenty-ninth international joint conference on artificial intelligence* (pp. 3342–3348). California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization. Descargado de <https://www.ijcai.org/proceedings/2020/462> doi: 10.24963/ijcai.2020/462
- Hallam, A., Biró-Bagóczy, L., y Perez, E. (1986, jul). Facies analysis of the Lo Valdés Formation (Tithonian–Hauterivian) of the High Cordillera of central Chile, and the palaeogeographic evolution of the Andean Basin. *Geological Magazine*, 123(4), 425–435. Descargado de https://www.cambridge.org/core/product/identifier/S0016756800033513/type/journal_article doi: 10.1017/S0016756800033513
- Hauser, A. (1985). Flujos de barro en la zona preandina de la región Metropolitana: características, causas, efectos, riesgos y medidas preventivas. *Revista Geológica de Chile*(24),

75–92.

- Hauser, A. (1991). *Estudio geotécnico flujos detríticos en Quebrada Las Amarillas, sector Baños Morales región Metropolitana* (Inf. Téc.). Santiago: SERNAGEOMIN.
- Hauser, A. (1993). *Informe geotécnico referido a la evaluación de riesgos de remociones en masa, sector Villa del Valle, Baños Morales, región Metropolitana* (Inf. Téc.). Santiago: SERNAGEOMIN.
- Hauser, A. (1995). *Estudio de riesgos geológicos en sector de Lo Valdés, comuna de San José de Maipo, Región Metropolitana* (Inf. Téc.). Santiago: SERNAGEOMIN, Subdirección Nacional de Geología.
- Hauser, A. (1996). *Geología, geotecnia y evaluación del riesgo aluvional en torno a la localidad de San Alfonso, región Metropolitana* (Inf. Téc.). Santiago: SERNAGEOMIN.
- Hauser, A. (2000). Remociones en masa en Chile. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Boletín No 59, Versión Actualizada, 89p. Santiago.*
- Humbert, M. (1977, dec). La cartographie en france des zones exposees a des risques lies aux mouvements du sol—Cartes zermos. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, 16(1), 80–82. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/BF02591455> doi: 10.1007/BF02591455
- Hungr, O., Leroueil, S., y Picarelli, L. (2014, apr). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, 11(2), 167–194. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-013-0436-y> doi: 10.1007/s10346-013-0436-y
- Jaboyedoff, M., Michoud, C., Derron, M. H., Voumard, J., Leibundgut, K., Sudmeier-Rieux, C., ... Leroi, E. (2016). Human-Induced Landslides: Toward the analysis of anthropogenic changes of the slope environment. En Aversa (Ed.), *Landslides and engineered slopes. experience, theory and practice* (1.^a ed., p. 16). Roma, Italia: Associazione Geotecnica Italiana.
- Jara, C., y Alfaro, A. (2019). *Evaluación de peligro por caída de rocas en el sector del Embalse el Yeso, ruta G455, comuna de San José de Maipo, Región Metropolitana.* SERNAGEOMIN: 18p. Santiago.
- Jotisankasa, A., Mairaing, W., y Tansamrit, S. (2020, sep). Infiltration and stability of soil slope with vetiver grass subjected to rainfall from numerical modeling. En *Unsaturated soils: Research & applications* (pp. 1241–1247). CRC Press. Descargado de <https://www.taylorfrancis.com/books/9781000115352/chapters/10.1201/9781003070580-46> doi: 10.1201/9781003070580-46
- Kanungo, D. P., Arora, M., Sarkar, S., y Gupta, R. (2009). Landslide Susceptibility Zonation (LSZ) Mapping - A Review. *Journal of South Asian Studies*, 2(1), 26.
- Kawabata, D., y Bandibas, J. (2009, dec). Landslide susceptibility mapping using geological data, a DEM from ASTER images and an Artificial Neural Network (ANN). *Geomorphology*, 113(1-2), 97–109. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169555X09002372> doi: 10.1016/j.geomorph.2009.06.006
- Keefer, D. K. (2002). Investigating Landslides Caused by Earthquakes – A Historical Review. *Surveys in Geophysics*, 23, 473–510. doi: <https://doi.org/10.1023/A:1021274710840>

- Khan, H., Shafique, M., Khan, M. A., Bacha, M. A., Shah, S. U., y Calligaris, C. (2019, apr). Landslide susceptibility assessment using Frequency Ratio, a case study of northern Pakistan. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 22(1), 11–24. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1110982316300989> doi: 10.1016/j.ejrs.2018.03.004
- Kingma, D. P., y Ba, J. (2015, dec). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *3rd International Conference for Learning Representations*, 1–13. Descargado de <http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- Klohn, C. (1960). Geología de la Cordillera de los Andes de Chile Central, provincia de Santiago, O'Higgins, Colchagua y Curicó. *Instituto de Investigaciones Geológicas, Boletín*, 8, 1–95.
- Kurtz, A., Kay, S., Charrier, R., y Farrar, E. (1997). Geochronology of Miocene plutons and exhumation history of the El Teniente region, Central Chile (34°-35°S). *Revista Geológica de Chile*, 24(1), 75–90. Descargado de <http://www.andangeology.cl/index.php/revista1/article/view/V24n1-a05> doi: <http://dx.doi.org/10.5027/andgeoV24n1-a05>
- Lara, M. (2007). *Metodología para la evaluación y zonificación de peligro de remociones en masa con aplicación en la Quebrada San Ramón, Santiago Oriente, Región Metropolitana* (Tesis de Magíster). Universidad de Chile.
- Lara, M., Sepúlveda, S. A., Celis, C., Rebolledo, S., y Ceballos, P. (2018, aug). Landslide susceptibility maps of Santiago city Andean foothills, Chile. *Andean Geology*, 45(3), 433. Descargado de <http://www.andangeology.cl/index.php/revista1/article/view/V45n3-3151> doi: 10.5027/andgeoV45n3-3151
- Lavenu, A., y Cembrano, J. (2008). Deformación compresiva cuaternaria en la Cordillera Principal de Chile central (Cajón del Maipo, este de Santiago). *Revista geológica de Chile*, 35, 233 - 252. Descargado de http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0716-02082008000200003&nrm=iso doi: 10.4067/S0716-02082008000200003
- Leroueil, S., y Locat, J. (1998). Slope movements — Geotechnical characterization, risk assessment and mitigation. En *8th international iaeg congress*. Balkema, Rotterdam.
- Li, H.-b., Xu, Y.-r., Zhou, J.-w., Wang, X.-k., Yamagishi, H., y Dou, J. (2020, mar). Preliminary analyses of a catastrophic landslide occurred on July 23, 2019, in Guizhou Province, China. *Landslides*, 17(3), 719–724. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-019-01334-0> doi: 10.1007/s10346-019-01334-0
- Li, L., Lan, H., Guo, C., Zhang, Y., Li, Q., y Wu, Y. (2017, apr). A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment. *Landslides*, 14(2), 727–741. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-016-0771-x> doi: 10.1007/s10346-016-0771-x
- Likitlersuang, S., Takahashi, A., y Eab, K. H. (2017, jun). Modeling of Root-reinforced Soil Slope under Rainfall Condition. *Engineering Journal*, 21(3), 123–132. Descargado de <http://www.engj.org/index.php/ej/article/view/1326/563> doi: 10.4186/ej.2017.21.3.123
- Löbmann, M. T., Geitner, C., Wellstein, C., y Zerbe, S. (2020, oct). The influence of herbaceous vegetation on slope stability – A review. *Earth-Science Re-*

- views*, 209, 103328. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0012825220303743> doi: 10.1016/j.earscirev.2020.103328
- Lundberg, S., y Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *arXiv preprint arXiv:1705.07874*.
- Ma, Z., Mei, G., y Piccialli, F. (2020, nov). Machine learning for landslides prevention: a survey. *Neural Computing and Applications*. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s00521-020-05529-8> doi: 10.1007/s00521-020-05529-8
- Marín, M., Alfaro, A., y Espinoza, L. (2019). *Observaciones geológicas del flujo de detritos en la quebrada de San Antonio, comuna de San José de Maipo, región Metropolitana*. SERNAGEOMIN: 12p. Santiago.
- Marín, M., Contreras, J. P., y Olea, P. (2017). *Efectos geológicos del sistema frontal en la zona central del país, el 25 y 26 de febrero de 2017, comuna de San José de Maipo, Región metropolitana*. SERNAGEOMIN: 32p. Santiago.
- Marín, M., y Garrido, N. (2012). *Inspección técnica por derrumbe en vivienda de Av. El Carmen, comuna de San José de Maipo, región metropolitana* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 5p. Santiago.
- Martínez, R., y Osorio, R. (1963). Consideraciones preliminares sobre la presencia de carófitas fósiles en la Formación Colimapu. *Minerales*, 18(82), 26–43.
- McCull, S. T. (2015). Landslide Causes and Triggers. En *Landslide hazards, risks and disasters* (pp. 17–42). Elsevier. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780123964526000021> doi: 10.1016/B978-0-12-396452-6.00002-1
- Meneroud, J., y Calvino, A. (1976). *Carte zermos, zones exposées à des risques liés aux mouvements du sol et du sous-sol 1: 25,000: région de la moyenne vésubie (alpes-maritimes)*. Bureau de recherches géologiques et minières.
- Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., ... Abderrahmane, B. (2020, aug). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, 207, 103225. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0012825220302713> doi: 10.1016/j.earscirev.2020.103225
- Morel, R. (1981). *Geología del sector norte de la hoja Gualleco entre los 35°00' y 35°10' latitud sur, provincia de Talca, VII región, Chile* (Tesis de Magíster). Universidad de Chile.
- Moreno, H., Thiele, R., y Varela, J. (1991). *Estudio geológico y de riesgos volcánico y de remoción en masa del proyecto hidroeléctrico Alfalfal II - Las Lajas*. Departamento de Geología y Geofísica, Universidad de Chile: 206p. Santiago.
- Morgenstern, N. (1993, jun). Evaluation of slope stability – a 25 year perspective. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 30(3), A195. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/014890629393166U> doi: 10.1016/0148-9062(93)93166-U
- Mpodozis, C., y Ramos, V. (1989). The andes of chile and argentina. En Ericksen, G. E., Cañas, M. T., y Reinemud, J. A. (Eds.), *Geology of the Andes and its Relation to Hydrocarbon and Mineral Resources*. Circumpacific Council for Energy and Mineral

- Resources, Houston, Earth Science Series, 11, 59-90.
- Muñoz, A. (2016). *Catastro y reconocimiento de zonas susceptibles de remociones en masa, inundaciones y socavones en la ruta G-25, Provincia Cordillera, Región Metropolitana*. Informe de Proyecto II (Inédito), Universidad de Chile, Departamento de Geología: 33p.
- Muñoz, A. (2018). *Metodología para evaluar la amenaza de flujos de detritos utilizando un análisis jerárquico de procesos y el software RAMMS, con aplicación en la Cuenca del Estero San Alfonso, Región Metropolitana* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Muñoz, A., Fernández, J., Marín, M., Sepúlveda, N., Farías, V., Espinoza, L., y Alfaro, A. (2021). *Síntesis del levantamiento de áreas afectadas por flujos durante el evento hidrometeorológico del 29 al 31 de enero de 2021, sectores de población Victoria, San Alfonso, El Volcán y La Mercedita, comuna de San José de Maipo, región Metropolitana* [Informe Técnico]. SERNAGEOMIN: 31p. Santiago.
- Muñoz, M. (2005). *Geoquímica, metamorfismo y petrogénesis de la franja oriental de la Formación Abanico en Chile central, área de El Volcán, Cajón del Maipo (33°50'S, 70°12'- 70°05')* (Tesis de Magíster). Universidad de Chile.
- Muñoz Cristi, J., y Karzulovic, J. (1958). Geología de la región de Santa Cruz [Informe inédito]. *Instituto de Geología, Universidad de Chile, Santiago*.
- Muñoz-Schik, M., Moreira-Muñoz, A., Villagrán, C., y Luebert, F. (2000). Caracterización Florística y Pisos de Vegetación en los Andes de Santiago, Chile central. *Boletín del Museo Nacional de Historia Natural*, 49, 9–50.
- Naithani, A. (1999). The himalayan landslides. *Employment News*, 23(47), 20–26.
- Naranjo, J., Fernández, J., y Antinao, J. (2001a). Estudio de peligros de flujos de detritos en el área de El Alfalfal, cuenca del Río Colorado, comuna San José de Maipo [Informe inédito]. *Servicio Nacional de Geología y Minería, 15 h. + anexo: 1 plano pleg.en bolsillo. Santiago*.
- Naranjo, J., Fernández, J., y Antinao, J. (2001b). Estudio de peligros de flujos de detritos en el área de Los Maitenes, río Colorado, comuna de San José de Maipo [Informe inédito]. *Servicio Nacional de Geología y Minería, 7 h. + anexo: il. Santiago*.
- Naranjo, J., y Hauser, A. (2005). *Informe sobre condiciones de riesgo de remoción en masa para el complejo hospitalario San José de Maipo* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 4p. Santiago.
- Ortiz, M., y Fernández, J. (2010). *Efectos geológicos del sismo del 27 de Febrero de 2010: Inestabilidad de laderas al poblado El Volcán, comuna San José de Maipo, región metropolitana de Santiago* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 3p. Santiago.
- Parada, M., Rivano, S., Sepulveda, P., Herve, M., Herve, F., Puig, A., ... Snelling, N. (1988, jan). Mesozoic and cenozoic plutonic development in the Andes of central Chile (30°30'–32°30'S). *Journal of South American Earth Sciences*, 1(3), 249–260. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/089598118890003X> doi: 10.1016/0895-9811(88)90003-X
- Pérez, A., Ruiz, J. A., Vargas, G., Rauld, R., Rebolledo, S., y Campos, J. (2014, mar). Improving seismotectonics and seismic hazard assessment along the San Ramón Fault at the eastern border of Santiago city, Chile. *Natural Hazards*, 71(1), 243–274. Descargado

- de <http://link.springer.com/10.1007/s11069-013-0908-3> doi: 10.1007/s11069-013-0908-3
- Pham, V. D., Nguyen, Q.-H., Nguyen, H.-D., Pham, V.-M., Vu, V. M., y Bui, Q.-T. (2020). Convolutional Neural Network—Optimized Moth Flame Algorithm for Shallow Landslide Susceptible Analysis. *IEEE Access*, 8, 32727–32736. Descargado de <https://ieeexplore.ieee.org/document/8999627/> doi: 10.1109/ACCESS.2020.2973415
- Pinyol, N. M., Alonso, E. E., Corominas, J., y Moya, J. (2012, mar). Canelles landslide: modelling rapid drawdown and fast potential sliding. *Landslides*, 9(1), 33–51. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-011-0264-x> doi: 10.1007/s10346-011-0264-x
- Piracés, R. (1977). *Geología de la Cordillera de la Costa entre Catapilco y Limache, región de Aconcagua* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Poudyal, C. P., Chang, C., Oh, H.-J., y Lee, S. (2010, sep). Landslide susceptibility maps comparing frequency ratio and artificial neural networks: a case study from the Nepal Himalaya. *Environmental Earth Sciences*, 61(5), 1049–1064. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s12665-009-0426-5> doi: 10.1007/s12665-009-0426-5
- Ramírez, P., y Garrido, N. (2012). *Inspección técnica a la localidad de San José de Maipo, región metropolitana, por derrumbe en ruta G-25, KM 51 e inestabilidad de macizo rocoso* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 5p. Santiago.
- Rauld, R. (2002). *Análisis morfoestructural del frente cordillerano de Santiago Oriente, entre el Río Mapocho y la Quebrada de Macul* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Rebolledo, S., Elgueta, S., Carrasco, N., Vatin, N., y Kieffer, G. (2000a). Zonificación del peligro de remoción en masa en San José de Maipo, Valle el Río Maipo, Región Metropolitana. En *IX Congreso Geológico Chileno* (Vol. 1). Puerto Varas, Chile.
- Rebolledo, S., Elgueta, S., Vogel, M., Vatin-Perignon, N., y Kieffer, G. (2000b). Remociones en masa en el sector de Lagunillas, valle del río Maipo, región Metropolitana. En *IX Congreso Geológico Chileno* (Vol. 1). Puerto Varas, Chile.
- Regmi, A. D., Devkota, K. C., Yoshida, K., Pradhan, B., Pourghasemi, H. R., Kumamoto, T., y Akgun, A. (2014, feb). Application of frequency ratio, statistical index, and weights-of-evidence models and their comparison in landslide susceptibility mapping in Central Nepal Himalaya. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(2), 725–742. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s12517-012-0807-z> doi: 10.1007/s12517-012-0807-z
- Rehak, K., Strecker, M. R., y Echtler, H. P. (2008, feb). Morphotectonic segmentation of an active forearc, 37°–41°S, Chile. *Geomorphology*, 94(1-2), 98–116. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169555X07002279> doi: 10.1016/j.geomorph.2007.05.002
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., y Guzzetti, F. (2018, may). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180, 60–91. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0012825217305652> doi: 10.1016/j.earscirev.2018.03.001
- Richter, P. P., Ring, U., Willner, A. P., y Leiss, B. (2007, jan). Structural contacts in subduc-

- tion complexes and their tectonic significance: the Late Palaeozoic coastal accretionary wedge of central Chile. *Journal of the Geological Society*, 164(1), 203–214. Descargado de <http://jgs.lyellcollection.org/lookup/doi/10.1144/0016-76492005-181> doi: 10.1144/0016-76492005-181
- Saaty, T. L. (2008, sep). Relative measurement and its generalization in decision making why pairwise comparisons are central in mathematics for the measurement of intangible factors the analytic hierarchy/network process. *Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Fisicas y Naturales. Serie A. Matematicas*, 102(2), 251–318. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/BF03191825> doi: 10.1007/BF03191825
- Sameen, M. I., Pradhan, B., y Lee, S. (2020, mar). Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment. *CATENA*, 186, 104249. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0341816219303911> doi: 10.1016/j.catena.2019.104249
- Santander, L. (2019). *Factores condicionantes y gatillantes de procesos de procesos de remoción en masa en el cerro Divisadero en el sector de San José de Maipo, Chile* (Memoria de Título). Universidad de Andrés Bello.
- Schmidhuber, J. (2015, jan). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85–117. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0893608014002135> doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.003
- Schuster, R. (1996). Socioeconomic significance of landslides. En N. A. Press (Ed.), *Landslides investigations and mitigation* (1.^a ed., p. 24). Washington: Transportation Research Board.
- Selby, M. (1993). *Hillslope Materials and Processes* (2.^a ed.). U.S.A: Oxford University Press.
- Sellés, D. (1999). *La Formación Abanico en el Cuadrángulo Santiago (33° 15'–33° 30'S; 70° 30'–70° 45'O), Chile Central. Estratigrafía y Geoquímica* (Tesis). Universidad de Chile.
- Sellés, D. (2000). La relación discordante entre las Formaciones Abanico y Las Chilcas en la localidad de Angostura: implicancias regionales. En *Actas IX Congreso Geológico Chileno, Puerto Varas, Vol. 1* (pp. 583–585).
- Sellés, D., y Gana, P. (2001). Geología del área Talagante-San Francisco de Mostazal: Regiones Metropolitana y del Libertador General Bernardo O'Higgins, Escala 1:100.000. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Carta Geológica de Chile, Serie Geológica Básica, N°74*.
- Sepúlveda, N., y Jara, C. (2016). *Efectos geológicos del sistema frontal en la zona central del país, 14-18 de Abril de 2016, Región Metropolitana, comuna de San José de Maipo* [Informe inédito]. SERNAGEOMIN: 23p. Santiago.
- Sepúlveda, S. (1998). *Metodología para evaluar el peligro de flujos de detritos en ambientes montañosos: aplicación en la Quebrada Lo Cañas, Región Metropolitana* (Memoria de Título). Universidad de Chile.
- Sepúlveda, S. (2000). Metodología de Evaluación del Peligro de Flujos de Detritos en Ambientes Montañosos. *Revista Comunicaciones, Departamento de Geología, Universidad de Chile*, 51, 3-28.

- Sepúlveda, S., Alfaro, A., Lara, M., Carrasco, J., Olea-Encina, P., Rebolledo, S., y Garcés, M. (2021, feb). An active large rock slide in the Andean paraglacial environment: the Yerba Loca landslide, central Chile. *Landslides*, 18(2), 697–705. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-020-01564-7> doi: 10.1007/s10346-020-01564-7
- Sepúlveda, S., Astroza, M., Kausel, E., Campos, J., Casas, E. A., Rebolledo, S., y Verdugo, R. (2008, mar). New Findings on the 1958 Las Melosas Earthquake Sequence, Central Chile: Implications for Seismic Hazard Related to Shallow Crustal Earthquakes in Subduction Zones. *Journal of Earthquake Engineering*, 12(3), 432–455. Descargado de <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13632460701512951> doi: 10.1080/13632460701512951
- Sepúlveda, S., Moreiras, S. M., Lara, M., y Alfaro, A. (2015, feb). Debris flows in the Andean ranges of central Chile and Argentina triggered by 2013 summer storms: characteristics and consequences. *Landslides*, 12(1), 115–133. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10346-014-0539-0> doi: 10.1007/s10346-014-0539-0
- SERNAGEOMIN. (s.f.). *Catálogo Nacional de Información Geológica y Minera* [Página Web]. <http://portalgeomibeta.sernageomin.cl/share/5f0f14127e649>.
- SERNAGEOMIN. (2003). Mapa Geológico de Chile: versión digital. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Publicación Geológica Digital, No. 4 (CD-ROM, versión 1.0, 2003)*. Santiago.
- Sevgen, Kocaman, Nefeslioglu, y Gokceoglu. (2019, sep). A Novel Performance Assessment Approach using Photogrammetric Techniques for Landslide Susceptibility Mapping with Logistic Regression, ANN and Random Forest. *Sensors*, 19(18), 3940. Descargado de <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/18/3940> doi: 10.3390/s19183940
- Siddle, H. J., Jones, D. B., y Payne, H. R. (1991, jan). Development of a methodology for landslip potential mapping in the Rhondda Valley. En *Slope stability engineering developments and applications* (pp. 137–142). Thomas Telford Publishing. Descargado de <http://www.icevirtuallibrary.com/doi/10.1680/ssedaa.16606.0023> doi: 10.1680/ssedaa.16606.0023
- Stern, C., Amini, H., Charrier, R., Godoy, E., Hervé, F., y Varela, J. (1984). Petrochemistry and age of rhyolitic pyroclastics flows which occur along the drainage valleys of the Río Maipo and Río Cachapoal (Chile) and the Río Chaucha and Río Papagayos (Argentina). *Revista Geológica de Chile*, 23, 39–52.
- Stern, C., Moreno, H., López-Escobar, L., Clavero, J. E., Lara, L. E., Naranjo, J. A., ... Skewes, M. A. (2007). Chilean volcanoes. En Moreno, T. y Gibbons, W. (Eds.), *The Geology of Chile* (pp. 147–178). The Geological Society of London. Descargado de <https://pubs.geoscienceworld.org/books/book/1529/chapter/107223203> doi: 10.1144/GOCH.5
- Sundararajan, M., y Najmi, A. (2020, 13–18 Jul). The many shapley values for model explanation. En H. D. III y A. Singh (Eds.), *Proceedings of the 37th international conference on machine learning* (Vol. 119, pp. 9269–9278). PMLR. Descargado de <https://proceedings.mlr.press/v119/sundararajan20b.html>
- Tavera, J. (1965). Estratigrafía y paleontología de la Formación Navidad, Provincia de Colchagua, Chile (34°50' - 34°S). *Boletín del Museo Nacional de Historia Natural*,

Santiago, 36.

