

UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL

Profesor Patrocinante: Felipe Torres Guzmán

**Discriminante lineal de predicción de
deslizamiento de taludes antes lluvias
críticas para la ruta CH-156 en Concepción**

PROYECTO DE TÍTULO PRESENTADO EN CONFORMIDAD A LOS REQUISITOS PARA
OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

DIEGO ALIAGA MOSCOSO

CONCEPCIÓN, NOVIEMBRE 2019

NOMENCLATURA

a) Siglas

- LA: Lluvia acumulada
- LAA: Lluvia acumulada antecedente
- PAA: Precipitación acumulada anual
- PMAA: Precipitación promedio mensual del año
- NLL: Número de días lluviosos en un año
- LLD: Lluvia diaria normalizada
- LDA: Análisis discriminante lineal

Tabla de contenido

FACULTAD DE INGENIERÍA	1
DEDICATORIAS	¡Error! Marcador no definido.
NOMENCLATURA	2
DISCRIMINANTE LINEAL DE PREDICCIÓN DE DESLIZAMIENTO DE TALUDES ANTE LLUVIAS CRÍTICAS PARA LA RUTA CH-156 EN CONCEPCIÓN	5
RESUMEN	5
1. INTRODUCCIÓN	6
1.2 Identificación del Problema	7
1.3 Objetivos del Estudio.....	8
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	9
2.1 Deslizamiento de laderas producto de precipitaciones.....	9
2.2 Estudios previos en el mundo sobre el efecto de las precipitaciones en los deslizamientos	11
2.3 Análisis discriminante lineal	13
2.4 Caracterización zona de estudio	14
3. ASPECTOS METODOLÓGICOS	16
3.1 Base de datos deslizamientos de laderas	16
3.2 Base de datos precipitaciones	17
3.3 Variables derivadas de precipitaciones	18
3.4 Tratamiento estadístico	18
4. ANÁLISIS Y RESULTADOS	20
4.1 Regresión Lineal	20
4.2 Discriminante Lineal	22
4.3 Comparación Discriminante lineal v/s Umbral Empírico	23
5. CONCLUSIONES	25
6. RECOMENDACIONES	26
7. BIBLIOGRAFÍA	27
8. ANEXO	29
8.1 Resultados matrices de confusión tramo 1	29
8.2 Resultados matrices de confusión tramo 2	31
8.3 Resultados matrices de confusión tramo 3	33
8.4 Resultados matrices de confusión tramo 4	35

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura N°1: Zona de influencia de estaciones meteorológicas y tramos ruta Ch-156	11
Figura N°2: Variación del valor del coeficiente de determinación obtenido en la regresión lineal múltiple para el modelo de lluvia acumulada en 1,3,5 y 7 días.....	13
Figura N°3: Esquema del análisis de los modelos elegidos junto con las variables a analizar por medio del LDA	13

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla N°1 Resultados regresión lineal mediante el software STATA13.....	12
Tabla N°2 Resumen de los resultados de las matrices de confusión para el modelo LA5 y LA7 con las variables de LLD, LAA5, LAA10 y LAA90 para los 4 tramos de la ruta CH-156	12

DISCRIMINANTE LINEAL DE PREDICCIÓN DE DESLIZAMIENTO DE TALUDES ANTE LLUVIAS CRÍTICAS PARA LA RUTA CH-156 EN CONCEPCIÓN

Autor: Diego José Francisco Aliaga Moscoso

Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad del Bío Bío,

diego.aliagam@gmail.com

Profesor Patrocinante: Felipe Hernán Torres Guzmán

Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad del Bío Bío,

fetorresg@gmail.com

RESUMEN

El presente estudio intenta presentar un análisis estadístico multivariado sobre los deslizamientos de masas de tierra detonados por lluvias. Los movimientos en masa son una de las causas más comunes de desastres alrededor del mundo. Las pérdidas económicas asociadas son millonarias y se elevan debido al crecimiento urbano sobre áreas montañosas de poca estabilidad. Los procesos de remoción en masa tienen múltiples causas, tales como las condiciones geológicas, geomorfológicas y la intervención antrópica; sin embargo, es la precipitación, uno de los factores más desencadenantes para que ocurran este tipo de fenómenos, ya sea por el rápido incremento de los esfuerzos o por la reducción de la resistencia. Este hecho señala la importancia de determinar qué parámetros derivados de la lluvia (por ejemplo, la lluvia acumulada, la lluvia diaria normalizada, el número de días lluviosos en un año, entre otros.) están mejor relacionados con la ocurrencia de deslizamientos. En base a aquello se utilizó el análisis discriminante lineal (LDA), una técnica derivada de estadística multivariada. La aplicación del LDA permite obtener matrices de confusión que representan la probabilidad de acierto de las variables para poder explicar los eventos deslizantes. Las matrices también permiten identificar las variables más relevantes derivadas de los registros de precipitaciones vinculados a la generación de procesos de remoción en masa.