- Tavera, J. (1968). *Informe-estudio sobre material paleontológico proveniente del río Colina y Colorado en la Alta Cordillera de la Provincia de Santiago*. Santiago: Universidad de Chile, Departamento de Geología.
- Terzaghi, K. (1950). Mechanism of Landslides. En *Application of geology to engineering practice* (pp. 83–123). New York, N. Y.: Geological Society of America. Descargado de <https://pubs.geoscienceworld.org/books/book/750/chapter/3902883/> doi: 10.1130/Berkey.1950.83
- Thanh, L. N., y De Smedt, F. (2012, aug). Application of an analytical hierarchical process approach for landslide susceptibility mapping in A Luoi district, Thua Thien Hue Province, Vietnam. *Environmental Earth Sciences*, 66(7), 1739–1752. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s12665-011-1397-x> doi: 10.1007/s12665-011-1397-x
- Thi Ngo, P. T., Panahi, M., Khosravi, K., Ghorbanzadeh, O., Kariminejad, N., Cerda, A., y Lee, S. (2021, mar). Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran. *Geoscience Frontiers*, 12(2), 505–519. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1674987120301687> doi: 10.1016/j.gsf.2020.06.013
- Thiele, R. (1980). Hoja Santiago. Región Metropolitana. *Instituto de Investigaciones Geológicas, Boletín*, 39, 1–51.
- Thiele, R., y Katsui, Y. (1969). Contribución al conocimiento del volcanismo post-miocénico de los Andes en la Provincia de Santiago, Chile. *Universidad de Chile, Departamento de Geología*(35), 23.
- Thiele, R., y Nasi, C. (1982). Evolución tectónica de los Andes a la latitud 33° a 34° sur (Chile Central) durante el Mesozoico-Cenozoico. En *Quinto Congreso Latinoamericano de Geología* (Vol. 1902). Argentina.
- Thomas, H. (1958). Geología de la Cordillera de la Costa entre el valle de la Ligua y la cuesta de Barriga. *Instituto de Investigaciones Geológicas Boletín*, 2, 1–80.
- Thomas, W., y Astini, R. (2003, may). Ordovician accretion of the Argentine Precordillera terrane to Gondwana: a review. *Journal of South American Earth Sciences*, 16(1), 67–79. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895981103000191> doi: 10.1016/S0895-9811(03)00019-1
- van Westen, C. J., Rengers, N., Terlien, M. T. J., y Soeters, R. (1997, aug). Prediction of the occurrence of slope instability phenomenal through GIS-based hazard zonation. *Geologische Rundschau*, 86(2), 404–414. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s005310050149> doi: 10.1007/s005310050149
- Varnes, D. (1978). Slope movement types and processes. *Special report*, 176, 11–33.
- Vergara, M., y Drake, R. (1978). Edades potasio-argón y su implicancia en la geología regional de Chile. *Revista Comunicaciones*, 23, 1–11.
- Vergara, M., Levi, B., Nyström, J. O., y Cancino, A. (1995, dec). Jurassic and Early Cretaceous island arc volcanism, extension, and subsidence in the Coast Range of central Chile. *Geological Society of America Bulletin*, 107(12), 1427–1440. Descargado de <https://pubs.geoscienceworld.org/gsabulletin/article/107/12/1427-1440/>

- 183001 doi: 10.1130/0016-7606(1995)107<1427:JAECIA>2.3.CO;2
- Vergara, M., Morata, D., Villarroel, R., Nyström, J., y Aguirre, L. (1999). $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ Ages, very low-grade metamorphism and geochemistry of the volcanic rock from "Cerro El Abanico", Santiago Andean Cordillera (33°30' S, 70° 30' – 70° 25' W). En *Proceedings Fourth ISAG, Göttingen (Germany)* (pp. 785–788).
- Wall, R., Sellés, D., y Gana, P. (1999). Área Til Til-Santiago, Región Metropolitana. *Servicio Nacional de Geología y Minería, Mapas geológicos N°11, escala 1:100.000, 1 anexo, Santiago*.
- Wang, Y., Fang, Z., y Hong, H. (2019, may). Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China. *Science of The Total Environment*, 666, 975–993. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0048969719307612> doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.02.263
- Wang, Y., Fang, Z., Wang, M., Peng, L., y Hong, H. (2020, may). Comparative study of landslide susceptibility mapping with different recurrent neural networks. *Computers & Geosciences*, 138, 104445. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0098300419304364> doi: 10.1016/j.cageo.2020.104445
- Wei, X., Zhang, L., Luo, J., y Liu, D. (2021, oct). A hybrid framework integrating physical model and convolutional neural network for regional landslide susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 109(1), 471–497. Descargado de <https://link.springer.com/10.1007/s11069-021-04844-0> doi: 10.1007/s11069-021-04844-0
- Wieczorek, G. F. (1984, aug). Preparing a Detailed Landslide-Inventory Map for Hazard Evaluation and Reduction. *Environmental & Engineering Geoscience*, xxi(3), 337–342. Descargado de <https://pubs.geoscienceworld.org/eeg/article/xxi/3/337-342/137205> doi: 10.2113/gsegeosci.xxi.3.337
- Willner, A., Gerdes, A., y Massonne, H.-J. (2008, aug). History of crustal growth and recycling at the Pacific convergent margin of South America at latitudes 29°–36° S revealed by a U–Pb and Lu–Hf isotope study of detrital zircon from late Paleozoic accretionary systems. *Chemical Geology*, 253(3-4), 114–129. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0009254108001605> doi: 10.1016/j.chemgeo.2008.04.016
- Wyss, A., Charrier, R., y Flynn, J. (1996). Fossil mammals as a tool in Andean stratigraphy: Dwindling evidence of late Cretaceous volcanism in the South central Main Range. *Paleobios*, 17(2–4), 13–27.
- Wyss, A., Flynn, J., Norell, M., Swisher, C., Charrier, R., Novacek, M., y McKenna, M. (1993, Sep). South america's earliest rodent and recognition of a new interval of mammalian evolution. *Nature*, 365(6445), 434–437. Descargado de <http://dx.doi.org/10.1038/365434a0> doi: 10.1038/365434a0
- Wyss, A., Flynn, J., Norell, M., Swisher, C., Charrier, R., Novacek, M., y McKenna, M. (1994). Paleogene mammals from the andes of central chile: A preliminary taxonomic, biostratigraphic, and geochronologic assessment. *American Museum Novitates*(3098), 31. Descargado de <https://digitallibrary.amnh.org/handle/2246/4994>
- Wyss, A., Norell, M., Flynn, J., Novacek, M., Charrier, R., y McKenna, M. (1990). A new early Tertiary mammal fauna from central Chile: implications for Andean strati-

- graphy and tectonics. *Journal of Vertebrate Paleontology*, 10(4), 518–522. Descargado de <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02724634.1990.10011835> doi: <https://doi.org/10.1080/02724634.1990.10011835>
- Yesilnacar, E., y Topal, T. (2005, jul). Landslide susceptibility mapping: A comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Engineering Geology*, 79(3-4), 251–266. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0013795205000384> doi: 10.1016/j.enggeo.2005.02.002
- Yi, Y., Zhang, Z., Zhang, W., Jia, H., y Zhang, J. (2020, dec). Landslide susceptibility mapping using multiscale sampling strategy and convolutional neural network: A case study in Jiuzhaigou region. *CATENA*, 195, 104851. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S034181622030401X> doi: 10.1016/j.catena.2020.104851
- Yousefi, S., Pourghasemi, H. R., Emami, S. N., Pouyan, S., Eskandari, S., y Tiefenbacher, J. P. (2020, dec). A machine learning framework for multi-hazards modeling and mapping in a mountainous area. *Scientific Reports*, 10(1), 12144. Descargado de <http://www.nature.com/articles/s41598-020-69233-2> doi: 10.1038/s41598-020-69233-2
- Zadeh, L. (1965, jun). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. Descargado de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S001999586590241X> doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X
- Zhang, W., Yang, G., Lin, Y., Ji, C., y Gupta, M. M. (2018, jun). On Definition of Deep Learning. En *2018 world automation congress (wac)* (pp. 1–5). IEEE. Descargado de <https://ieeexplore.ieee.org/document/8430387/> doi: 10.23919/WAC.2018.8430387

Anexo A

Clasificación de remociones en masa de acuerdo con Hungr et al. (2014)

Tabla A.1: Tipos de remociones en masa y definiciones de acuerdo con la clasificación de [Hungr et al. \(2014\)](#).

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Caída</i>	<i>Caída de roca/hielo</i>	Desprendimiento, caída, rueda y rebote de fragmentos de roca o hielo. Puede ocurrir de manera individual o en grupos, pero hay una pequeña interacción dinámica entre los fragmentos movilizados, los cuales interactúan con el sustrato. La deformación de los fragmentos es insignificante, si bien los fragmentos pueden quebrarse durante los impactos. Usualmente ocurren en volúmenes limitados.
	<i>Caída de peñasco/detrimento/limo</i>	Desprendimiento, caída, rueda y rebote de fragmentos de suelo, tales como grandes clastos en depósitos de suelo o bloques de suelo cohesivo (cementado o no saturado). El mecanismo de propagación es similar al de caída de roca, si bien los impactos pueden ser fuertemente reducidos por la debilidad de las partículas en movimiento.

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Volcamiento</i>	<i>Volcamiento de bloque de roca</i>	Rotación y volteamiento hacia adelante de columnas o planos de roca (uno o muchos), separados por juntas de alto manto. La roca es relativamente masiva y la rotación ocurre en discontinuidades basales. El movimiento puede comenzar lentamente, pero la última etapa de falla puede ser extremadamente rápida. Ocurre a cualquier escala.
	<i>Volcamiento flexural de roca</i>	Flexión y rotación hacia adelante de una masa de roca caracterizada por la presencia de juntas muy poco separadas y de alto manto o planos de esquistosidad, apuntando de forma perpendicular a la línea de falla de la ladera. La roca es relativamente frágil y fisible. No existen juntas basales bien definidas, de tal forma que la rotación de los estratos es facilitada por la flexión. El movimiento es generalmente lento y tiende a autoestabilizarse. Sin embargo, deslizamientos rotacionales secundarios pueden desarrollarse en la charnela de la ladera. Ocurre a gran escala.
<i>Volcamiento</i>	<i>Volcamiento de grava/arena/limo</i>	Volcamiento en bloque de columnas de suelo cohesivo (cementado), separadas por juntas verticales.

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Deslizamiento</i>	<i>Deslizamiento rotacional de roca</i>	<p>Deslizamiento de una masa de roca débil sobre una superficie de rotura cilíndrica u otra superficie rotacional, la cual no está controlada estructuralmente. La morfología se caracteriza por un escarpe principal prominente, un característico banco inclinado hacia atrás en la cabecera, y deformación interna muy limitada. Usualmente lento a moderadamente lento.</p>
	<i>Deslizamiento planar de roca</i>	<p>Deslizamiento de una masa de roca sobre una superficie de ruptura planar. La superficie puede tener inclinación negativa. Poca o nula deformación interna. La cabeza del deslizamiento puede estar separándose de la roca estable a lo largo de una profunda grieta vertical de tensión. Usualmente es extremadamente rápido.</p>
	<i>Deslizamiento de cuña de roca</i>	<p>Deslizamiento de una masa de roca sobre una superficie de ruptura formada por dos planos con una intersección orientada pendiente abajo. No hay deformación interna. Suele ser extremadamente rápido.</p>

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Deslizamiento</i>	<i>Deslizamiento compuesto de roca</i>	<p>Deslizamiento de una masa de roca sobre una superficie de ruptura que consiste de varios planos, o una superficie con una curvatura irregular, de tal forma que el movimiento es cinemáticamente posible solo si está acompañado de una significativa distorsión interna de la masa en movimiento. Estructuras como los horst y graben en la cabecera y muchas superficies de cizalles secundarias son típicas. Lento o rápido.</p>
	<i>Deslizamiento irregular de roca</i>	<p>Deslizamiento de una masa de roca sobre una superficie de ruptura irregular consistente de varias juntas aleatoriamente orientadas, separadas por segmentos intactos de roca. Ocurre en rocas de alta resistencia que no poseen una estructura sistemática. El mecanismo de falla es complejo y usualmente difícil de describir. Puede incluir elementos propios del volcamiento. Usualmente muy repentino y extremadamente rápido.</p>
	<i>Deslizamiento rotacional de arcilla/limo</i>	<p>Deslizamiento de una masa de suelo (homogéneo y usualmente cohesivo) sobre una superficie de ruptura rotacional. Poca deformación interna. Escarpe principal prominente y cabecera inclinada hacia atrás. Normalmente lento a rápido, pero puede ser extremadamente rápido en suelos sensitivos o colapsantes.</p>

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Deslizamiento</i>	<i>Deslizamiento planar de arcilla/limo</i>	Deslizamiento de un bloque de suelo cohesivo sobre una superficie de ruptura planar, conformada por una capa débil (usualmente pre-cizallada). La cabeza del deslizamiento se separa del suelo estable a lo largo de una grieta de tensión. Puede ser lento o rápido.
	<i>Deslizamiento de grava/arena/detrito</i>	Deslizamiento de una masa de material granular sobre una superficie de ruptura planar somera paralela al terreno. Usualmente la masa deslizante corresponde a una capa de depósitos coluviales, suelo meteorizado, o depósitos piroclásticos deslizando sobre un sustrato más resistente. Una gran parte de los deslizamientos de detritos se asemejan a un flujo después de moverse una corta distancia y se convierten en avalanchas de detritos extremadamente rápidas.
	<i>Deslizamiento compuesto de arcilla/limo</i>	Deslizamiento de una masa de suelo sobre una superficie de ruptura consistente de varios planos, o una superficie con una curvatura irregular, de tal forma que la moción es cinemáticamente posible solo si está acompañada de una significativa distorsión interna de la masa en movimiento. Se encuentran horst y graben en la cabecera y se observan muchas superficies de cizalle secundarias. El segmento basal de la superficie de ruptura suele seguir un horizonte frágil en la estratigrafía del suelo.

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Deslizamiento</i>	<i>Deslizamiento de grava/arena/detrito</i>	Deslizamiento de una masa de material granular sobre una superficie de ruptura planar somera paralela al terreno. Usualmente la masa deslizante corresponde a una capa de depósitos coluviales, suelo meteorizado, o depósitos piroclásticos deslizando sobre un sustrato más resistente. Una gran parte de los deslizamientos de detritos se asemejan a un flujo después de moverse una corta distancia y se convierten en avalanchas de detritos extremadamente rápidas.
	<i>Propagación de ladera de roca</i>	Estiramiento casi horizontal de una masa de bloques de roca coherentes como resultado de una intensa deformación de un material subyacente frágil, o por múltiples deslizamientos regresivos controlados por una superficie basal frágil. Usualmente con un desplazamiento total limitado y lento.
<i>Propagación lateral</i>	<i>Propagación de licuefacción de arcilla/limo</i>	Propagación lateral extremadamente rápida de una serie de bloques de suelo, flotando sobre una capa saturada de suelo granular, licuado por un movimiento telúrico o licuefacción espontánea.
	<i>Propagación de arcilla sensitiva</i>	Propagación lateral extremadamente rápida de una serie de bloques de arcilla coherentes, flotando sobre una superficie de arcilla sensitiva remodelada.
<i>Fujo</i>	<i>Flujo de roca/hielo</i>	Moción en forma de flujo extremadamente rápida y masiva de roca fragmentada desde un gran deslizamiento o caída de roca.

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
	<i>Flujo seco de arena/limo/detrito</i>	Moción en forma de flujo lenta o rápida de material granular seco, húmedo o subacuoso, seleccionado o mal seleccionado, sin una gran presión de poros.
	<i>Deslizamiento tipo flujo de arena/limo/detrito</i>	Flujo muy rápido a extremadamente rápido de material granular saturado, seleccionado o mal seleccionado, sobre pendientes moderadas, que involucra una excesiva presión de poros o licuefacción de material originado desde un deslizamiento. El material puede ir desde arena, detritos sueltos, limo a arcilla. Usualmente se origina como una falla regresiva múltiple. Puede ocurrir de forma subaérea o bajo el agua.
	<i>Deslizamiento tipo flujo de arcilla sensitiva</i>	Flujo muy rápido a extremadamente rápido de arcilla sensitiva licuada, debido a remoldeo durante fallamiento de deslizamiento regresivo múltiple a, o cerca del contenido original de agua.
	<i>Flujo de detrito</i>	Flujo surgente saturado en detritos, rápido a extremadamente rápido, en un canal empinado. Fuerte arrastre de material y agua desde la ruta de flujo.
	<i>Flujo de lodo</i>	Flujo surgente, muy rápido a extremadamente rápido, de suelo plástico saturado en un canal empinado, que involucra un contenido de agua significativamente mayor que el del material parental. Fuerte arrastre de material y agua desde la ruta de flujo (Índice de Plasticidad > 5%).

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
<i>Flujo</i>	<i>Inundación de detrito</i>	Flujo de agua muy rápido, fuertemente cargado con detritos, en un canal empinado. Caudal comparable al de una inundación de agua.
	<i>Avalancha de detrito</i>	Flujo somero muy rápido a extremadamente rápido de flujo saturado o parcialmente saturado de detritos en una pendiente inclinada, sin confinamiento dentro de un canal establecido. Ocurre a cualquier escala.
	<i>Licuefacción</i>	Movimiento intermitente tipo flujo, rápido o lento, de suelo arcilloso plástico, facilitado por la combinación de deslizamiento a lo largo de múltiples superficies de cizalle discretas, y deformación de cizalle interna. Largos períodos de relativa quiescencia alterna con rápidas "oleadas".
	<i>Flujo de turba</i>	Flujo rápido de turba licuada, causado por una ruptura no drenada.
	<i>Deformación de ladera de montaña</i>	Deformación gravitacional a gran escala de altas y empinadas laderas de montaña, evidenciada por escarpes, bancos, grietas, trincheras y bultos, pero sin la presencia de una superficie de ruptura completamente definida. Extremadamente lento o con tasas de movimiento no perceptibles.
<i>Deformación de ladera</i>	<i>Deformación de ladera de roca</i>	Deformación extremadamente lenta de valles o laderas de cerros. Hundimientos de crestas de laderas y desarrollo de grietas o fallas, sin una superficie de ruptura bien definida. Tasas de movimiento extremadamente lentas.

Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 – continuación de la página anterior

Tipo de movimiento	Material removido	Definición
	<i>Deformación de ladera de suelo</i>	Deformación imperceptible, lenta a extremadamente lenta de laderas de valles o cerros constituidos por suelos. Usualmente presentes en laderas en estado permafrost con un alto contenido de hielo.
<i>Deformación de ladera</i>	<i>Reptación</i>	Movimiento extremadamente lento de capas de suelo superficiales sobre una ladera (típicamente menores a 1 m de profundidad), como resultado de cambios volumétricos cíclicos dirigidos por clima (humedecimiento y secamiento, levantamiento de escarcha).
	<i>Soliflucción</i>	Reptación intensa y somera de suelo, muy lenta, que involucra la capa activa en ambientes permafrost alpinos o polares. Forma lóbulos de soliflucción característicos.

Anexo B

Datos fluviométricos de cauces principales de la cuenca del Maipo Alto

Tabla B.1: Datos fluviométricos estación RÍO MAIPO EN EL MANZANO, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos entregados por la Dirección General de Aguas.

CAUDALES MEDIOS MENSUALES (m³/s)
PERIODO: 01/01/2010–31/12/2019

Estación:	RÍO MAIPO EN EL MANZANO																									
Código BNA:	05710001-K																									
Cuenca:	RÍO MAIPO																									
SubCuenca:	Rio Maipo Medio (Después Colorado antes Mapocho)																									
											Altitud (msnm):	850			UTM Norte (mts):	6281633										
											Latitud S:	33°35'50"			UTM Este (mts):	372019										
											Longitud W:	70°22'45"			Área de Drenaje (km²):	4968										
AÑO	ENE	I	FEB	I	MAR	I	ABR	I	MAY	I	JUN	I	JUL	I	AGO	I	SEP	I	OCT	I	NOV	I	DIC	I		
2010	196.61		149.21		118.03		81.57		62.71		59.83		50.71		51.39		55.20		76.03		100.02				99.46	
2011	92.90		83.85		65.95		51.40		42.44		33.97		33.43		32.95		45.40		65.90		87.09				97.24	
2012	81.73		80.81		73.61		55.18		53.64		45.92		42.74		34.94		48.01		53.54		129.84				134.85	
2013	145.10		101.03		69.65		52.03		44.62		50.49		46.84		50.23		56.95		79.58		111.81				137.32	
2014	124.73		89.38		71.51		59.39	%	50.05		48.90		44.72		45.66		46.77		89.95		112.14				96.17	
2015	94.99		77.27		57.44		46.85		38.45		37.83		33.65		46.59		46.43		65.26		112.43				183.94	
2016	169.23		129.52		99.72		114.13		75.30		76.15		65.32		67.18		76.42		88.36		137.23				170.68	
2017	186.00		148.86		86.87		70.42		60.93	%	59.87		55.46		51.29		57.91		82.34		111.97				138.97	
2018	109.43		104.62		60.42		52.57		35.22		36.26		34.35		37.32		47.07		54.51		88.24				109.04	
2019	106.33		94.02		67.15		56.53		38.51		28.91		28.65		31.22		39.90		39.29		60.94				64.31	

Tabla B.2: Datos fluviométricos estación RÍO COLORDO ANTES JUNTA RÍO MAIPO, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos entregados por la Dirección General de Aguas.

CAUDALES MEDIOS MENSUALES (m³/s)
PERIODO: 01/01/2010–31/12/2019

Estación:	RÍO COLORADO ANTES JUNTA RÍO MAIPO																									
Código BNA:	05707002-1																									
Cuenca:	RÍO MAIPO																									
SubCuenca:	Rio Maipo Alto (hasta despues junta Rio Colorado)																									
											Altitud (msnm):	890			UTM Norte (mts):	6282122										
											Latitud S:	33°35'35"			UTM Este (mts):	372847										
											Longitud W:	70°22'13"			Área de Drenaje (km²):	1713										
AÑO	ENE	I	FEB	I	MAR	I	ABR	I	MAY	I	JUN	I	JUL	I	AGO	I	SEP	I	OCT	I	NOV	I	DIC	I		
2010	35.46				39.33		27.39		21.52		21.81		20.35	@	14.68		13.30		15.47							
2011	34.58	@	30.67		24.68		16.16		12.12		10.90		10.57		10.56		13.43		16.15		24.62				55.64	
2012	40.11		35.01		27.55		17.07		14.85		13.72		12.70		11.16		13.77		14.70		28.97				33.55	
2013	42.75		32.88		20.51		13.75		11.77		11.49		10.75		11.53		14.05	*	16.94		27.83				42.55	
2014	42.32		28.90		18.50		13.50		11.48		10.43	%	9.44		9.74		9.87		16.17		20.08				26.13	
2015	35.71		30.99		23.28		13.05		9.53		8.32		8.14		12.07		12.08		15.53		27.24				42.05	
2016	47.07		38.27		26.33		20.83		17.46		17.53		14.58		13.97		17.07		19.13		30.21				42.85	
2017	51.72		33.98		23.22		17.79		15.22		14.44		12.71		11.47		13.30		15.95		23.42				41.30	
2018	34.06		40.80	*	27.50	*	15.70		12.02		12.30		10.44		8.88		10.15		11.65		19.13				28.03	
2019	34.50		30.27	@	21.03		15.22		11.10		9.68	%	8.56		7.76		7.66		7.36		17.36				24.46	

Tabla B.3: Datos fluviométricos estación RÍO VOLCÁN EN QUEL-
TEHUES, en la ventana de tiempo 2010–2020, de acuerdo con los datos
entregados por la Dirección General de Aguas.

CAUDALES MEDIOS MENSUALES (m³/s)
PERIODO: 01/01/2010–31/12/2019

Estación:		RÍO VOLCÁN EN QUELTEHUES																						
Código BNA:		05702001-6																						
Cuenca:		RÍO MAIPO																						
SubCuenca:		Rio Maipo Alto (hasta despues junta Rio Colorado)																						
		Altitud (msnm):				1365				UTM Norte (mts):				6258289										
		Latitud S:				33°48'34"				UTM Este (mts):				387971										
		Longitud W:				70°12'37"				Área de Drenaje (km ²):				523										
AÑO	ENE	I	FEB	I	MAR	I	ABR	I	MAY	I	JUN	I	JUL	I	AGO	I	SEP	I	OCT	I	NOV	I	DIC	I
2010	14.94		12.59		10.29		4.91		1.25		0.92		0.63		0.50		1.50		3.87		8.96		*	
2011	7.40	@	6.91		3.13		1.86		1.15		0.18		0.54		1.34		3.61		1.76					
2012	6.706	%	2.71		1.04		0.15		0.53		1.04		1.39		1.70		2.50	%	1.53		7.64		8.85	
2013	14.51		12.11		4.94		1.54	%	1.34	%	3.56		3.39		2.93		3.98		7.12		11.84		13.80	*
2014					1.03	%	0.78		0.87		0.94		0.95		1.08		1.17		2.22		5.39		6.48	
2015	7.04		3.72		1.40		0.58		0.60		0.46		0.40		1.13		1.29		1.61		5.49		16.31	
2016	17.60	%	11.01		5.27		4.48		2.63	%	2.48		2.04		2.04		2.49		3.06	%	9.40		14.68	
2017	15.25		8.85		3.44		2.00				1.32		1.18		1.14		1.27		1.98		5.16		10.27	
2018	6.09		5.39		1.20		0.32		0.51	%	0.48		0.52	%	0.67		1.02		1.81		2.77		%	7.17
2019	6.62		4.55		0.98		0.53		0.49		0.61		0.45		0.33		0.24		0.21		2.42		2.71	

Anexo C

Antecedentes de remociones en masa en la Comuna de San José de Maipo

Tabla C.1: Antecedentes de eventos de remociones en masa ocurridas en la comuna de San José de Maipo.

Día(s)	Mes	Año	Tipo de remoción en masa	Referencia
3–4	Febrero	1945	Flujos	Hauser (1985)
20	Mayo	1949	Flujos	Hauser (1985)
20–21	Agosto	1953	Flujos	Hauser (1985)
–	–	1958	Deslizamiento	Hauser (2000)
22–23	Febrero	1980	Flujos	Hauser (1985)
29	Noviembre	1987	Deslizamiento y Flujo	Naranjo et al. (2001a) , Hauser (2000)
26	Septiembre	1991	Flujo	Hauser (1991)
3	Mayo	1993	Flujo	Hauser (1995)
23–24	Abril	1997	Flujo de detritos	Hauser (2000)
11	Junio	1997	Flujo	A. Muñoz (2016)
8	Octubre	1997	Caída, Deslizamiento, Flujos	Naranjo y Hauser (2005)
13–14	Octubre	1997	Flujo	A. Muñoz (2016)
–	Septiembre	1999	Flujo	Naranjo y Hauser (2005)
–	Junio	2000	Flujo	Naranjo y Hauser (2005)
25	Diciembre	2001	Flujo	Fernández (2001)
27	Febrero	2010	Caída, Deslizamiento	Arenas et al. (2010)
27	Febrero	2010	Caída	Ortiz y Fernández (2010)
12–13	Junio	2012	Caída	Marín y Garrido (2012)
16–17	Junio	2012	Caída	Ramírez y Garrido (2012)
21	Enero	2013	Caída, Flujo	Gajardo et al. (2013)
8	Febrero	2013	Caída, Flujo	Gajardo et al. (2013)

Continúa en la siguiente página

Tabla C.1 – continuación de la página anterior

Día(s)	Mes	Año	Tipo de remoción en masa	Referencia
14–18	Abril	2016	Flujo	N. Sepúlveda y Jara (2016)
25–26	Febrero	2017	Flujo	Marín et al. (2017)
20	Abril	2017	Flujo	A. Muñoz (2018)
3	Junio	2019	Caída	Jara y Alfaro (2019)
8	Noviembre	2019	Flujo	Marín et al. (2019)
29–31	Enero	2021	Caída, Flujo	A. Muñoz et al. (2021)

Tabla C.2: Detalle de puntos de remociones en masa en la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con la información entregada por el catastro nacional de remociones en masa. Claves: S/S: Suelo/Sedimento; R: Roca; R y S/S: Roca y Suelo/Sedimento; Cr: Caída de roca; Cbdal: Caída de bloque/detrito/arena/limo; Di: Deslizamiento indeterminado; Drr: Deslizamiento rotacional de roca; Dcr: Deslizamiento en cuña de roca; Dcmr: Deslizamiento compuesto de roca; Fi: Flujo indeterminado; Fb: Flujo de barro; Fd: Flujo de detritos; PLi: Propagación de ladera indeterminada.

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
1	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,580739	-70,408062	Exactas
2	Caída	R	Cr	Evento Sísmico	—	—	—	Antinao y Gosse (2009)	-33,500000	-70,380000	Aproximadas
3	Caída	—	Cbdal	—	—	—	—	Moreno et al. (1991)	-33,531129	-70,262420	Aproximadas
4	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	25	Dic	2001	Fernández (2001)	-33,514729	-70,212395	Aproximadas
5	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,512666	-70,210256	Exactas
6	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,510519	-70,203863	Exactas
7	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,510389	-70,202386	Exactas
8	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,507422	-70,199557	Exactas
9	Deslizamiento	R	Di	Deshielo	29	Nov	1987	Naranjo et al. (2001a)	-33,502004	-70,185240	Aproximadas
10	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,493415	-70,176113	Exactas
11	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,492672	-70,174542	Exactas
12	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,491612	-70,124486	Exactas
13	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,501413	-70,097699	Exactas
14	Deslizamiento	R	Di	Lluvias	29	Nov	1987	Naranjo et al. (2001a)	-33,496069	-70,077728	Exactas
15	Deslizamiento	R	Di	Lluvias	29	Nov	1987	Naranjo et al. (2001a)	-33,486629	-70,043566	Exactas
16	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,442997	-70,018374	Exactas
17	Propagación	S/S	PLi	—	—	—	—	V. Fariás y Marín (2019)	-33,487559	-69,986313	Exactas
18	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	—	Naranjo et al. (2001a)	-33,442997	-70,018374	Exactas
19	Deslizamiento	R	Di	Lluvias	29	Nov	1987	Naranjo et al. (2001a)	-33,309002	-70,015697	Exactas
20	Deslizamiento	S/S	Di	—	—	—	—	Rebolledo et al. (2000a)	-33,622110	-70,346354	Aproximadas
21	Deslizamiento	R	Di	Lluvias	—	—	—	Rebolledo et al. (2000b)	-33,627284	-70,295688	Aproximadas

Continúa en la siguiente página

Tabla C.2 – continuación de la página anterior

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
22	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	8	Sept	1999	Naranjo y Hauser (2005)	-33,641097	-70,348459	Aproximadas
23	Flujo	S/S	Fb	Lluvias	—	Jun	2000	Naranjo y Hauser (2005)	-33,641743	-70,349579	Aproximadas
24	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	8	Sept	1999	Naranjo y Hauser (2005)	-33,643829	-70,350162	Exactas
25	Caída	R	Cr	Lluvias	12–13	Jun	2012	Marín y Garrido (2012)	-33,645004	-70,347329	Exactas
26	Deslizamiento	S/S	Di	Lluvias	8	Oct	1997	Naranjo y Hauser (2005)	-33,646998	-70,349658	Exactas
27	Caída	R	Cr	Lluvias	12–13	Jun	2012	Marín y Garrido (2012)	-33,646899	-70,347331	Exactas
28	Deslizamiento	R	Drr	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,646777	-70,344972	Exactas
29	Caída	R	Cbdal	Evento Sísmico	27	Feb	2010	Arenas et al. (2010)	-33,646891	-70,343553	Exactas
30	Caída	R	Cr	Lluvias	12–13	Jun	2012	Marín y Garrido (2012)	-33,647646	-70,347472	Exactas
31	Caída	R	Cr	Lluvias	12–13	Jun	2012	Marín y Garrido (2012)	-33,650197	-70,347565	Exactas
32	Caída	R	Cr	Lluvias	12–13	Jun	2012	Marín y Garrido (2012)	-33,650450	-70,347515	Exactas
33	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,656710	-70,349829	Exactas
34	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,673607	-70,344822	Exactas
35	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,674400	-70,343988	Exactas
36	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,676319	-70,342154	Exactas
37	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,677171	-70,340581	Exactas
38	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,679862	-70,338991	Exactas
39	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,681355	-70,338393	Exactas
40	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,692147	-70,335435	Exactas
41	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,706981	-70,333286	Exactas
42	Flujo	—	Fi	Lluvias	—	—	—	Hauser (1996)	-33,732125	-70,309394	Aproximadas
43	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,734080	-70,301112	Aproximadas
44	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,733906	-70,300561	Exactas
45	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,736619	-70,299193	Exactas
46	Deslizamiento	R	Drr	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,708060	-70,250632	Exactas

Continúa en la siguiente página

Tabla C.2 – continuación de la página anterior

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
47	Caída	R	Cr	Lluvias	16–17	Jun	2012	Ramírez y Garrido (2012)	-33,758332	-70,278438	Exactas
48	Caída	R	Cr	Lluvias	17	Jun	2012	Ramírez y Garrido (2012)	-33,759165	-70,278169	Exactas
49	Caída	R	Cr	—	—	—		V. Farías y Marín (2019)	-33,774261	-70,257084	Exactas
50	Deslizamiento	—	Di	—	—	—		Chiu (1991)	-33,784280	-70,236755	Aproximadas
51	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	Jul	1981	Hauser (2000)	-33,814589	-70,218738	Aproximadas
52	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,858067	-70,197628	Aproximadas
53	Deslizamiento	R	Di	—	—	—		V. Farías y Marín (2019)	-33,824243	-70,188120	Exactas
54	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,815076	-70,178731	Exactas
55	Caída	R	Cr	Evento Sísmico	27	Feb	2010	Ortiz y Fernández (2010)	-33,818874	-70,167335	Exactas
56	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,816772	-70,161847	Exactas
57	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,817794	-70,148952	Exactas
58	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,817481	-70,145718	Exactas
59	Flujo	S/S	Fi	—	—	—		V. Farías y Marín (2019)	-33,818487	-70,143608	Exactas
60	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,820340	-70,129029	Exactas
61	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,822122	-70,128534	Exactas
62	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,828837	-70,112078	Exactas
63	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,829425	-70,110811	Exactas
64	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,829522	-70,101075	Exactas
65	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	23–24	Abr	1997	Hauser (2000)	-33,827270	-70,076848	Aproximadas
66	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,829132	-70,075266	Exactas
67	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14–18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,829013	-70,074896	Exactas
68	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	26	Sept	1991	Hauser (1991)	-33,830176	-70,074181	Exactas
69	Deslizamiento	R y S/S	Dcr	—	—	—		V. Farías y Marín (2019)	-33,827754	-70,071182	Exactas
70	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,827000	-70,064872	Exactas
71	Caída	R	Cr	Lluvias	—	Jun	1987	Hauser (1993)	-33,825135	-70,062243	Exactas

Continúa en la siguiente página

Tabla C.2 – continuación de la página anterior

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
72	Caída	R	Cr	Lluvias	—	Jun	1987	Hauser (1993)	-33,824548	-70,061410	Exactas
73	Caída	R	Cr	Lluvias	7	Jun	1953	Hauser (1993)	-33,824271	-70,060896	Exactas
74	Flujo	—	Fi	Lluvias	—	—	—	Hauser (1995)	-33,830456	-70,058175	Aproximadas
75	Flujo	S/S	Fb	Lluvias	3	May	1994	Hauser (1995)	-33,828968	-70,055055	Exactas
76	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	21	Ene	2013	Gajardo et al. (2013)	-33,824736	-70,032927	Exactas
77	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,824343	-70,032303	Exactas
78	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,820307	-70,023315	Exactas
79	Deslizamiento	R	Dcmr	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,815674	-70,021290	Exactas
80	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,834414	-69,990419	Exactas
81	Flujo	S/S	Fd	Lluvias	25–26	Feb	2017	Marín et al. (2017)	-33,851512	-69,984868	Exactas
82	Flujo	S/S	Fb	Lluvias	20	May	1949	Hauser (1985)	-33,870254	-69,930916	Aproximadas
83	Caída	—	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,792521	-70,211623	Exactas
84	Deslizamiento	R	Di	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,794705	-70,202819	Exactas
85	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,788313	-70,193175	Exactas
86	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,788099	-70,190949	Exactas
87	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,787582	-70,189956	Exactas
88	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,787334	-70,189030	Exactas
89	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,787457	-70,188041	Exactas
90	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,785975	-70,182117	Exactas
91	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,785217	-70,180193	Exactas
92	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,784680	-70,178572	Exactas
93	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,784059	-70,176818	Exactas
94	Deslizamiento	R	Drr	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,777928	-70,163611	Exactas
95	Deslizamiento	R	Drr	—	—	—	—	V. Farías y Marín (2019)	-33,740739	-70,153817	Exactas
96	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,742189	-70,148553	Exactas

Continúa en la siguiente página

Tabla C.2 – continuación de la página anterior

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
97	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	14-18	Abr	2016	N. Sepúlveda y Jara (2016)	-33,736140	-70,141138	Exactas
98	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,732492	-70,140137	Exactas
99	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,698658	-70,116474	Exactas
100	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,695254	-70,112655	Exactas
101	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,693174	-70,110791	Exactas
102	Deslizamiento	R y S/S	Di	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,691401	-70,109113	Exactas
103	Flujo	S/S	Fi	Lluvias	—	—	1958	Hauser (2000)	-33,685214	-70,105198	Aproximadas
104	Caída	R	Cr	Evento Sísmico	—	—	—	Antinao y Gosse (2009)	-33,600000	-70,120000	Aproximadas
105	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,676346	-70,086410	Exactas
106	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,675315	-70,085012	Exactas
107	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,668311	-70,083421	Exactas
108	Caída	R	Cr	Deshielo	3	Jun	2019	Jara y Alfaro (2019)	-33,665451	-70,083050	Exactas
109	Caída	R	Cr	Deshielo	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,665243	-70,082766	Exactas
110	Caída	R y S/S	Cr	Deshielo	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,664053	-70,081957	Exactas
111	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,662740	-70,081444	Exactas
112	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,662139	-70,081402	Exactas
113	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,661089	-70,081635	Exactas
114	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,659693	-70,082194	Exactas
115	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,659232	-70,082462	Exactas
116	Caída	—	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,658118	-70,081856	Exactas
117	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,658182	-70,081541	Exactas
118	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,658216	-70,080335	Exactas
119	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,657649	-70,078614	Exactas
120	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,657076	-70,077730	Exactas
121	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,656636	-70,076509	Exactas

Tabla C.2 – continuación de la página anterior

ID	Subtipo	Material	Nombre	Detonante	Día	Mes	Año	Referencia	Lat (°)	Lon (°)	Precisión
122	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,656443	-70,075998	Exactas
123	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,656406	-70,074278	Exactas
124	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,655694	-70,071614	Exactas
125	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,654104	-70,070723	Exactas
126	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,652792	-70,068126	Exactas
127	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,652517	-70,067651	Exactas
128	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,652135	-70,066600	Exactas
129	Caída	R	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,651891	-70,065328	Exactas
130	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,651904	-70,064680	Exactas
131	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,651717	-70,064221	Exactas
132	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,651324	-70,063258	Exactas
133	Caída	R y S/S	Cbdal	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,651197	-70,062460	Exactas
134	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,648526	-70,045792	Exactas
135	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,645652	-70,035773	Exactas
136	Caída	R y S/S	Cr	—	—	—	2019	V. Farías (2019)	-33,642760	-70,030678	Exactas
137	Deslizamiento	S/S	Di	Lluvias	—	—	1958	Hauser (2000)	-33,612674	-69,999432	Aproximadas

Anexo D

Mapa inventario de remociones en masa de la zona de estudio

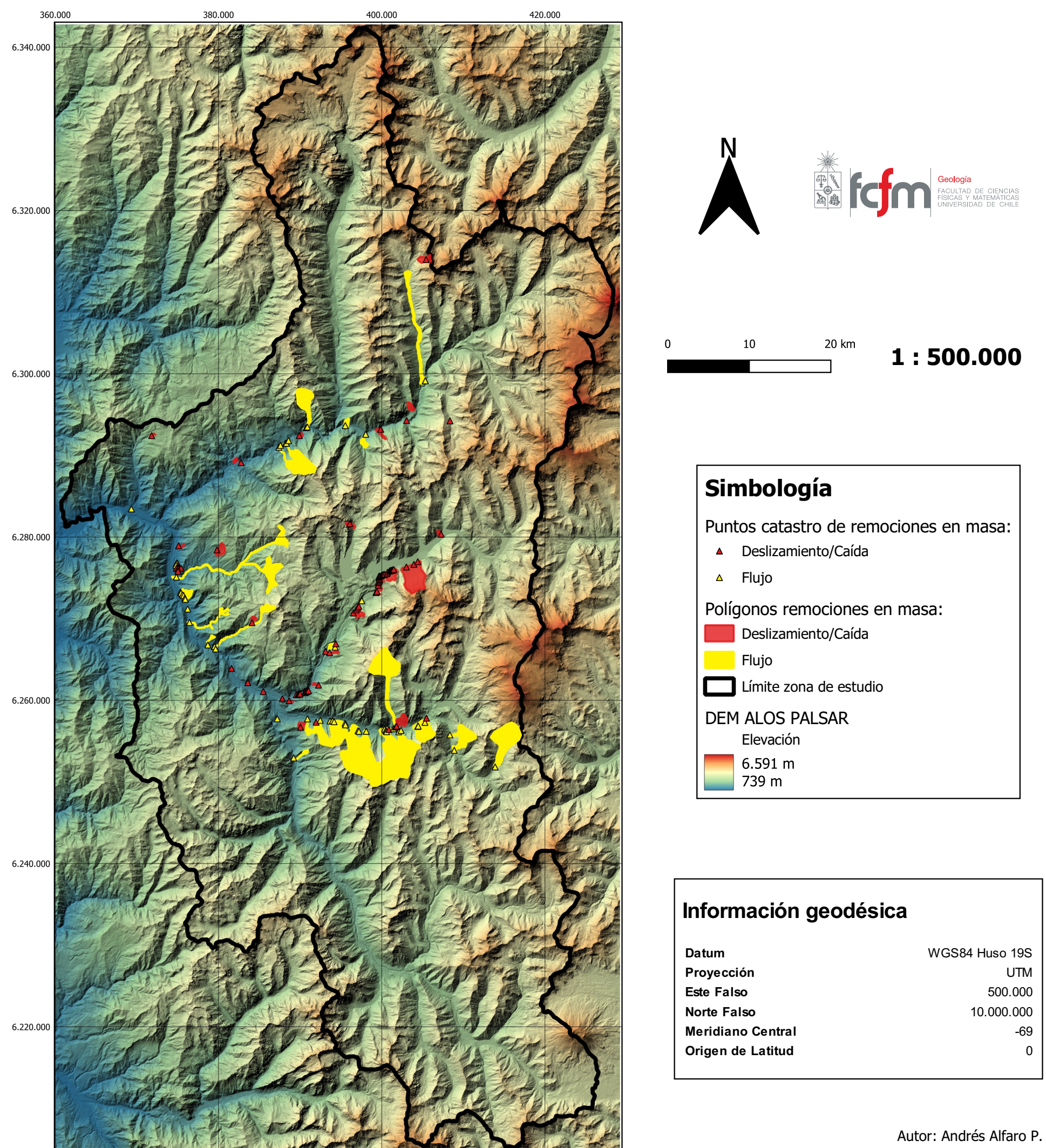


Figura D.1: Mapa inventario de remociones en masa y zonas de generación de la comuna de San José de Maipo, de acuerdo con el catastro nacional de remociones en masa del SERNAGEOMIN, escala 1:500.000. Los puntos en forma de triángulos representan las remociones en masa marcadas en el catastro del SERNAGEOMIN (Tabla C.2; Anexo C), mientras que los polígonos representan las remociones en masa y sus zonas de generación, mapeados en función de los puntos anteriores.