Palabras clave: precipitación, deslizamientos, discriminante, lineal, estadística, matrices.

7293(palabras)+3*250figuras+2*250tablas=8543 palabras.

1. INTRODUCCION

Ha sido una preocupación constante que las entidades de protección civil junto con algunos profesionales de la ingeniería analicen los peligros de los deslizamientos de masas de tierra, ya que se ha convertido en un tema sensible, tanto para las comunidades que tienen que convivir con estos fenómenos, como también para las administraciones locales en varias partes del mundo. Los motivos por el cual hay un gran interés internacional sobre los procesos de remoción en masa pueden ser dos: en primer lugar, más conciencia sobre el daño socioeconómico que se genera producto de estos fenómenos y, en segundo lugar, el aumento de la expansión y urbanización sobre el medio ambiente. A medida que crece el desarrollo en suelos urbanos con pendiente, es mayor la incidencia de inestabilidad de taludes y deslizamientos.

El discriminante lineal es un método estadístico el cual separa un grupo de datos a analizar en 2 clases, para este proyecto, variables que provocan o no provocan deslizamientos, dando finalmente como resultado una matriz de confusión, que muestra el número de predicciones correctas e incorrectas de cada variable analizada junto con otros errores interesantes como pueden ser días en que tuvo que ocurrir un deslizamiento, pero no hubo y viceversa.

La presente investigación se basa en la propuesta de un modelo de análisis estadístico multivariable que permita encontrar la probabilidad de acierto de parámetros que son utilizados para predecir movimientos de masas de tierra en la ruta de la madera asociados a eventos hidrometeorológicos. Para lo cual se realizaron revisiones a algunos estudios e investigaciones elaborados por otros autores y experiencias mundiales, nacionales y locales que tienen relación con el presente trabajo.

1.2 Identificación del Problema

Los movimientos de masa tienen desenlaces significativos sobre las personas, su patrimonio y sus tareas cotidianas en el país. Estos fenómenos causan daños a la propiedad privada, instalaciones públicas y a las vidas humanas. En base a lo anterior, los movimientos de laderas provocan daños materiales importantes en el mundo (Brabb y Harrods, 1989) y son el tercer riesgo natural por número de víctimas después de los terremotos y las inundaciones (Ayala y Carcedo, 2002). Por este motivo, es necesario investigar y saber aún más sobre estos incidentes para focalizar los estudios en las realidades, y problemáticas importantes que afectan a las ciudades y sus habitantes. Estos eventos son provocados por varios factores como la intervención antrópica en pendientes, socavación, excavaciones, condiciones climáticas extremas, expansión de las raíces, minería, terremotos, fractura de tuberías, entre otros. Son distintas las causas que generan los procesos de deslizamiento de taludes, pero claramente, es la precipitación uno de los factores más desencadenantes para que ocurran este tipo de fenómenos. Con el fin de reducir estos efectos, se han realizado grandes esfuerzos en los últimos años para establecer sistemas de alerta temprana capaz de predecir la ocurrencia de deslizamientos (Rosi et al., 2012).

El temporal que se vivió en el sur del país los días 26 y 27 de junio de 2005, impactó con particular intensidad el sector occidental de la provincia de Concepción. En diversos sectores se produjeron deslizamientos de laderas de los cerros, siendo el factor desencadenante la lluvia torrencial que afectó la zona (Naranjo y Ramírez, 2006). Los efectos del fenómeno fueron: 5 personas fallecidas, 1.514 albergadas, 6.902 damnificadas, 758 viviendas destruidas, 781 viviendas con daños mayores y 9.792 viviendas con daños menores. Como consecuencia del desastre, se evidenció el alto grado de vulnerabilidad en el que se encuentra la provincia de Concepción.