Anexo E

Mapa de puntos de alta susceptibilidad de la zona de estudio

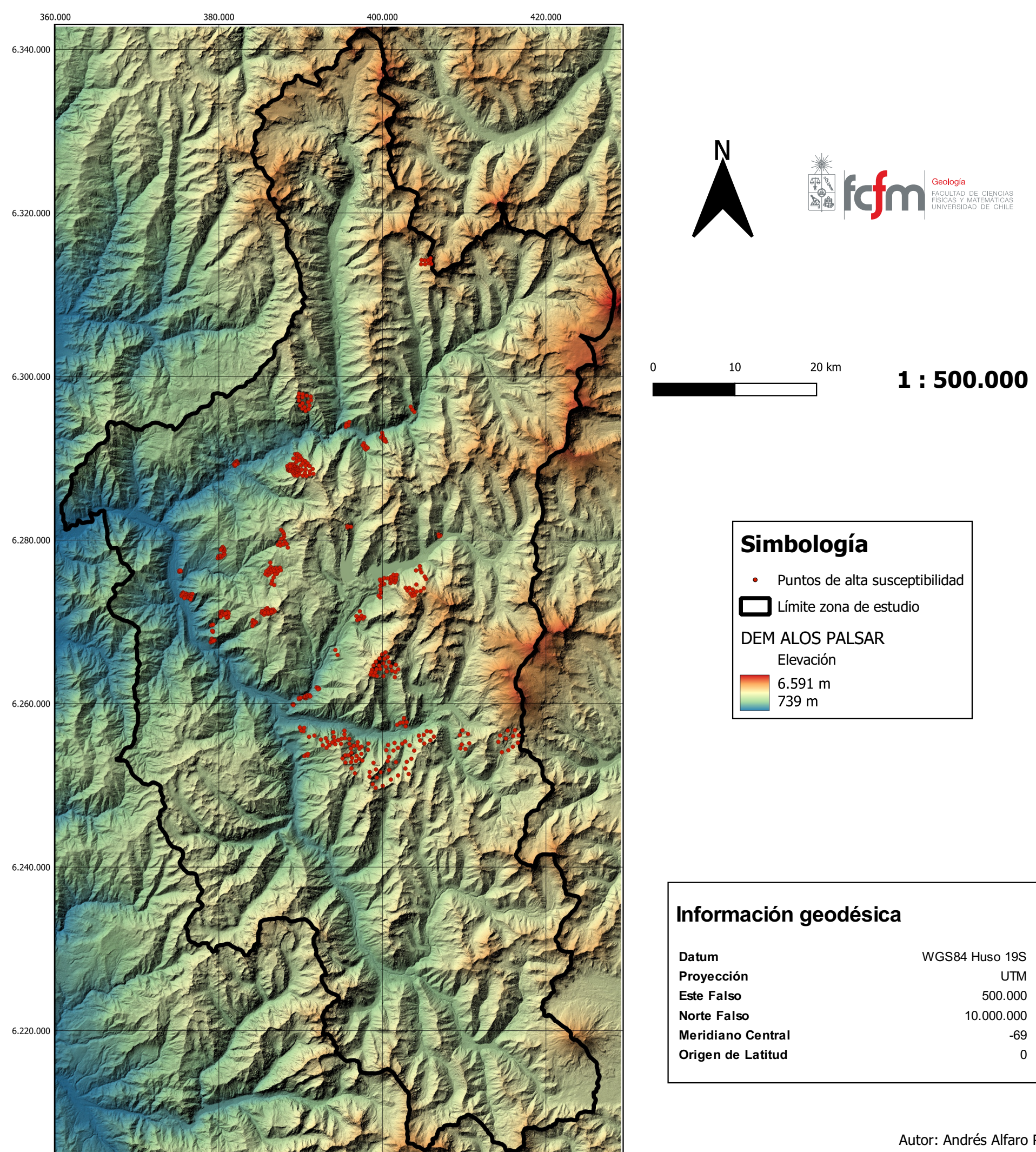


Figura E.1: Puntos de alta susceptibilidad de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, correspondientes a las zonas de generación de las remociones en masa mapeadas anteriormente, escala 1:500.000.

Anexo F

Mapa de puntos libres de remociones en masa de la zona de estudio

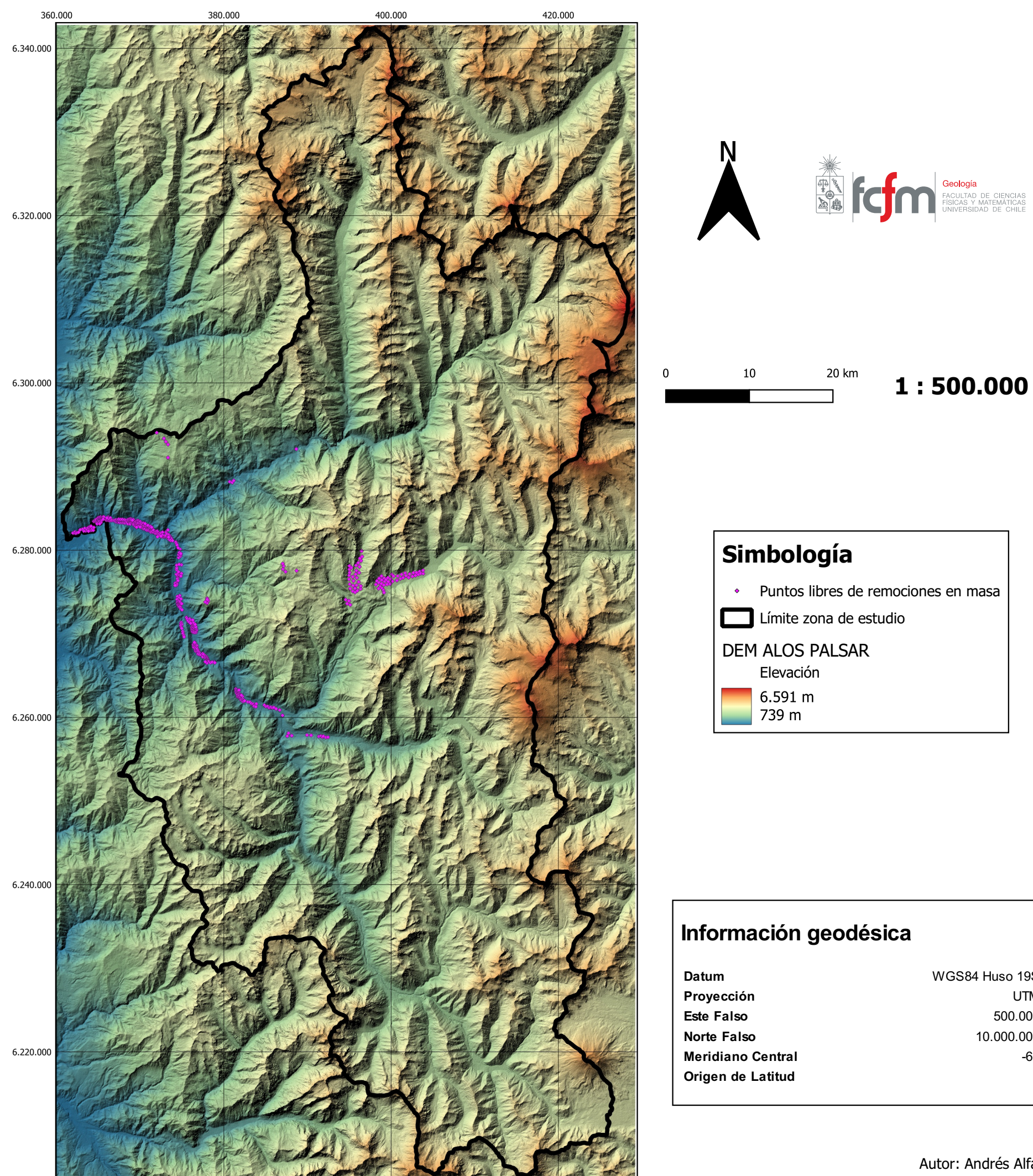


Figura F.1: Puntos libres de remociones en masa mapeados dentro del área de estudio, escala 1:500.000.

Anexo G

Mapas temáticos de factores condicionantes de remociones en masa calculados en la zona de estudio

G.1. Pendiente

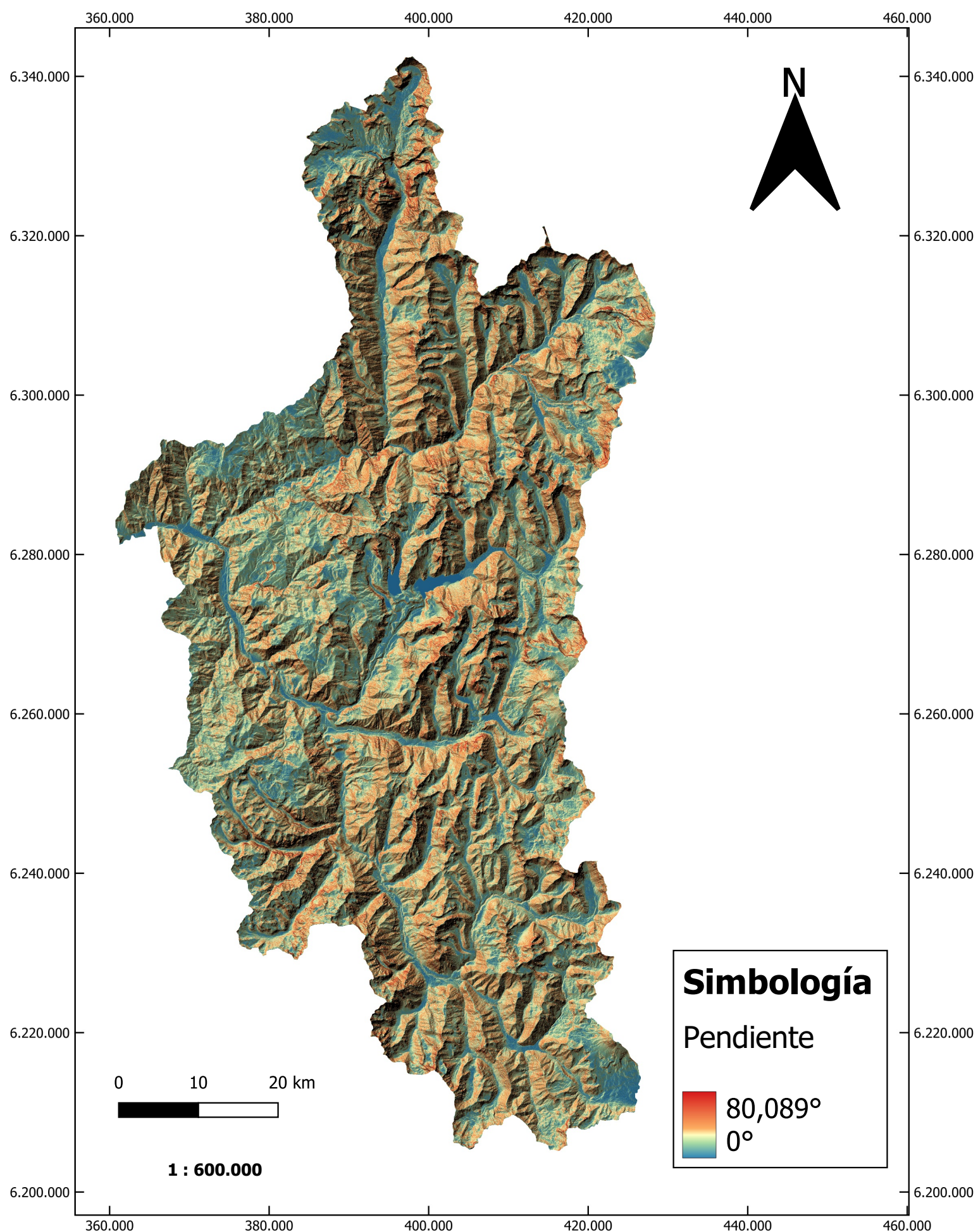


Figura G.1: Mapa temático del factor condicionante pendiente calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.2. Orientación

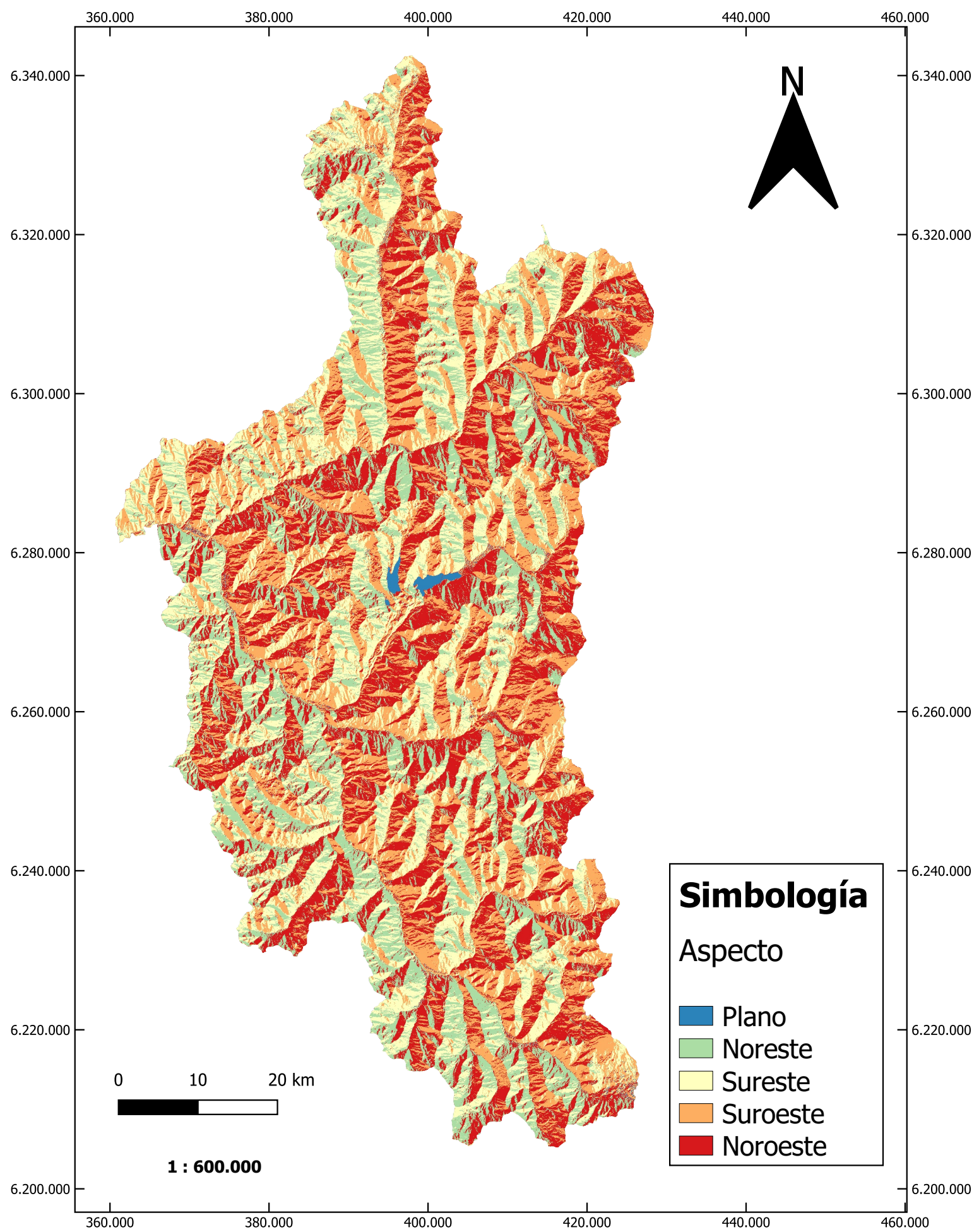


Figura G.2: Mapa temático del factor condicionante aspecto calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.3. Curvatura

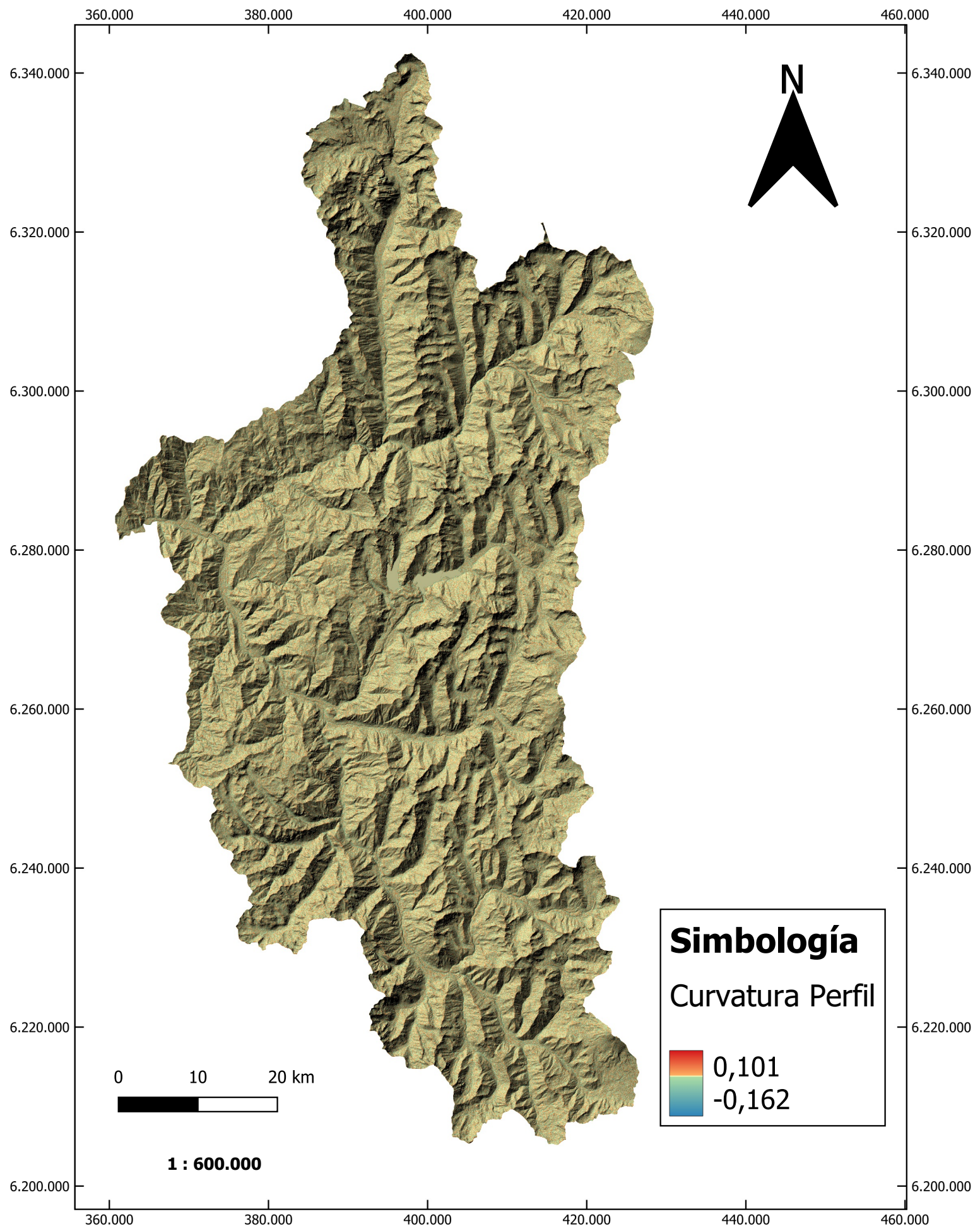


Figura G.3: Mapa temático del factor curvatura de perfil calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

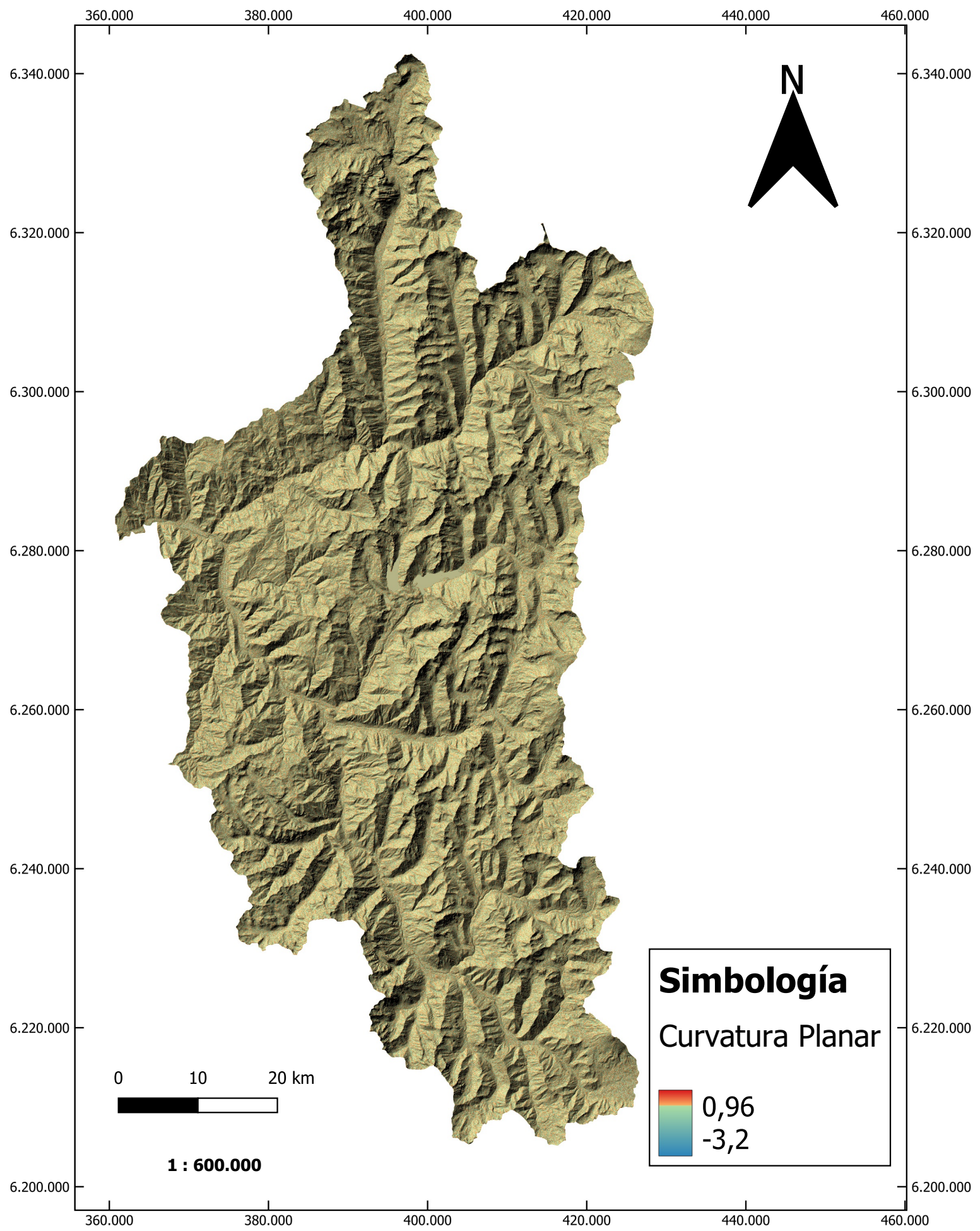


Figura G.4: Mapa temático del factor condicionante curvatura planar calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.4. TWI

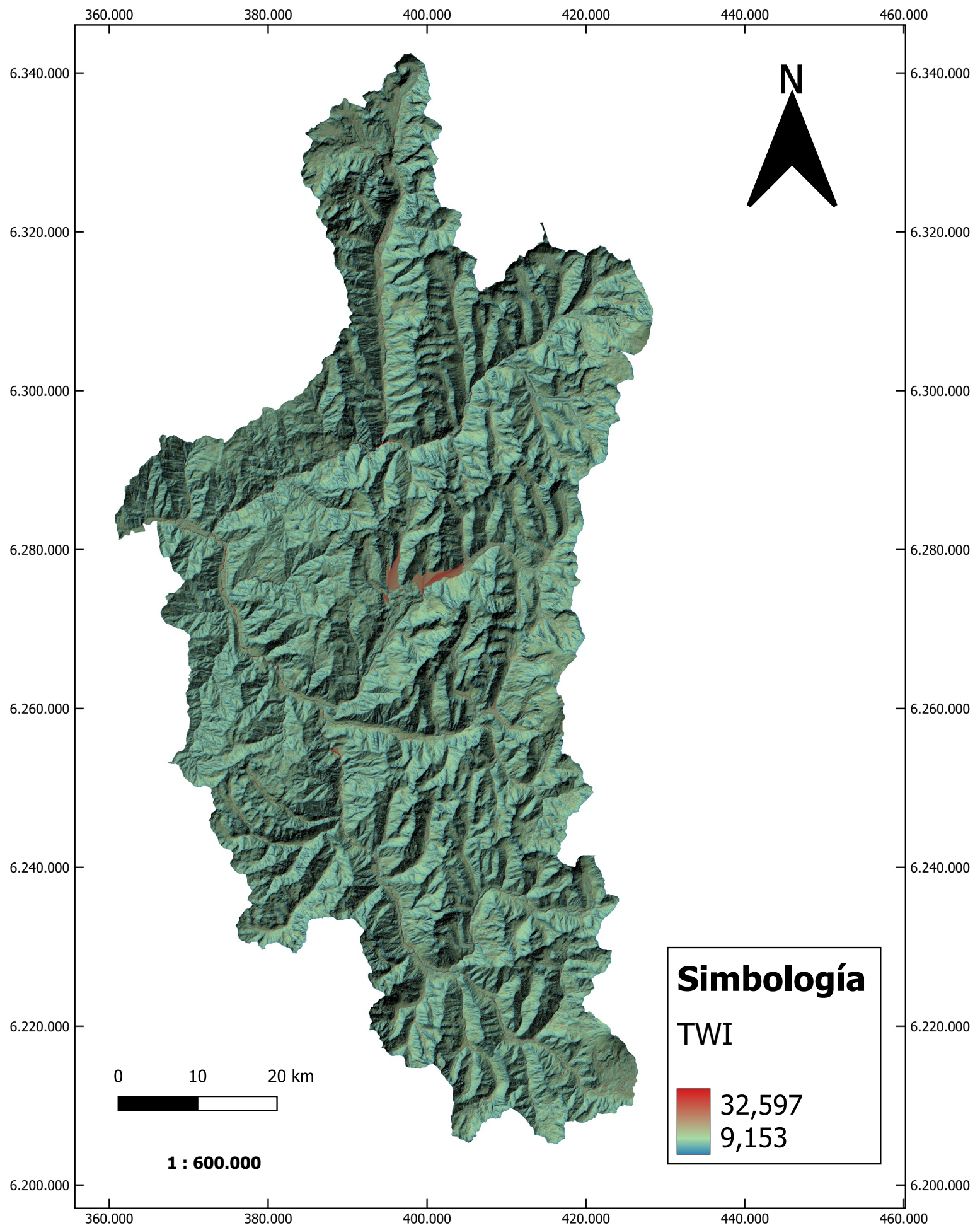


Figura G.5: Mapa temático del factor condicionante TWI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.5. SPI

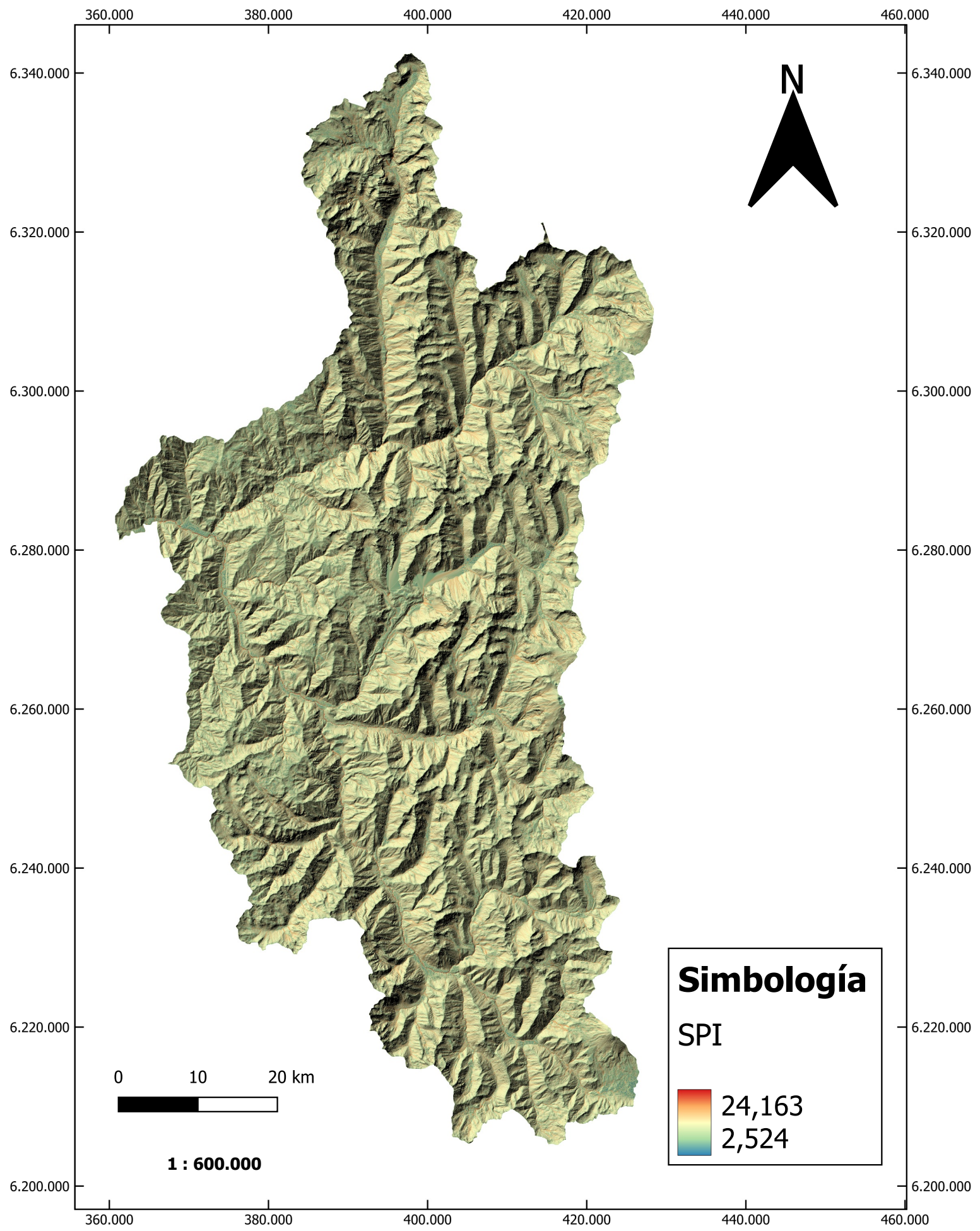


Figura G.6: Mapa temático del factor condicionante SPI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.6. STI

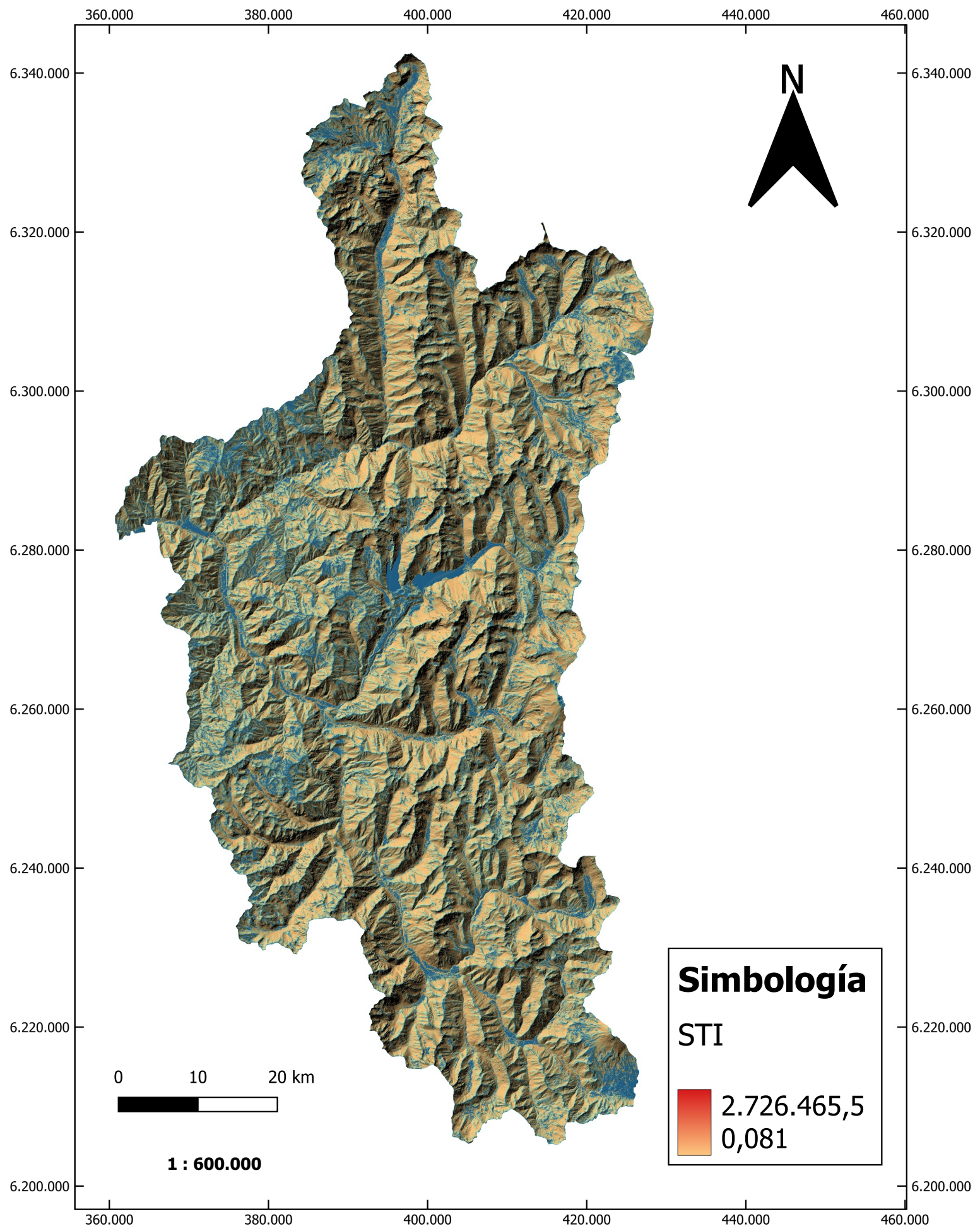


Figura G.7: Mapa temático del factor condicionante STI calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.7. Distancia a red de drenaje

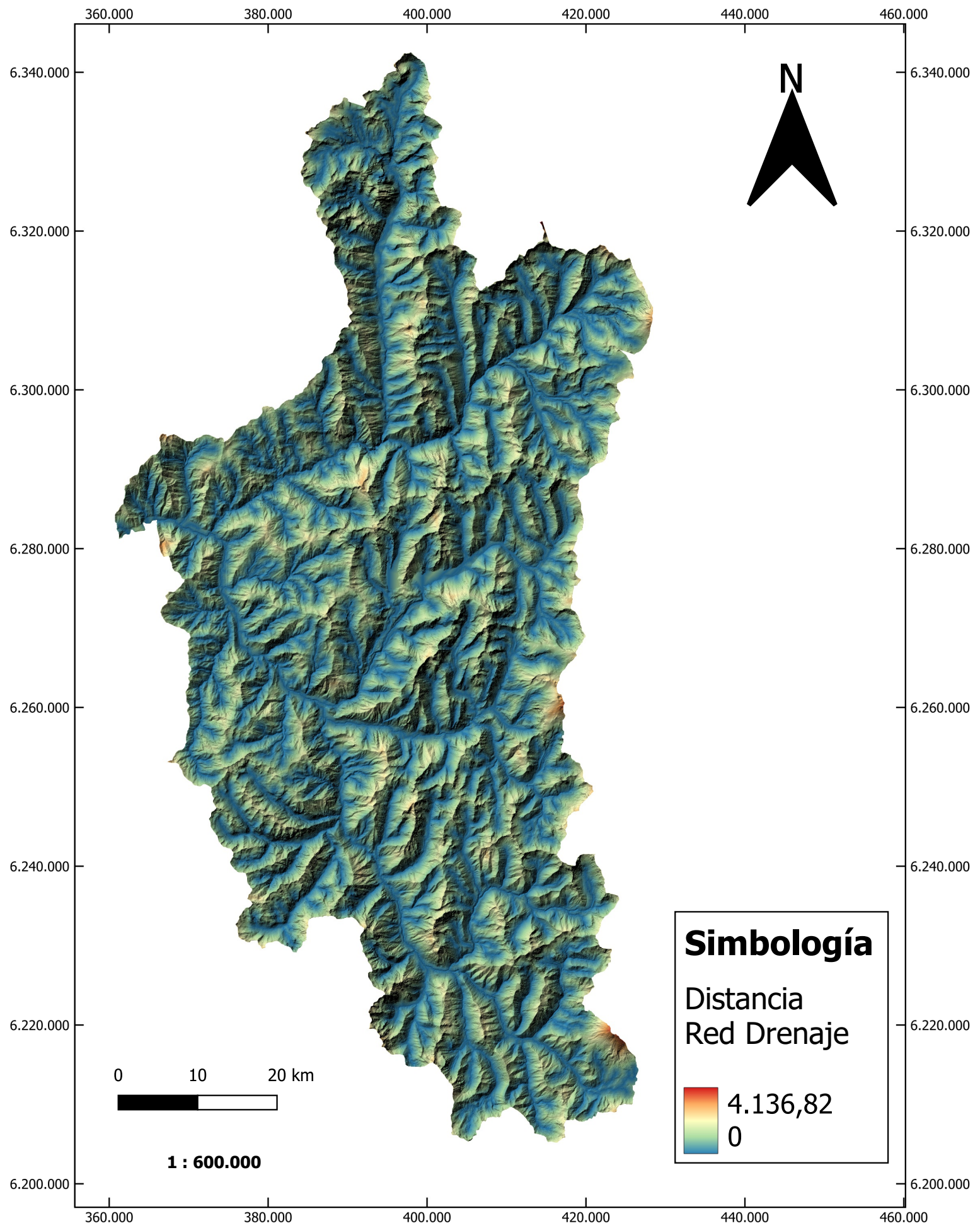


Figura G.8: Mapa temático del factor condicionante distancia a red de drenaje calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

G.8. Geología local

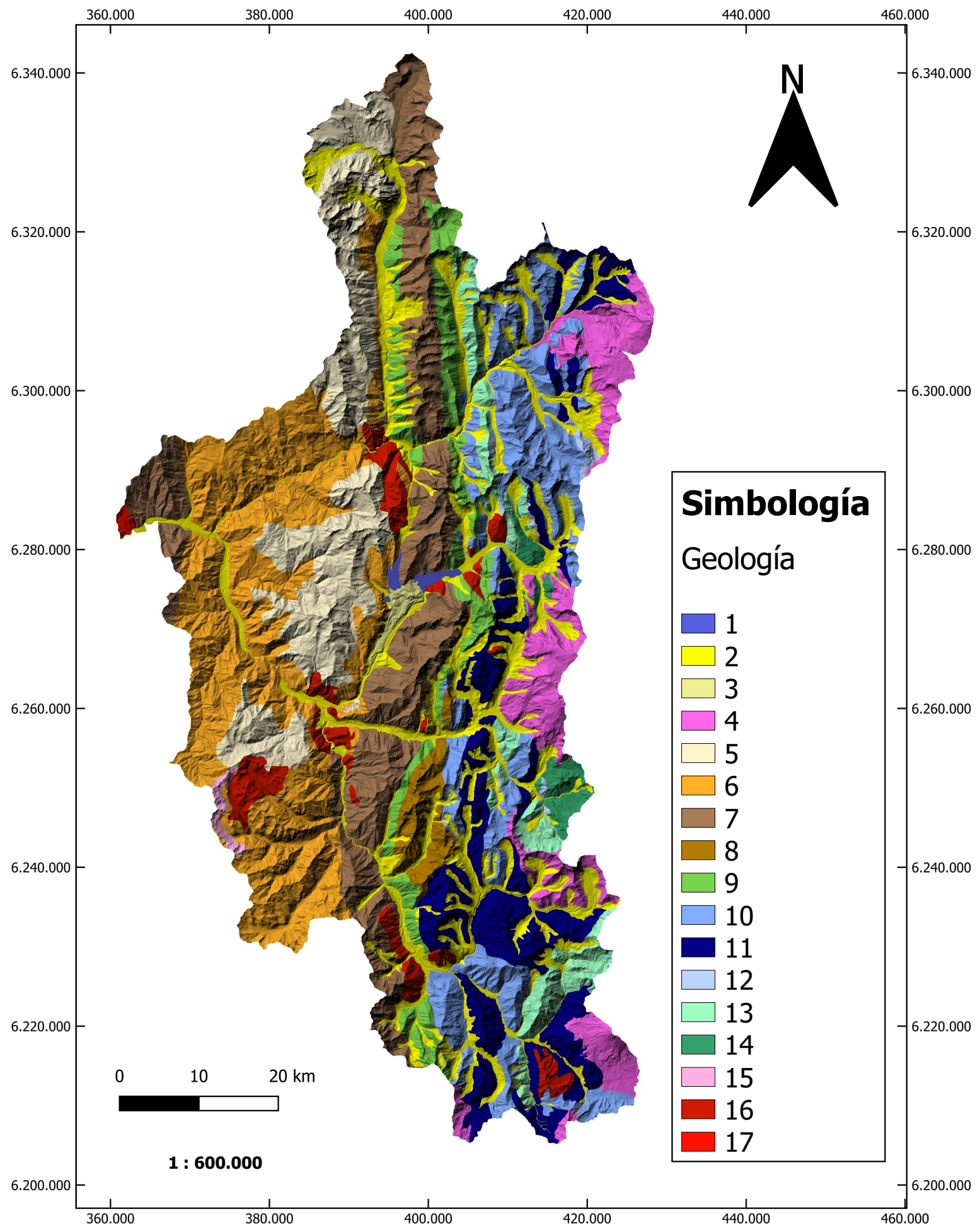


Figura G.9: Mapa temático del factor condicionante geología local, escala 1:600.000.

G.9. Distancia a fallas

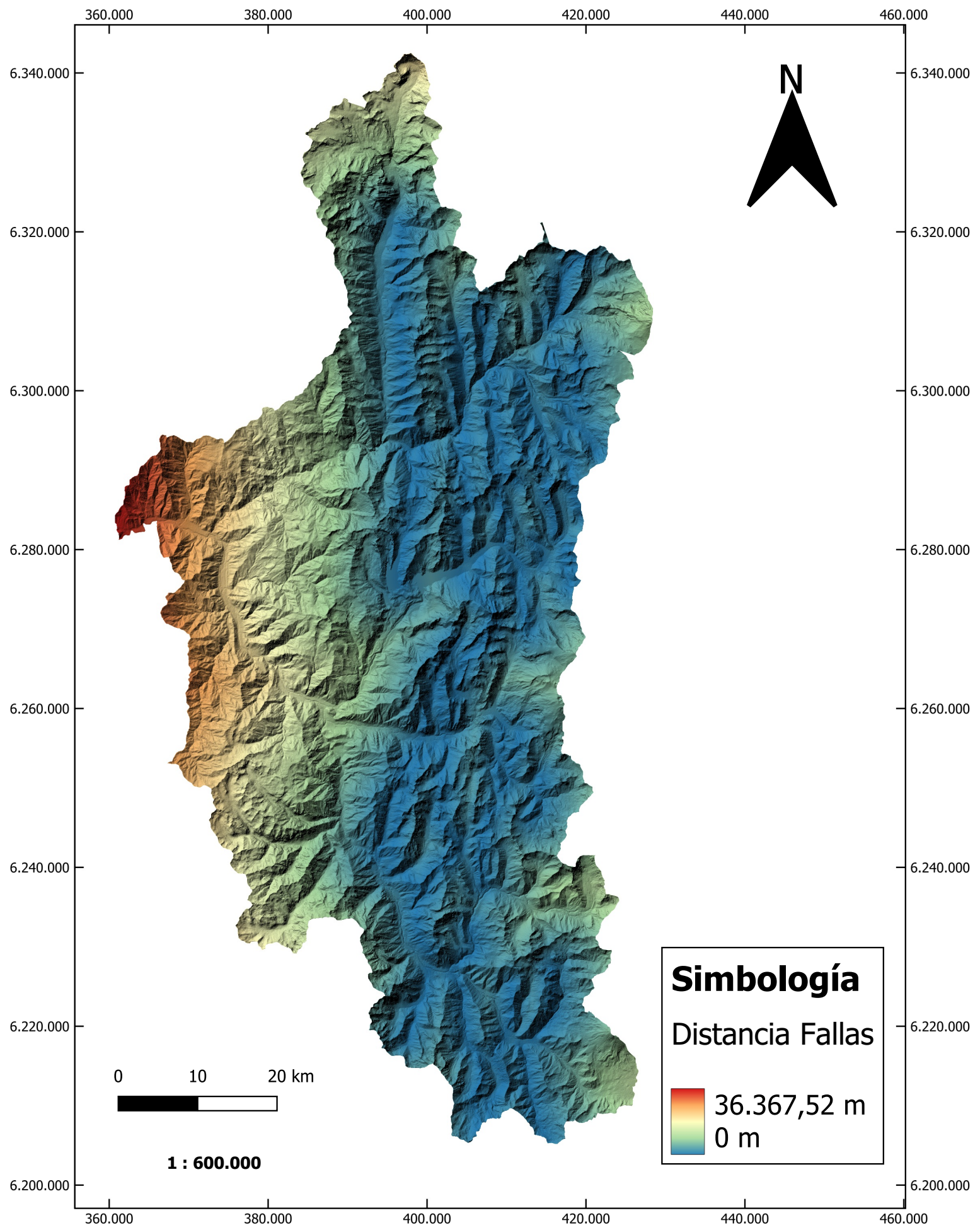


Figura G.10: Mapa temático del factor condicionante distancia a fallas calculado en la zona de estudio, escala 1:600.000.