Gracias a los datos de registros de deslizamientos por parte de las concesionarias viales, además de los datos de lluvias de las estaciones pluviométricas, se pueden obtener parámetros de lluvias relacionados con los deslizamientos de tierra que pueden afectar la ciudad.

La urbanización que posee el país, particularmente la provincia de Concepción ha hecho necesario controlar de forma más eficiente la manera en la cual se ocupan los suelos para mejorar la conexión vial de la zona. Es por ello que existe la necesidad de investigar las variables más relevantes derivadas de los datos de precipitaciones vinculadas a los deslizamientos de tierra para generar predicciones que permitan asegurar la serviciabilidad de la carretera y lograr proyectar estos análisis a las ciudades, con el foco de prevención y alertar a las comunidades, en base a un modelo estadístico multivariable que permita encontrar la probabilidad de ocurrencia de estos fenómenos.

1.3 Objetivos del Estudio

1.3.1 Objetivo principal

- Proponer un modelo de análisis discriminante lineal de predicción de deslizamiento de laderas antes lluvias críticas para la ruta CH-156 de la Provincia de Concepción.

1.3.2 Objetivos específicos

- Establecer cuáles de las variables relacionadas con precipitaciones tiene más trascendencia ante un eventual deslizamiento de masa de tierra.
- Determinar el porcentaje de acierto de eventos deslizantes relacionados con variables pluviométricas para la ruta de la madera.
- Comparar el discriminante lineal con los umbrales empíricos de años anteriores para ver cuál método es más eficaz.

2. REVISION BIBLIOGRAFICA

En este capítulo se describen los conceptos básicos asociados al estudio de este proyecto de título, a través de un resumen de los principales conceptos y de investigaciones realizadas anteriormente. El objetivo de este capítulo es identificar cuáles son las variables que afectan a los deslizamientos debido a precipitaciones y caracterización de los umbrales.

2.1 Deslizamiento de laderas producto de precipitaciones

Los movimientos en masa son el producto de diversos elementos, donde la configuración morfológica y evolución de las laderas juegan un papel determinante (Brunsdén, 2002; Griffiths et al., 2002; Hutchinson, 1995). La definición más simple y ampliamente aceptada es la dada por Cruden (1991), quien define el término como el movimiento de una masa de roca, escombros o tierra a lo largo de una ladera. Bajo esta definición existe una gran variedad de movimientos en masa. Algunos son lentos, pequeños e imperceptibles, en tanto otros involucran grandes volúmenes de material y alcanzan altas velocidades con un gran poder destructivo (GEMMA, 2007).

Los movimientos en masa son eventos potencialmente desastrosos, que han ocasionado cuantiosas pérdidas humanas y económicas alrededor del mundo, ante todo en zonas tropicales y países montañosos que, debido a sus características fisiográficas y socioeconómicas, presentan una alta susceptibilidad del terreno a desarrollar este tipo de procesos (Schuster, 1996).

Los procesos de remoción en masa ocurren debido a dos causas fundamentales, las cuales son de tipo externo y de tipo interno (Terzaghi, 1950; Selby, 1993). Según Alcantara (1999), las causas externas son todas aquellas que producen un incremento en la tensión o esfuerzos, pero no en la resistencia de los materiales, en tanto que las causas internas son las que disminuyen la resistencia de los materiales sin cambiar la tensión o esfuerzos. En base aquello, se puede decir que los procesos de deslizamientos de laderas son aquellos movimientos de masas de suelo, detritos y rocas que suceden en una ladera como consecuencia de la influencia evidente de la gravedad, y que pueden ser desatados por agentes internos o externos, es decir, en palabras más sencillas, que estos fenómenos suceden cuando una parte de la ladera se vuelve muy inestable para resistir su propio peso.

Por otro lado, la precipitación es el volumen o altura de agua lluvia que cae sobre un área en un período de tiempo, la cual tiene una influencia directa en la infiltración y en el régimen del agua subterránea, y a su vez afecta la estabilidad de taludes o laderas.

La precipitación incide negativamente sobre la estabilidad de una pendiente de dos maneras. Las

lluvias cortas e intensas reducen la resistencia al corte, debido a la disminución de la cohesión aparente, dando lugar generalmente a movimientos en masa superficiales (Iritano et al., 1998). Por otra parte, las lluvias prolongadas y de menor intensidad incrementan la presión de poros, generando movimientos en masa más profundos usualmente sobre superficies de falla preexistentes (Aleotti, 2004).