Anexo H

Código Python para procesamiento de factores condicionantes

Código H.1: Código Python utilizado para el procesamiento de los factores condicionantes y los valores ejemplo.

```

1 # Importación de librerías
2 import pandas as pd
3
4 # Funciones útiles:
5 # Función que limpia valores no-data de los archivos csv:
6 def clean_nan_vals(path, cond_factor): # path: string de la ruta del archivo csv;
    ↪ cond_factor: string con nombre del factor condicionante
7     df = pd.read_csv(filepath_or_buffer=path,
8                       sep=',',
9                       dtype=float,
10                      names=['Coord_X', 'Coord_Y', cond_factor])
11     return df[df[cond_factor] != -99999.0].copy()
12
13 # Función que checkea si las primeras dos columnas de los dataframes son iguales
14 def check_df(dataframes_list): # dataframes_list: lista con los dataframes de factores
    ↪ condicionantes
15     l_1 = list()
16     l_2 = list()
17
18     # Guardamos las dos primeras columnas de cada dataframe en una lista:
19     for item in dataframes_list:
20         l_1.append(item.iloc[:, [0, 1]])
21
22     # Guardamos en una lista la comparación booleana entre cada elemento de la lista
    ↪ anteriormente creada:
23     for i in range(0, len(l_1)):
24         l_2.append(l_1[i-1].equals(l_1[i]))
25
26     return all(l_2)
27
28 # Función que normaliza los valores de factores condicionantes al rango [0,1]:
29 def min_max_normalization(data_frame):
30     df = data_frame

```

```

31 name = df.columns[2]+'_norm'
32 min = df.iloc[:,2].min()
33 max = df.iloc[:,2].max()
34 df[name] = (df.iloc[:,2]-min)/(max-min)
35 return df
36
37 # Función que concatena los dataframes:
38 def concat_target_vals(target_vals, cf_list):
39     df = target_vals.copy()
40     for item in cf_list:
41         df[item.columns[3]] = item.iloc[:,3].copy()
42     return df # retorna también las coordenadas
43
44 # Función que devuelve los vectores con los valores target:
45 def get_target_vals(data_frame):
46     df = data_frame.copy()
47     return df[df['Valores_Target']!=-1]
48
49 # Función que devuelve los vectores con los valores donde vamos a aplicar después la red
    ↪ neuronal:
50 def get_application_vals(data_frame):
51     df = data_frame.copy()
52     return df[df['Valores_Target']==-1]
53
54 # Apertura de archivos de factores condicionantes y ejemplos
55 DEM = clean_nan_vals('FC_DEM_Final.xyz', 'Elevacion')
56 Pendiente = clean_nan_vals('FC_Slope_Final.xyz', 'Pendiente')
57 Aspecto = clean_nan_vals('FC_Aspect_Final.xyz', 'Aspecto')
58 Curvatura_Plan = clean_nan_vals('FC_Plan_Curvature_Final.xyz', 'Curvatura_Planar')
59 Curvatura_Perfil = clean_nan_vals('FC_Profile_Curvature_Final.xyz', 'Curvatura_Perfil')
60 Distancia_Red_Drenaje = clean_nan_vals('FC_Distancia_Red_Drenaje_Final.xyz', '
    ↪ Distancia_Red_Drenaje')
61 TWI = clean_nan_vals('FC_TWI_Final.xyz', 'TWI')
62 SPI = clean_nan_vals('FC_SPI_Final.xyz', 'SPI')
63 STI = clean_nan_vals('FC_STI_Final.xyz', 'STI')
64 Geologia = clean_nan_vals('FC_Geologia_Final.xyz', 'Geologia')
65 Distancia_Fallas = clean_nan_vals('FC_Distancia_Fallas_Final.xyz', 'Distancia_Fallas')
66
67 Valores_Target = clean_nan_vals('Target_Vals_Final.xyz', 'Valores_Target')
68
69 # Validación de archivos
70 check_df([DEM, Pendiente, Aspecto, Curvatura_Plan, Curvatura_Perfil,
    ↪ Distancia_Red_Drenaje, TWI, SPI, STI, Geologia, Distancia_Fallas, Valores_Target
    ↪ ])
71
72 # Normalización de factores condicionantes
73 DEM_norm = min_max_normalization(DEM)
74 Pendiente_norm = min_max_normalization(Pendiente)
75 Aspecto_norm = min_max_normalization(Aspecto)
76 Curvatura_Plan_norm = min_max_normalization(Curvatura_Plan)
77 Curvatura_Perfil_norm = min_max_normalization(Curvatura_Perfil)
78 Distancia_Red_Drenaje_norm = min_max_normalization(Distancia_Red_Drenaje)

```



```
79 TWI_norm = min_max_normalization(TWI)
80 SPI_norm = min_max_normalization(SPI)
81 STI_norm = min_max_normalization(STI)
82 Geologia_norm = min_max_normalization(Geologia)
83 Distancia_Fallas_norm = min_max_normalization(Distancia_Fallas)
84
85 # Concatenación de archivos
86 l = [DEM_norm, Pendiente_norm, Aspecto_norm, Curvatura_Plan_norm,
      ↪ Curvatura_Perfil_norm, Distancia_Red_Drenaje_norm, TWI_norm, SPI_norm,
      ↪ STI_norm, Geologia_norm, Distancia_Fallas_norm]
87
88 # Concatenación de los archivos con valores de factores condicionantes:
89 df_concat_vals = concat_target_vals(Valores_Target, l)
90
91 df_target_vals = get_target_vals(df_concat_vals).iloc[:,2:]
92 df_application_vals = get_application_vals(df_concat_vals).iloc[:,2:]
93
94 df_coord_target_vals = get_target_vals(df_concat_vals).iloc[:,[0,1]] # Coordenadas de los
      ↪ valores target
95 df_coord_application_vals = get_application_vals(df_concat_vals).iloc[:,[0,1]] #
      ↪ Coordenadas de los valores de aplicación
96
97 # Exportación de archivos
98 df_target_vals.to_csv('/content/drive/MyDrive/Memoria/Valores_Target_y_Aplicacion/
      ↪ target_vals',sep=',', index=False, float_format)
99 df_application_vals.to_csv('/content/drive/MyDrive/Memoria/
      ↪ Valores_Target_y_Aplicacion/application_vals',sep = ',', index = False,
      ↪ float_format = float)
```

Anexo I

Adaptive Momentum Optimizer (Adam)

El optimizador Adam (Kingma y Ba, 2015) corresponde a un algoritmo basado en el descenso del gradiente, que utiliza el método del momentum y una tasa de aprendizaje adaptativa en el tiempo.

El algoritmo del descenso del gradiente se basa en la optimización de los parámetros a través del movimiento en la dirección contraria a la dirección de máxima pendiente. Sea θ la matriz que contiene todos los parámetros de la red, $J(\theta)$ la función objetivo a minimizar (función de pérdida) y η la tasa de aprendizaje, entonces, la ecuación que representa el movimiento en la dirección contraria a la dirección de máxima pendiente es:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta) \tag{I.1}$$

Donde ∇_{θ} corresponde a la derivada de la función objetivo con respecto a los parámetros de la red. Notar que la actualización de los parámetros se realiza una vez que todos los ejemplos son procesados por la red, de tal manera que el método del descenso del gradiente por si solo requiere de una gran capacidad computacional, así también como realiza actualizaciones bruscas de los parámetros cuando se le entregan ejemplos distintos de los vistos anteriormente. El método del momentum permite actualizar los parámetros de forma menos brusca cuando se le entregan parámetros distintos de los vistos anteriormente, permitiendo avanzar de forma más rápida hacia el mínimo local de la función de pérdida. Sea γ una fracción entre 0 y 1, entonces, el método del momentum queda descrito como:

$$v_t = \gamma v_{t-1} + \eta \nabla_{\theta} J(\theta) \tag{I.2}$$

$$\theta = \theta - v_t \tag{I.3}$$

De esta forma, el método del momentum no hace más agrandar el paso en la dirección contraria, basado en las actualizaciones más recientes de los parámetros.

Otro de los problemas que presenta el método del descenso del gradiente corresponde a que la tasa de aprendizaje (η) es invariable en el tiempo. Para contrarrestar esto, una de las implementaciones utilizadas es adaptar la tasa de aprendizaje utilizando la esperanza del valor del gradiente acumulado al cuadrado hasta un momento t de la actualización. Sea g_t la

derivada de la función de pérdida con respecto a los parámetros, entonces, la actualización adaptativa de la tasa de aprendizaje puede hacerse como:

$$E[g^2]_t = \gamma E[g^2]_{t-1} + (1 - \gamma)g_t^2 \quad (\text{I.4})$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t + \epsilon}}g_t \quad (\text{I.5})$$

Donde γ suele tener un valor fijo de 0.9, y ϵ corresponde a un valor añadido al denominador para evitar la división por cero que suele tener un valor de 10^{-8} .

Finalmente, las ideas de momentum y tasa de aprendizaje adaptativa pueden combinarse en un solo algoritmo utilizando los valores del gradiente pasado y el gradiente pasado al cuadrado utilizando las siguientes dos variables:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1)g_t \quad (\text{I.6})$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2)g_t^2 \quad (\text{I.7})$$

Donde para evitar el sesgo de estos valores en torno a cero, dado que los vectores m_t y v_t son inicializados como vectores de ceros, se define:

$$\hat{m} = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (\text{I.8})$$

$$\hat{v} = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (\text{I.9})$$

Donde \hat{m} y \hat{v} permiten evitar el sesgo introducido en los parámetros m_t y v_t en torno a cero. Finalmente, la actualización de los parámetros de la red, utilizando el método Adam queda descrito por la siguiente ecuación:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}}\hat{m}_t \quad (\text{I.10})$$

Donde β_1 y β_2 suelen tener valores de 0.9 y 0.999, respectivamente.

Anexo J

Valores de la función de pérdida y exactitud general durante el entrenamiento de la red

Tabla J.1: Valores de la función de pérdida para el set de entrenamiento (TS) y el set de desarrollo (DS) y exactitud general sobre el set de desarrollo durante las 500 épocas de entrenamiento.

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
1	0.67482	0.67066	0
2	0.63093	0.62413	0
3	0.56912	0.54541	0
4	0.39609	0.40937	0.06719
5	0.22784	0.29577	0.38281
6	0.14554	0.20522	0.61563
7	0.08566	0.14236	0.82031
8	0.08712	0.10752	0.89844
9	0.07143	0.08558	0.90938
10	0.03424	0.06752	0.9375
11	0.16161	0.06084	0.94375
12	0.0071	0.05122	0.96406
13	0.01057	0.04182	0.96875
14	0.03143	0.03744	0.96875
15	0.01789	0.03402	0.96875
16	0.00797	0.03141	0.96875
17	0.01271	0.02843	0.97656
18	0.0132	0.02722	0.97656
19	0.00877	0.02374	0.98438
20	0.022	0.02417	0.97969
21	0.0165	0.02076	0.98438

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
22	0.00558	0.02193	0.98438
23	0.00764	0.01877	0.98438
24	0.00449	0.02001	0.98438
25	0.02088	0.01695	0.98438
26	0.00267	0.0178	0.98438
27	0.03119	0.01607	0.98438
28	0.00183	0.01481	0.98438
29	0.00238	0.01907	0.98438
30	0.00324	0.01674	0.97969
31	0.0009	0.01507	0.98438
32	0.00171	0.0157	0.97969
33	0.00649	0.01401	0.98438
34	0.0029	0.0123	0.98438
35	0.0024	0.01343	0.98438
36	0.00104	0.01309	0.98438
37	0.00145	0.01457	0.97969
38	0.00203	0.01427	0.98438
39	0.0028	0.01603	0.98438
40	0.00554	0.01108	0.98438
41	0.00122	0.01124	0.98438
42	0.00937	0.01216	0.97969
43	0.00749	0.01045	0.98438
44	0.0008	0.01084	0.98438
45	0.00617	0.01249	0.98438
46	0.00055	0.01203	0.98438
47	0.0003	0.00947	0.98438
48	0.00112	0.01273	0.97969
49	0.0013	0.01136	0.98438
50	0.00982	0.01361	0.98438
51	0.0775	0.01171	0.98438
52	0.02612	0.01102	0.97969
53	0.02235	0.01033	0.97969
54	0.00033	0.0076	0.98438
55	0.00155	0.01169	0.98438
56	0.00357	0.00881	0.98438
57	0.00096	0.00945	0.98438
58	0.00017	0.00925	0.98438
59	0.00011	0.0103	0.98438

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
60	0.00053	0.00832	0.98438
61	0.00364	0.0092	0.98438
62	0.02178	0.00939	0.98438
63	0.00027	0.01125	0.98438
64	0.00023	0.01315	0.98438
65	0.00032	0.00855	0.98438
66	0.00003	0.00995	0.98438
67	0.00033	0.00946	0.98438
68	0.00301	0.01029	0.98438
69	0.00157	0.01111	0.97969
70	0.00181	0.00772	0.98438
71	0.00085	0.01005	0.97969
72	0.00266	0.01022	0.98438
73	0.00006	0.00752	0.98438
74	0.00036	0.00913	0.98438
75	0.00035	0.0094	0.98438
76	0.01541	0.00762	0.98438
77	0.04476	0.01079	0.98438
78	0.00302	0.01196	0.98438
79	0.00001	0.00903	0.98438
80	0.0039	0.00715	0.98438
81	0.00017	0.00963	0.98438
82	0.00051	0.0092	0.98438
83	0.00005	0.00806	0.98438
84	0.00006	0.00506	0.99219
85	0.00003	0.00848	0.98438
86	0.00005	0.00986	0.98438
87	0.00029	0.00659	0.99219
88	0.00001	0.00751	0.98438
89	0.00097	0.00777	0.98438
90	0.00027	0.01003	0.98438
91	0.00015	0.01042	0.98438
92	0.00001	0.00749	0.98438
93	0.00018	0.00878	0.98438
94	0.00806	0.01101	0.97969
95	0.00002	0.00999	0.98438
96	0.00001	0.00688	0.99219
97	0.00005	0.00957	0.98438

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
98	0.00002	0.0116	0.97969
99	0.00088	0.0112	0.97969
100	0.00055	0.00849	0.98438
101	0.00559	0.0066	0.99219
102	0	0.00707	0.99219
103	0.00001	0.00942	0.98438
104	0	0.00997	0.98438
105	0.00183	0.00635	0.99219
106	0.01711	0.00857	0.98438
107	0.00002	0.01281	0.98438
108	0.00006	0.00892	0.98438
109	0	0.00806	0.98438
110	0.00005	0.00916	0.98438
111	0.00002	0.00715	0.99219
112	0.00002	0.00751	0.99219
113	0.00006	0.00858	0.98438
114	0.00172	0.00875	0.98438
115	0.00001	0.01539	0.97969
116	0.00577	0.00884	0.98438
117	0.00002	0.00833	0.98438
118	0	0.00771	0.98438
119	0	0.00741	0.99219
120	0.00023	0.00758	0.99219
121	0.00002	0.00836	0.98438
122	0.00398	0.00748	0.99219
123	0.01193	0.00897	0.98438
124	0	0.00898	0.98438
125	0	0.00947	0.98438
126	0	0.00872	0.9875
127	0.00111	0.01113	0.9875
128	0	0.00542	0.99219
129	0.00052	0.00841	0.98438
130	0.00004	0.0096	0.9875
131	0.00059	0.00756	0.99219
132	0.00001	0.00592	0.99219
133	0.00038	0.00729	0.99219
134	0.00001	0.00812	0.98438
135	0.00004	0.00568	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
136	0.00697	0.00782	0.99219
137	0	0.00581	0.99219
138	0.00039	0.00667	0.99219
139	0.00035	0.00645	0.99219
140	0.00005	0.00584	0.99219
141	0.00004	0.01107	0.97969
142	0.00001	0.00683	0.99219
143	0	0.00816	0.99219
144	0.00117	0.00896	0.99219
145	0	0.00819	0.99219
146	0.00002	0.00823	0.99219
147	0.00071	0.00695	0.99219
148	0.00023	0.00784	0.99219
149	0.00001	0.00483	0.99219
150	0	0.0087	0.98438
151	0.00021	0.01301	0.97969
152	0	0.00661	0.99219
153	0.00149	0.00604	0.99219
154	0	0.00713	0.99219
155	0	0.00774	0.99219
156	0	0.00625	0.99219
157	0.00003	0.00688	0.99219
158	0	0.0073	0.99219
159	0	0.00724	0.99219
160	0	0.00802	0.99219
161	0	0.00757	0.99219
162	0	0.00958	0.98438
163	0	0.00748	0.99219
164	0	0.00811	0.99219
165	0.00002	0.00525	0.99219
166	0	0.00756	0.99219
167	0	0.00902	0.99219
168	0.00594	0.0052	0.99219
169	0	0.00379	0.99219
170	0	0.00691	0.99219
171	0	0.00815	0.99219
172	0	0.00612	0.99219
173	0.00006	0.0072	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
174	0.00003	0.0073	0.99219
175	0.00014	0.00682	0.99219
176	0	0.00718	0.99219
177	0.00024	0.01365	0.9875
178	0	0.00548	0.99219
179	0	0.0093	0.99219
180	0.00033	0.00707	0.99219
181	0.00086	0.0067	0.99219
182	0	0.0097	0.99219
183	0.00079	0.00661	0.99219
184	0.00017	0.00721	0.99219
185	0	0.01001	0.99219
186	0	0.00818	0.99219
187	0.00001	0.00563	0.99219
188	0.00008	0.00877	0.99219
189	0	0.01056	0.98438
190	0	0.00737	0.99219
191	0	0.00752	0.99219
192	0.00042	0.00775	0.99219
193	0.00017	0.00707	0.99219
194	0	0.00707	0.99219
195	0	0.00721	0.99219
196	0	0.00682	0.99219
197	0	0.0073	0.99219
198	0	0.01273	0.9875
199	0	0.00721	0.99219
200	0	0.00743	0.99219
201	0	0.00786	0.99219
202	0.00001	0.00835	0.99219
203	0	0.00817	0.99219
204	0	0.00976	0.99219
205	0	0.0069	0.99219
206	0	0.00724	0.99219
207	0.00138	0.00866	0.99219
208	0.00004	0.00731	0.99219
209	0.00129	0.00756	0.99219
210	0.0009	0.00709	0.99219
211	0	0.00674	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
212	0	0.00724	0.99219
213	0	0.00715	0.99219
214	0	0.0104	0.99219
215	0	0.00717	0.99219
216	0	0.00828	0.99219
217	0	0.008	0.99219
218	0.00069	0.01155	0.99219
219	0	0.00704	0.99219
220	0	0.00716	0.99219
221	0.00005	0.00652	0.99219
222	0	0.0094	0.99219
223	0	0.00948	0.99219
224	0.00005	0.00612	0.99219
225	0	0.00993	0.99219
226	0	0.00821	0.99219
227	0.00005	0.01025	0.99219
228	0	0.0076	0.99219
229	0	0.00837	0.99219
230	0	0.00832	0.99219
231	0	0.00883	0.99219
232	0.00087	0.00712	0.99219
233	0	0.00709	0.99219
234	0	0.01735	0.9875
235	0.00001	0.00738	0.99219
236	0	0.00821	0.99219
237	0	0.00778	0.99219
238	0	0.01084	0.99219
239	0	0.00968	0.99219
240	0	0.00667	0.99219
241	0	0.00957	0.99219
242	0	0.00964	0.99219
243	0.00002	0.00857	0.99219
244	0	0.00816	0.99219
245	0.00001	0.0069	0.99219
246	0	0.00739	0.99219
247	0.00045	0.00947	0.99219
248	0	0.01423	0.9875
249	0.00014	0.01019	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
250	0	0.0126	0.99219
251	0.00001	0.00869	0.99219
252	0	0.01098	0.99219
253	0	0.00921	0.99219
254	0	0.00694	0.99219
255	0	0.00977	0.99219
256	0.00014	0.00898	0.99219
257	0	0.0097	0.99219
258	0	0.01441	0.9875
259	0.00001	0.00824	0.99219
260	0	0.0106	0.99219
261	0	0.00666	0.99219
262	0	0.00604	0.99219
263	0	0.01005	0.99219
264	0.00043	0.01154	0.99219
265	0	0.0084	0.99219
266	0	0.00843	0.99219
267	0	0.01148	0.99219
268	0.00001	0.00891	0.99219
269	0	0.01549	0.9875
270	0	0.00903	0.99219
271	0	0.00956	0.99219
272	0.00001	0.00857	0.99219
273	0.00001	0.01	0.99219
274	0	0.00906	0.99219
275	0	0.00764	0.99219
276	0	0.00684	0.99219
277	0	0.01672	0.9875
278	0	0.00987	0.99219
279	0	0.00821	0.99219
280	0	0.01009	0.99219
281	0	0.00933	0.99219
282	0.00004	0.00852	0.99219
283	0	0.01065	0.99219
284	0.00001	0.01045	0.99219
285	0	0.01025	0.99219
286	0	0.01199	0.99219
287	0	0.01149	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
288	0	0.00924	0.99219
289	0	0.01307	0.99219
290	0	0.00975	0.99219
291	0	0.00954	0.99219
292	0	0.01041	0.99219
293	0	0.01042	0.99219
294	0	0.01112	0.99219
295	0	0.01044	0.99219
296	0	0.01177	0.99219
297	0	0.00885	0.99219
298	0	0.01105	0.99219
299	0.00011	0.01128	0.99219
300	0	0.01003	0.99219
301	0	0.01252	0.99219
302	0.00003	0.01088	0.99219
303	0	0.01102	0.99219
304	0	0.01224	0.99219
305	0	0.01129	0.99219
306	0.00006	0.01181	0.99219
307	0	0.0104	0.99219
308	0	0.01201	0.99219
309	0	0.01036	0.99219
310	0	0.01017	0.99219
311	0	0.01122	0.99219
312	0	0.01189	0.99219
313	0	0.01059	0.99219
314	0	0.00959	0.99219
315	0	0.01295	0.99219
316	0	0.01208	0.99219
317	0	0.0178	0.9875
318	0	0.01125	0.99219
319	0	0.00955	0.99219
320	0	0.01216	0.99219
321	0.00007	0.0132	0.99219
322	0	0.00991	0.99219
323	0	0.01151	0.99219
324	0	0.01117	0.99219
325	0	0.01306	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
326	0	0.01195	0.99219
327	0	0.01652	0.9875
328	0	0.01134	0.99219
329	0	0.01143	0.99219
330	0	0.01106	0.99219
331	0	0.0128	0.99219
332	0	0.01085	0.99219
333	0.00001	0.01785	0.9875
334	0	0.01073	0.99219
335	0	0.01132	0.99219
336	0	0.01169	0.99219
337	0	0.01466	0.99219
338	0	0.01089	0.99219
339	0	0.01133	0.99219
340	0	0.01686	0.9875
341	0.00003	0.01105	0.99219
342	0	0.01244	0.99219
343	0	0.01053	0.99219
344	0	0.01266	0.99219
345	0	0.01225	0.99219
346	0	0.01602	0.99219
347	0	0.01403	0.99219
348	0	0.01321	0.99219
349	0.00001	0.01134	0.99219
350	0.00002	0.01376	0.99219
351	0	0.01922	0.9875
352	0	0.01248	0.99219
353	0	0.01327	0.99219
354	0	0.01241	0.99219
355	0	0.01341	0.99219
356	0	0.01472	0.99219
357	0	0.01173	0.99219
358	0	0.02374	0.9875
359	0	0.01406	0.99219
360	0	0.01293	0.99219
361	0	0.01265	0.99219
362	0.00002	0.01557	0.99219
363	0	0.01295	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
364	0	0.02312	0.9875
365	0	0.01437	0.99219
366	0	0.01268	0.99219
367	0	0.01333	0.99219
368	0	0.0118	0.99219
369	0.00003	0.0119	0.99219
370	0	0.01533	0.99219
371	0	0.01115	0.99219
372	0	0.01443	0.99219
373	0	0.01228	0.99219
374	0	0.0129	0.99219
375	0	0.01391	0.99219
376	0	0.01369	0.99219
377	0.00003	0.01125	0.99219
378	0	0.01354	0.99219
379	0.00001	0.01446	0.99219
380	0	0.01298	0.99219
381	0	0.01287	0.99219
382	0	0.01546	0.99219
383	0	0.01333	0.99219
384	0	0.02331	0.9875
385	0	0.01392	0.99219
386	0	0.01594	0.99219
387	0	0.01051	0.99219
388	0	0.01407	0.99219
389	0	0.01384	0.99219
390	0	0.01438	0.99219
391	0	0.01503	0.99219
392	0	0.01467	0.99219
393	0.00002	0.0134	0.99219
394	0	0.01303	0.99219
395	0	0.01327	0.99219
396	0	0.01505	0.99219
397	0	0.02329	0.9875
398	0.00001	0.01571	0.99219
399	0	0.01461	0.99219
400	0	0.01438	0.99219
401	0	0.01491	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
402	0	0.01466	0.99219
403	0	0.02218	0.9875
404	0	0.01634	0.99219
405	0	0.023	0.9875
406	0	0.01563	0.99219
407	0	0.0142	0.99219
408	0	0.0154	0.99219
409	0	0.014	0.99219
410	0	0.01521	0.99219
411	0	0.01689	0.99219
412	0	0.01208	0.99219
413	0	0.01495	0.99219
414	0	0.01511	0.99219
415	0	0.01407	0.99219
416	0	0.01233	0.99219
417	0	0.01672	0.99219
418	0	0.01462	0.99219
419	0	0.0154	0.99219
420	0	0.01427	0.99219
421	0	0.01556	0.99219
422	0	0.01765	0.99219
423	0	0.01532	0.99219
424	0	0.0173	0.99219
425	0	0.01257	0.99219
426	0	0.01451	0.99219
427	0	0.01754	0.99219
428	0	0.02097	0.9875
429	0	0.01581	0.99219
430	0	0.01685	0.99219
431	0	0.01512	0.99219
432	0	0.01834	0.99219
433	0	0.0246	0.9875
434	0	0.0194	0.99219
435	0	0.01467	0.99219
436	0	0.01411	0.99219
437	0	0.01517	0.99219
438	0	0.01372	0.99219
439	0	0.01615	0.99219

Continúa en la siguiente página

Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
440	0	0.0161	0.99219
441	0	0.01867	0.99219
442	0	0.02438	0.9875
443	0	0.01488	0.99219
444	0	0.01709	0.99219
445	0	0.01622	0.99219
446	0	0.01581	0.99219
447	0	0.0153	0.99219
448	0	0.01656	0.99219
449	0	0.02949	0.9875
450	0	0.02299	0.9875
451	0	0.01705	0.99219
452	0	0.01529	0.99219
453	0	0.01684	0.99219
454	0	0.01782	0.99219
455	0	0.01633	0.99219
456	0	0.01763	0.99219
457	0	0.01514	0.99219
458	0	0.0141	0.99219
459	0	0.01724	0.99219
460	0	0.01703	0.99219
461	0	0.01637	0.99219
462	0	0.01626	0.99219
463	0	0.01502	0.99219
464	0	0.01749	0.99219
465	0	0.01793	0.99219
466	0	0.01686	0.99219
467	0	0.01689	0.99219
468	0	0.01268	0.99219
469	0	0.01707	0.99219
470	0	0.01905	0.99219
471	0	0.01716	0.99219
472	0	0.01615	0.99219
473	0	0.01616	0.99219
474	0	0.01684	0.99219
475	0	0.01665	0.99219
476	0	0.01737	0.99219
477	0	0.02661	0.9875

Continúa en la siguiente página

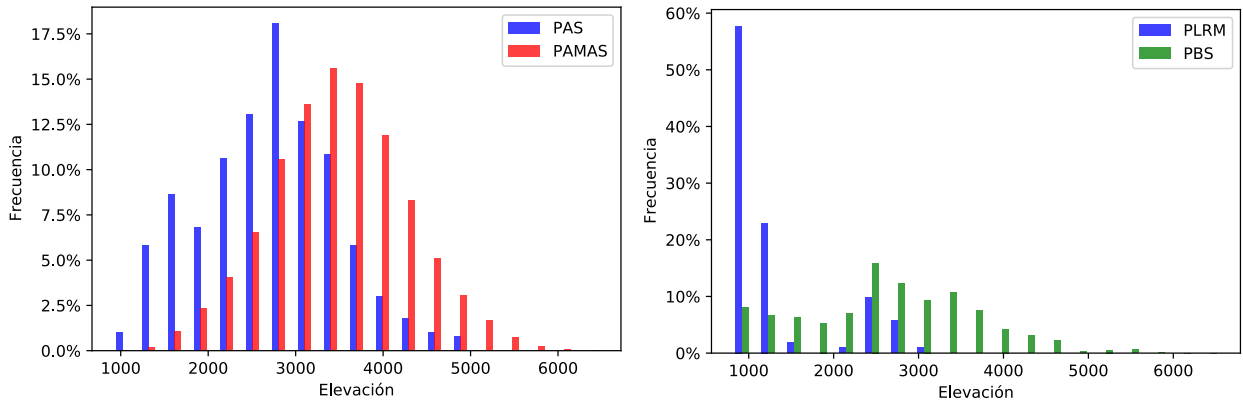
Tabla J.1 – continuación de la página anterior

Época	Pérdida TS	Pérdida DS	Exactitud general DS
478	0	0.01913	0.99219
479	0	0.01688	0.99219
480	0	0.01764	0.99219
481	0	0.01731	0.99219
482	0	0.01534	0.99219
483	0	0.01898	0.99219
484	0	0.01857	0.99219
485	0	0.01734	0.99219
486	0	0.01828	0.99219
487	0	0.01859	0.99219
488	0	0.01587	0.99219
489	0	0.01669	0.99219
490	0	0.0179	0.99219
491	0	0.01895	0.99219
492	0	0.01745	0.99219
493	0	0.01972	0.99219
494	0	0.01885	0.99219
495	0	0.02953	0.9875
496	0	0.02904	0.9875
497	0	0.01958	0.99219
498	0	0.01748	0.99219
499	0	0.01795	0.99219
500	0	0.01896	0.99219

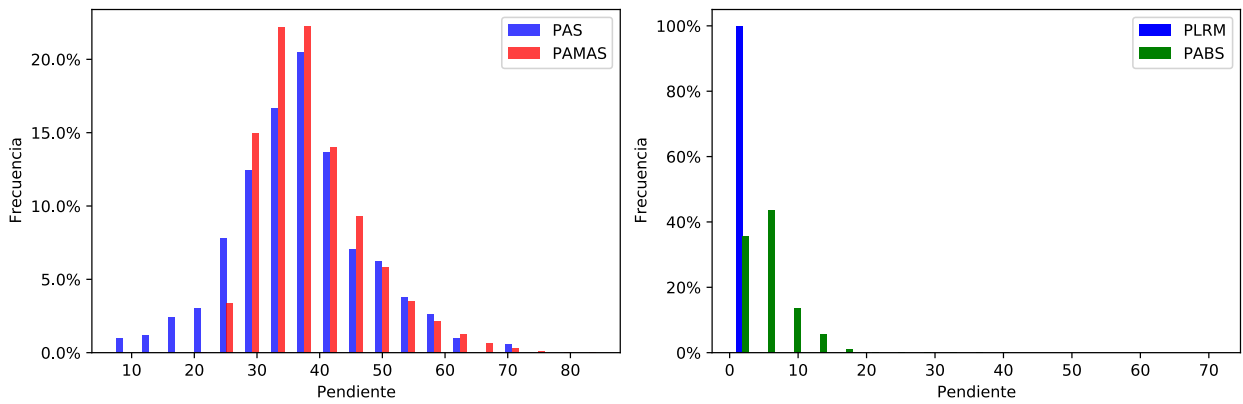
Anexo K

Comparación de distribución de valores de factores condicionantes entre puntos ejemplo y puntos de aplicación

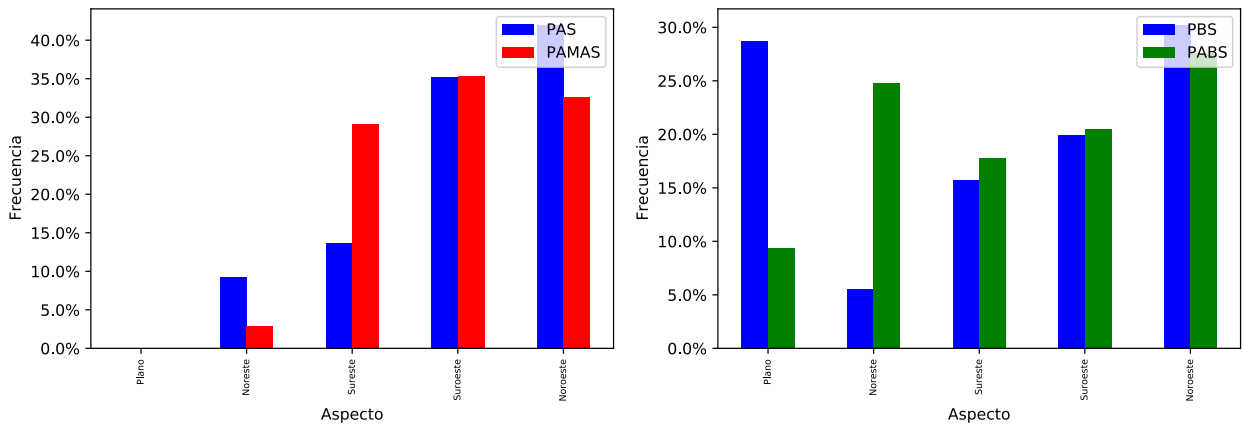
K.1. Modelo de 30 épocas



(a) Elevación.

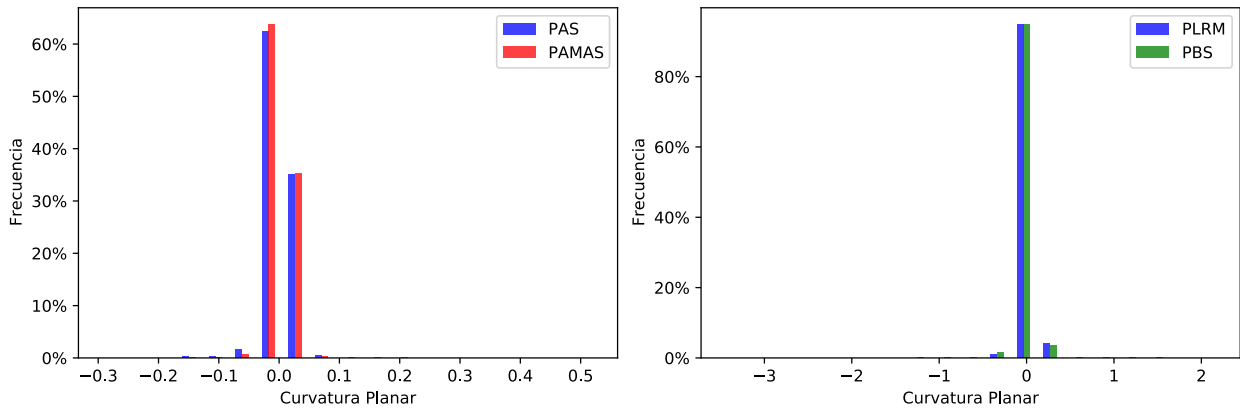


(b) Pendiente.

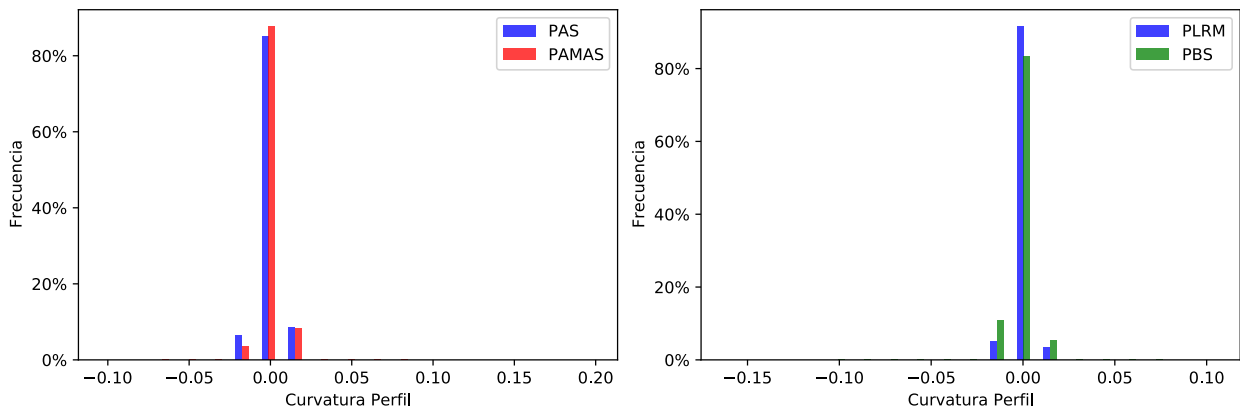


(c) Aspecto.

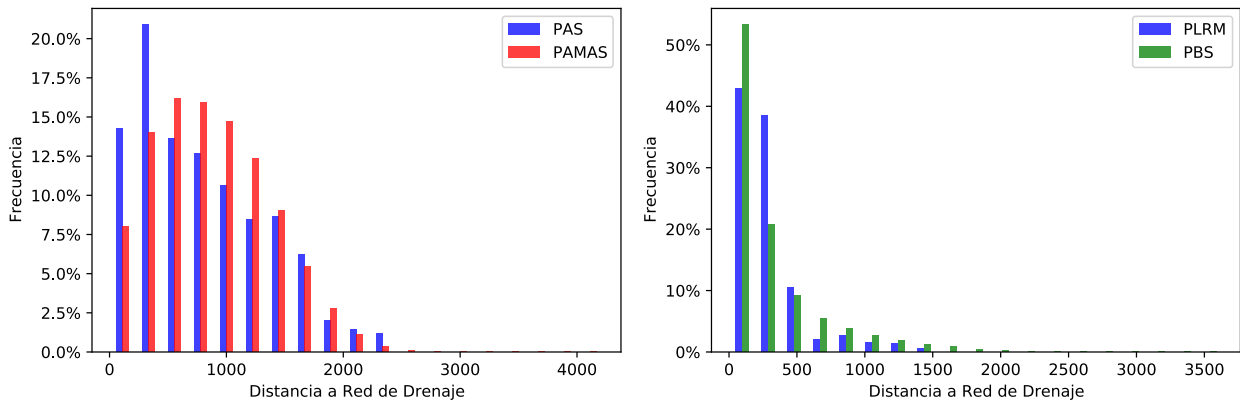
Figura K.1: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



(d) Curvatura planar.

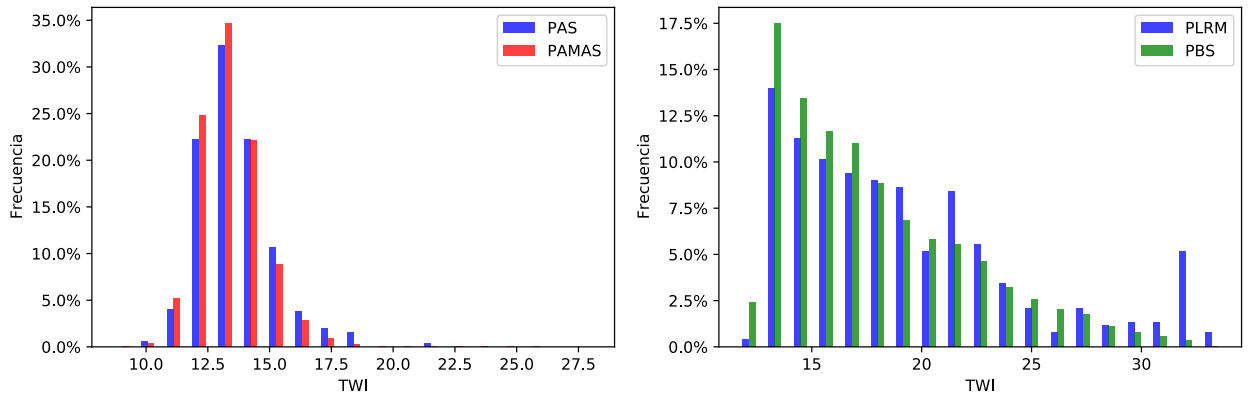


(e) Curvatura perfil.

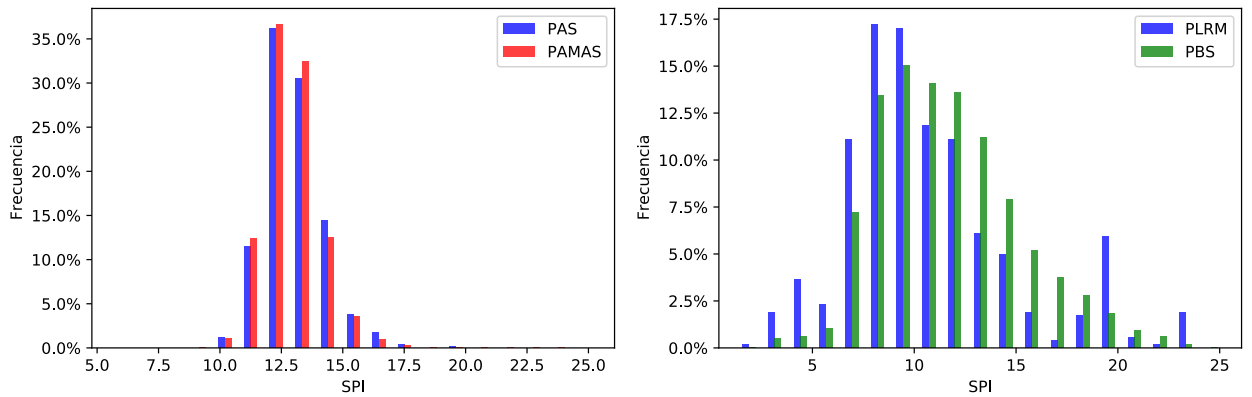


(f) Dist. a red de drenaje.

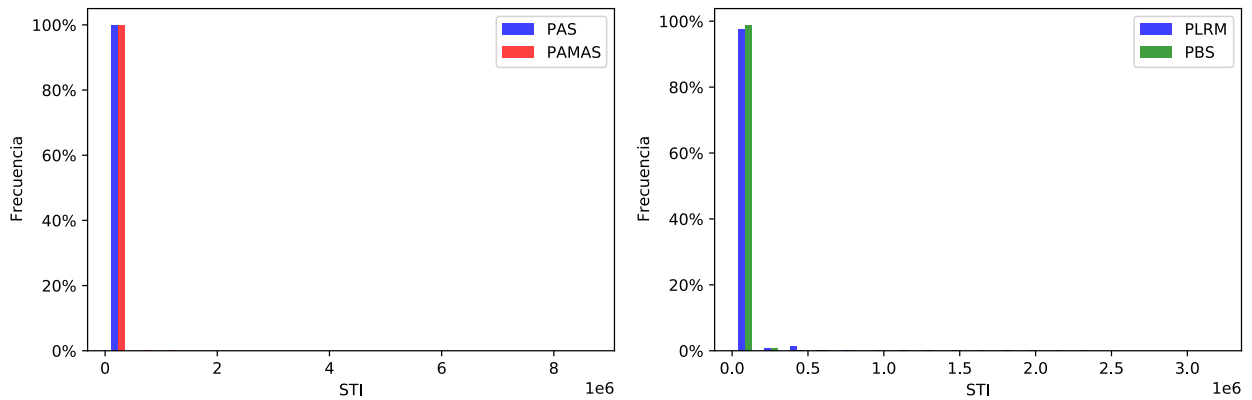
Figura K.1: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



(g) TWI.

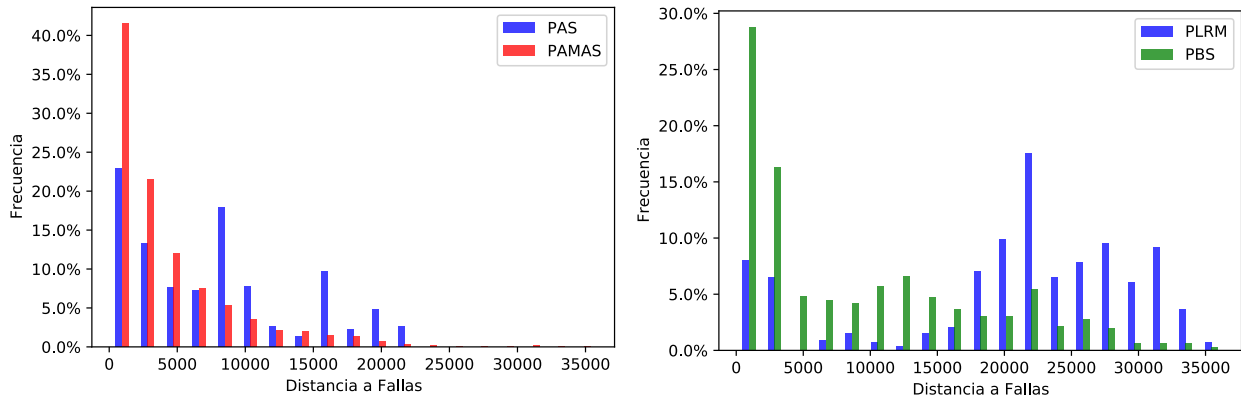


(h) SPI.

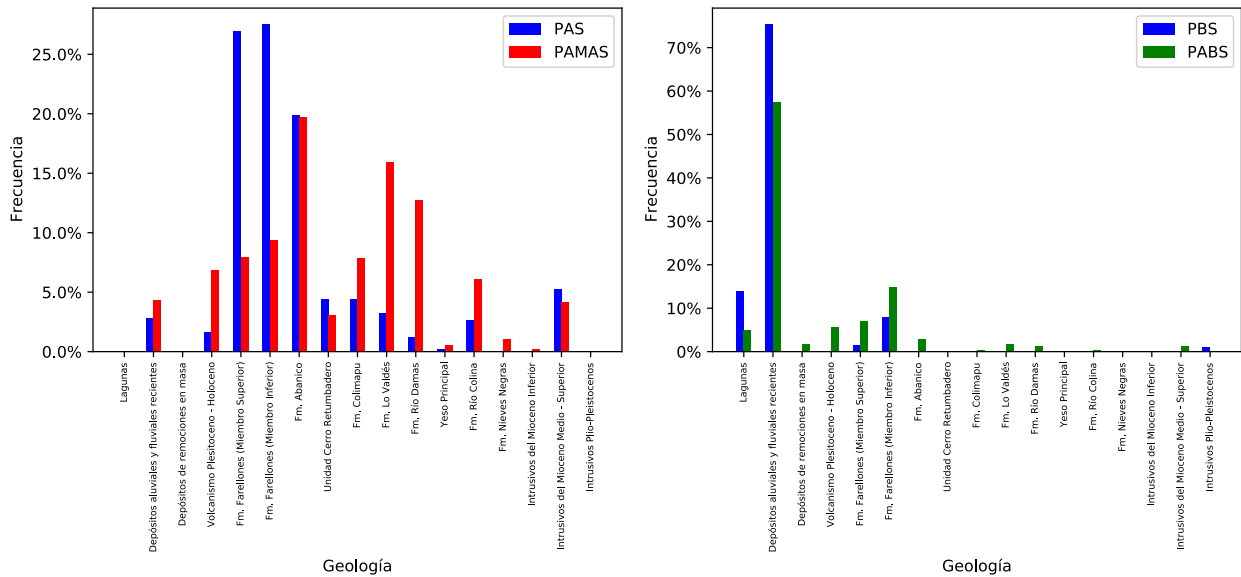


(i) STI.

Figura K.1: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



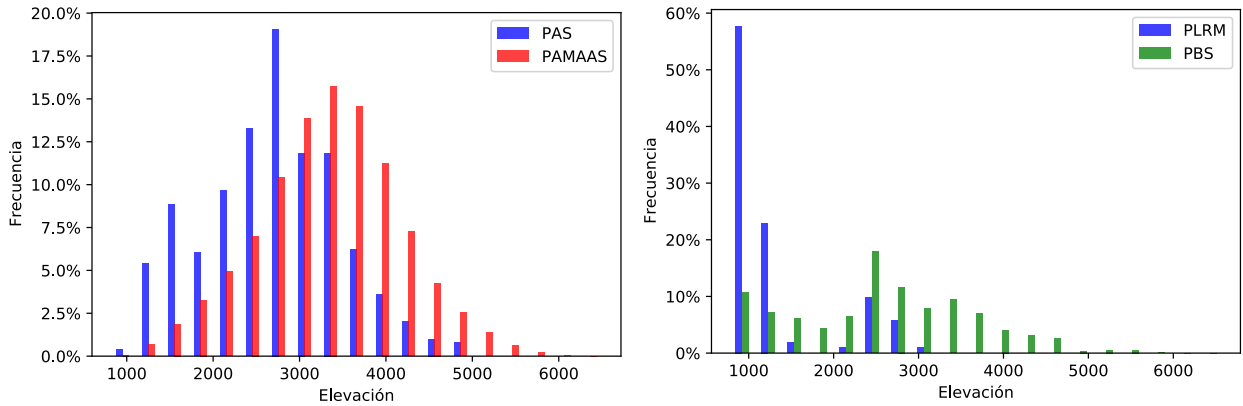
(j) Dist. a Fallas.



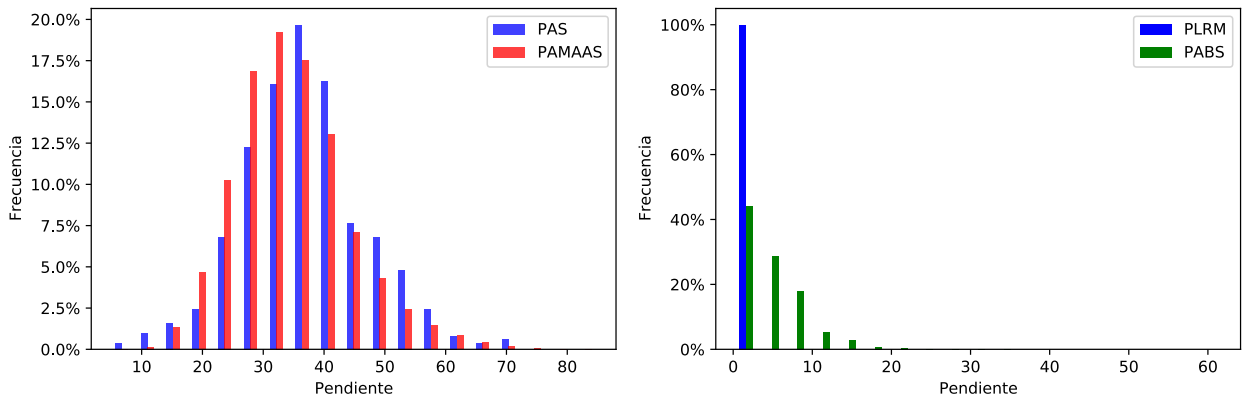
(k) Geología.

Figura K.1: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de alta susceptibilidad (PAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).

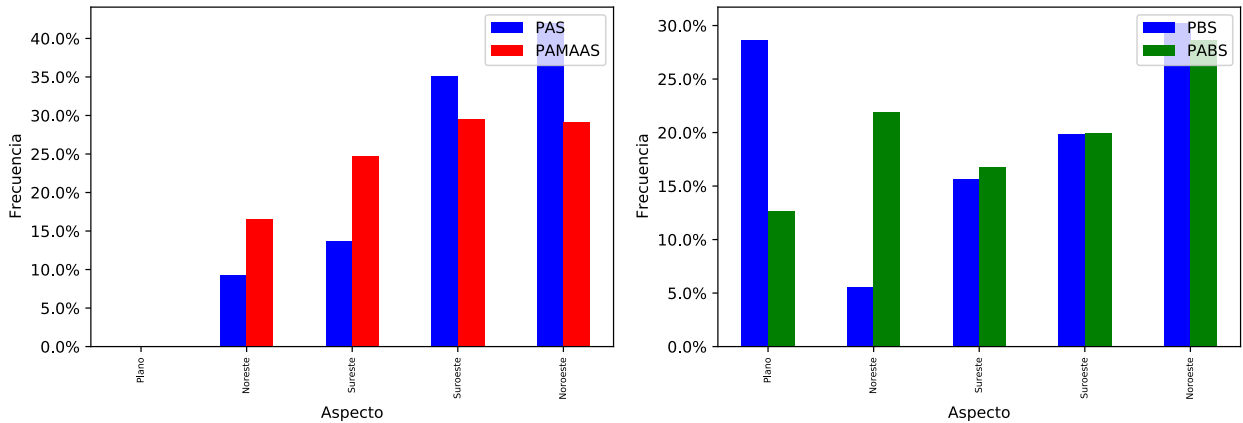
K.2. Modelo de 169 épocas



(l) Elevación.

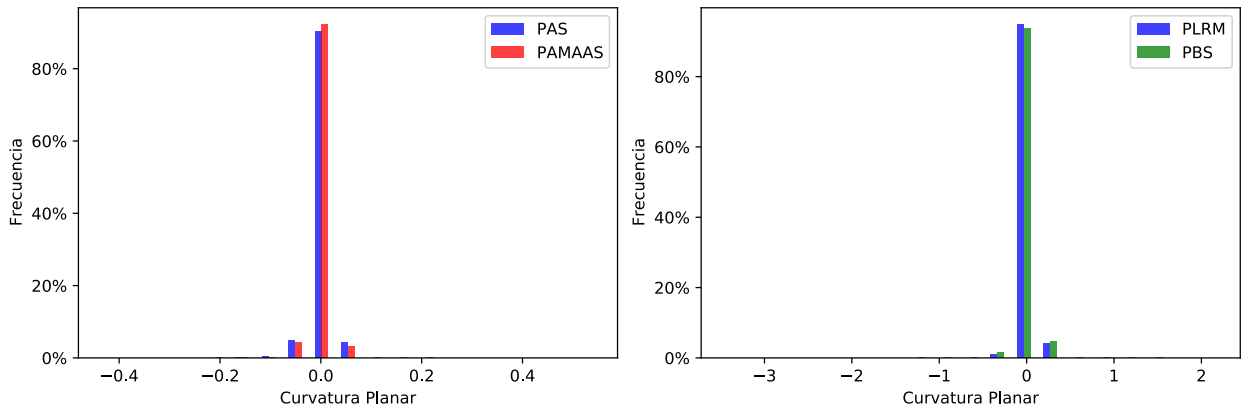


(m) Pendiente.

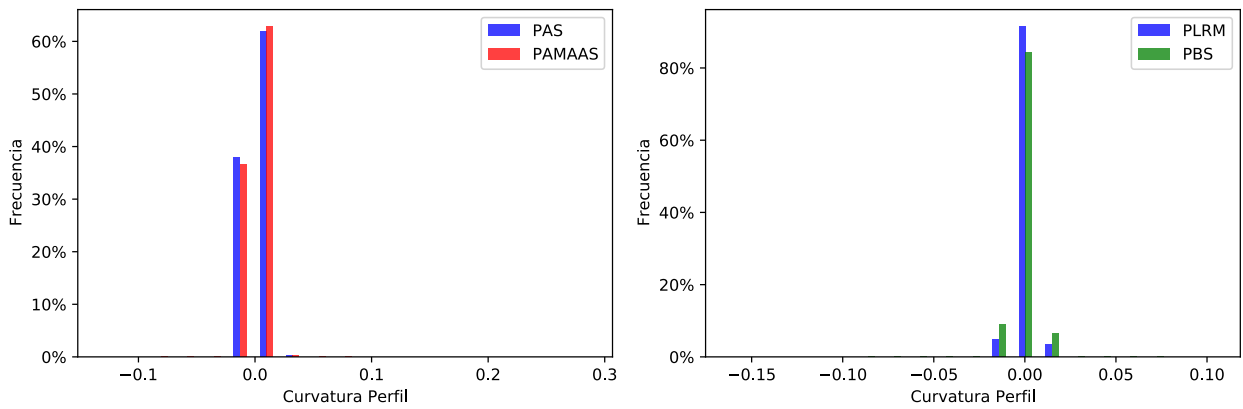


(n) Aspecto.

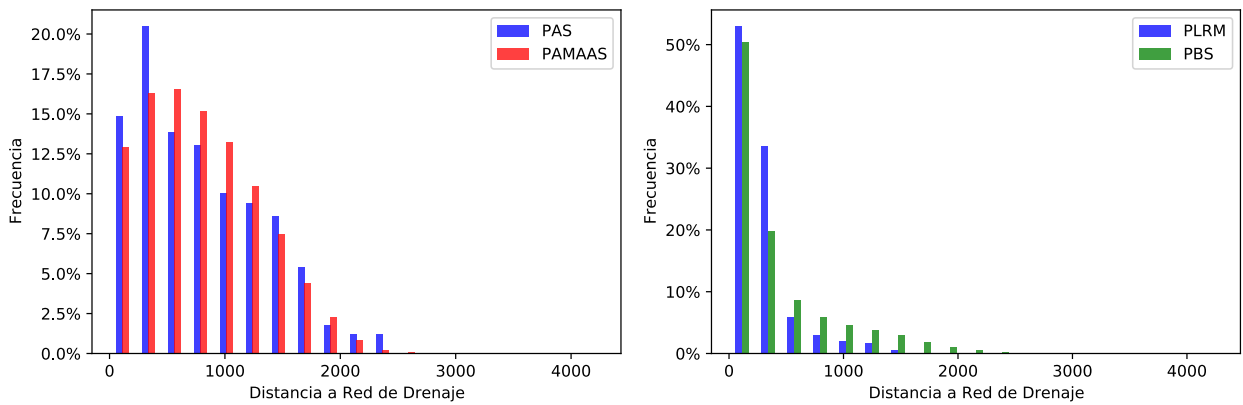
Figura K.2: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 30 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



(ñ) Curvatura planar.

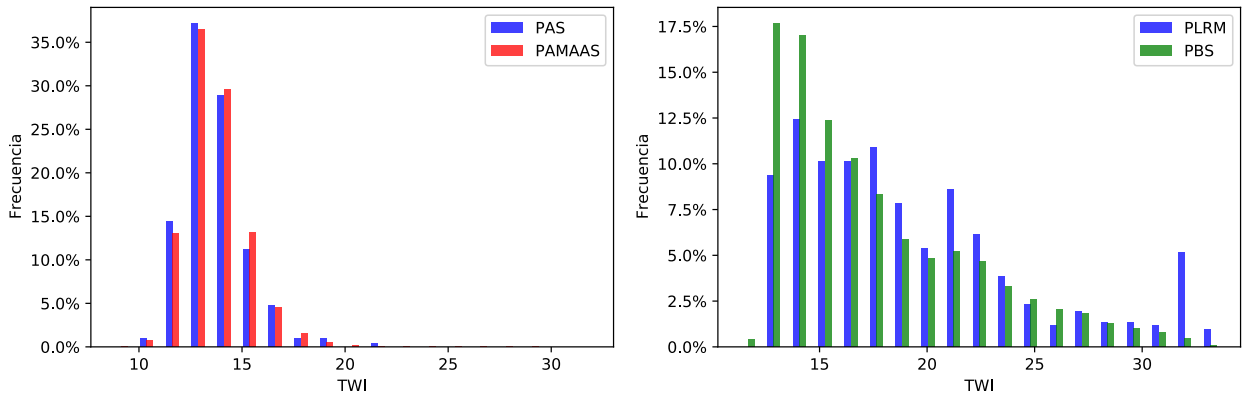


(o) Curvatura perfil.

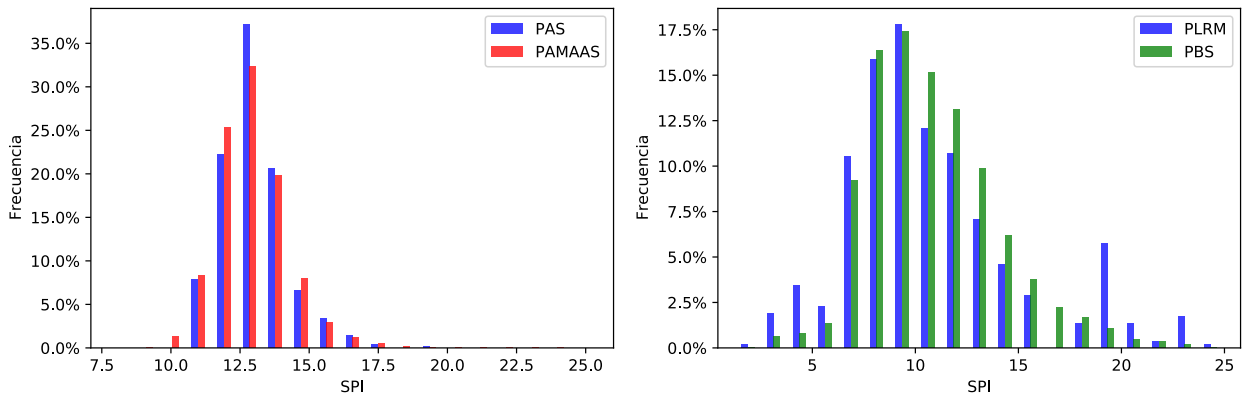


(p) Dist. a red de drenaje.

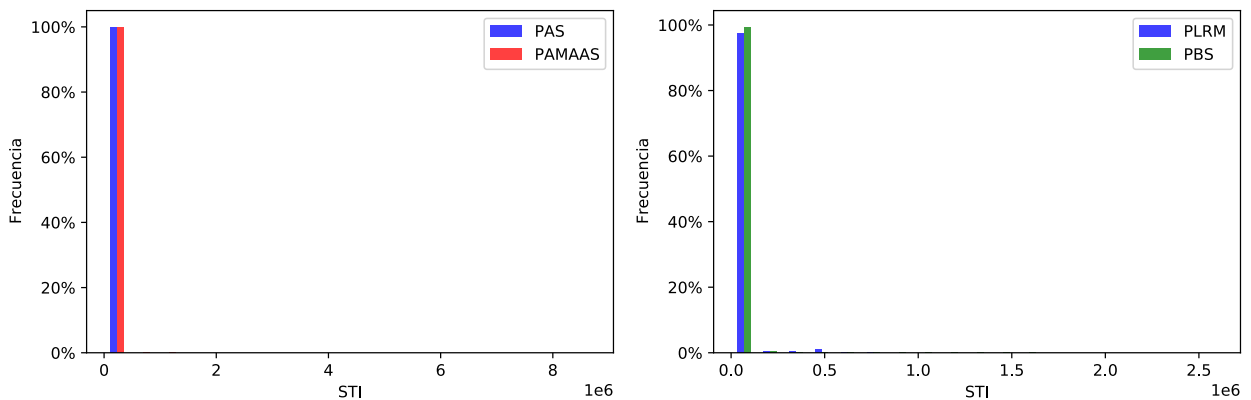
Figura K.2: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



(q) TWI.

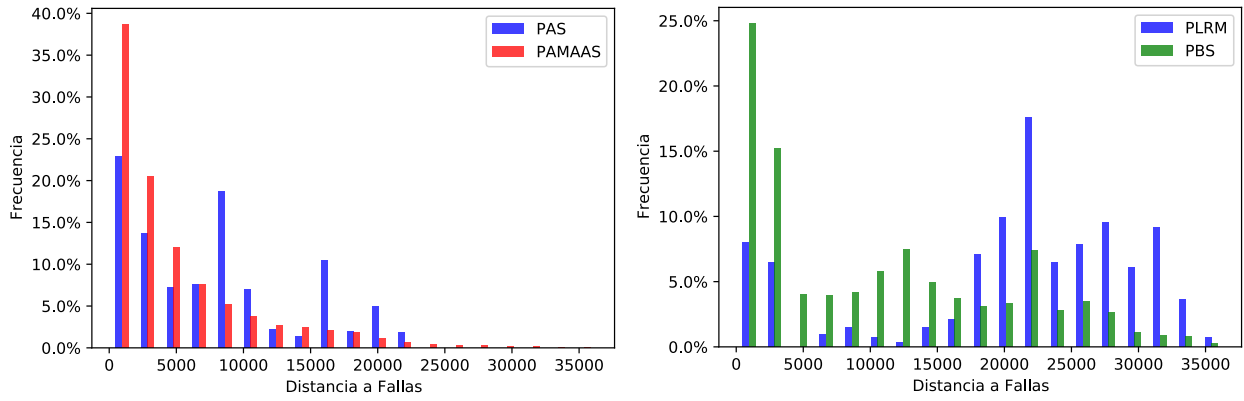


(r) SPI.

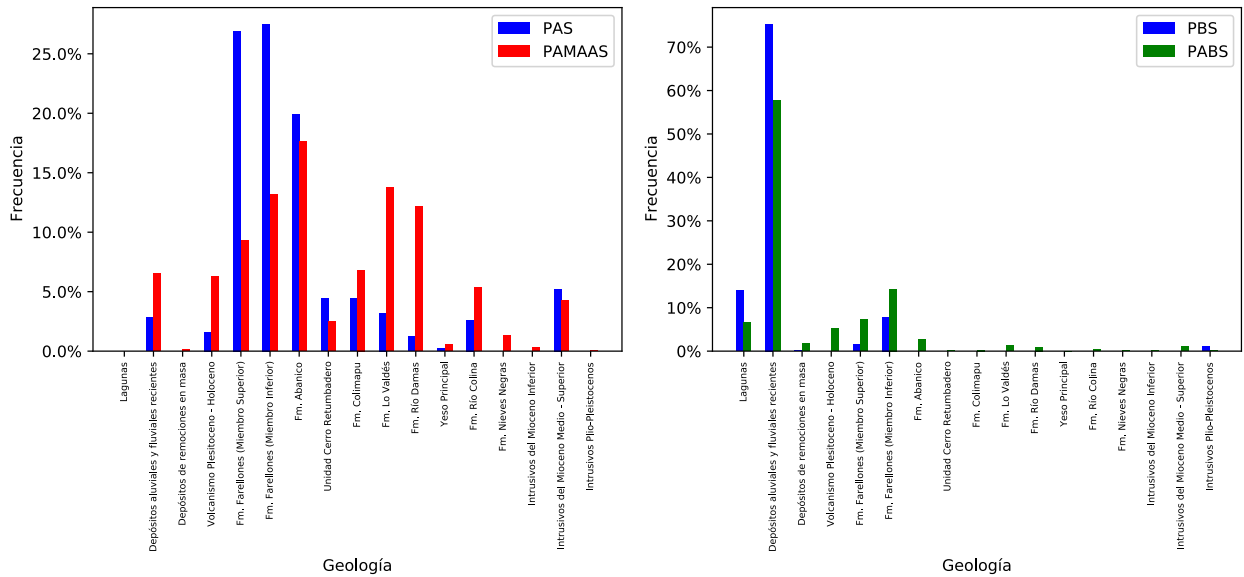


(s) STI.

Figura K.2: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS). Continúa en página siguiente.



(t) Dist. a Fallas.



(u) Geología.

Figura K.2: Histogramas de distribución de valores de factores condicionantes, para el modelo de 169 épocas, según puntos de alta susceptibilidad (PAS), puntos libres de remociones en masa (PLRM), puntos de aplicación de muy alta–alta susceptibilidad (PAMAAS) y puntos de aplicación de baja susceptibilidad (PABS).

Anexo L

Valores de Shapley: marco teórico y metodología de cálculo

Los valores de Shapley corresponden a un resultado que proviene de la teoría de juegos cooperativos, donde un grupo de jugadores participan en un juego, obteniendo una ganancia que es producto de las contribuciones marginales de estos jugadores, de tal forma que los valores de Shapley cuantifican la contribución marginal promedio de cada uno de los jugadores. En el mundo del machine learning, los valores de Shapley son utilizados para darle explicabilidad a los resultados de un modelo: el juego puede verse como el problema a resolver, los jugadores como los diferentes atributos utilizados para explicar el modelo y la contribución marginal de cada atributo con respecto al problema a resolver como los valores de Shapley.

Sea v la función que toma como inputs un vector de atributos explicativos y que entrega el output del modelo, N el conjunto de todos los atributos explicativos, S un subconjunto de atributos explicativos de N y s_i la contribución de cada atributo explicativo $i \in N$, entonces, el valor de Shapley viene dado por:

$$s_i = \sum_{S \subseteq N \setminus i} \frac{|S|!(|N| - |S| - 1)!}{|N|!} (v(S \cup i) - v(S)) \quad (\text{L.1})$$

Así, por ejemplo, si se tienen 4 factores explicativos de un modelo X_1 , X_2 , X_3 y X_4 , y se quiere saber cual es la contribución que realiza el factor explicativo X_4 a la coalición $S = \{X_1, X_2\}$, entonces, existen dos posibles formas de armar las coaliciones que incluyen al factor X_4 :

$$X_1 \rightarrow X_1, X_2 \qquad \qquad \qquad \rightarrow X_1, X_2, X_4 \quad (\text{L.2})$$

$$X_2 \rightarrow X_2, X_1 \qquad \qquad \qquad \rightarrow X_2, X_1, X_4 \quad (\text{L.3})$$

De lo anterior, es directo notar que la contribución marginal de las dos posibles formas de armar las coaliciones son iguales. Así, para sumar dos veces la misma contribución marginal, se asigna un peso que viene dado por el número de formas en que se puede armar la coalición, dividido por el número total de combinaciones del conjunto de todos los factores explicativos, la cual viene dado por:

$$\frac{|S|!(|N| - |S| - 1)!}{|N|!} \quad (\text{L.4})$$

De esta manera, el peso que se le debiera asignar a la coalición $S = \{X_1, X_2\}$ viene dado por:

$$\frac{|2|!(|4| - |2| - 1)!}{|4|!} = \frac{1}{12} \quad (\text{L.5})$$

En lo que respecta a los valores Shapley en modelos explicativos basados en machine learning, una de las formas que existen para su cálculo corresponde al método de los gradientes integrados, que se basa en la acumulación de los gradientes que se calculan a partir del camino en línea recta, en \mathbb{R}^N , desde un input auxiliar y el input a explicar (Sundararajan y Najmi, 2020). Así, los gradientes integrados para un input x y un gradiente auxiliar x' para un cierto atributo explicativo, vienen dados por:

$$IG_i(x, x', f) = (x_i - x'_i) \int_{\alpha=0}^1 \frac{\partial f(x' + \alpha(x - x'))}{\partial x_i} d\alpha \quad (\text{L.6})$$

Finalmente, los gradientes integrados representan la aproximación de los valores de Shapley y que pueden ser utilizados para darle explicabilidad a los modelos basados en machine learning, permitiendo interpretar la importancia relativa de cada uno de los atributos explicativos utilizados en los outputs.