La infiltración se define como el movimiento del agua desde la superficie del terreno hacia el suelo o roca por los poros o intersticios y discontinuidades de la masa térrea. El porcentaje de infiltración corresponde a la proporción de lluvia que se infiltra. La infiltración a su vez puede dividirse entre aquella parte que contribuye a aumentar el contenido de agua de la zona no saturada y aquella que recarga el sistema saturado de agua subterránea. La lluvia sobre la superficie de la tierra puede conducir a dos condiciones diferentes de frontera:

a. Superficie del talud inundada. La intensidad de la lluvia en este caso es mayor que la cantidad de agua que puede infiltrarse dentro de la tierra. Por lo tanto, solamente parte de la lluvia se infiltra y el resto se convierte en escorrentía. En este caso, la condición de frontera es que la succión en la superficie del terreno es igual a 0 equivalente a saturación del 100%.

b. Infiltración controlada. La intensidad de la lluvia es menor que el flujo máximo de agua que se puede infiltrar en el talud. En este caso, la infiltración es controlada por la intensidad de la lluvia. La cantidad de agua que penetra o se infiltra en la tierra queda determinada por varios factores:

1. Cantidad, intensidad y tipo de precipitación.
2. Ritmo de precipitación. Cuanto más rápidamente cae la lluvia, menos agua penetra, pues se satura la superficie del terreno y no permite la infiltración rápida. Entre más lenta la lluvia, habrá más infiltración y menos escorrentía.
3. Pendiente superficial. La infiltración es mayor en terrenos más planos a los que corresponde velocidades de escurrimiento superficial menores.
4. La permeabilidad de los suelos y las rocas.
5. La estructura de suelos y rocas, especialmente en lo que se refiere a fracturación, estratigrafía y la secuencia de los estratos permeables y los impermeables. El tipo de material o suelo del talud va a determinar la infiltración relacionada con la succión y la permeabilidad.
6. Cantidad y tipo de vegetación.

2.2 Estudios previos en el mundo sobre el efecto de las precipitaciones en los deslizamientos de laderas

La trascendencia que tiene la precipitación sobre la estabilidad de taludes es reconocida desde hace siglos. La importancia de la pluviosidad, como factor desencadenante de los movimientos en masa, ha sido considerablemente estudiada y diversos autores se han dado cuenta del peso que tiene la hidrogeología en la zonificación por riesgo al deslizamiento, debido a que se trata de un tema de gran importancia ya que son el tercer riesgo natural en el mundo en cuanto al número de víctimas producidas, por detrás de los terremotos y las inundaciones (Ayala Carcedo, 2002).

Los trabajos de control y recuperación de zonas afectadas por movimientos en masa han pasado a un segundo plano, dando lugar a técnicas y procedimientos de prevención, las cuales tienen grandes ventajas en el orden social, ya que se impide o disminuye el impacto que la ocurrencia de un desastre puede ocasionar a la población directamente afectada y desde luego considerables beneficios en el orden económico porque se ha comprobado en múltiples casos que los mecanismos de predicción son mucho menos costosos que las obras y procedimientos de corrección (Narváez, 2007)

Investigadores como Sterret y Edit (1982); Clifton, Yoshida y Chursinoff (1986); Ogaka, Ikeda, kamei y Wada (1987) y Arango (2000) estudiaron los niveles del manto freático y su consecuencia en el factor de seguridad de los taludes. En base a esto, consiguen lograr correlaciones entre niveles freáticos y pluviosidad, explicando que la respuesta a eventos de lluvia tiene un tiempo de espera de 15 días, también deducen que las lluvias más habituales, pero de menor intensidad, causan la mayor respuesta del suelo a la infiltración.

De manera similar, la relación estadística entre lluvias y deslizamientos ha sido tratada por muchos autores: Lumb (1975); Campbell (1975); Guidicini (1977); Caine (1980); Ceccarini, Focardi y Zauchi (1981) y Crozier (1986). En estas investigaciones, se manifiesta una evidente relación entre la pluviosidad y los deslizamientos de laderas. La ocurrencia de movimientos de masa ha sido analizada con varias variables relacionadas con las condiciones pluviales, que van desde la duración o intensidad de agua caída, hasta lluvias acumuladas durante épocas invernales y lluviosas de unos cuantos meses y lluvias antecedente de un par de días.

Asimismo, los primeros autores en analizar y calcular umbrales críticos de lluvia como detonantes de movimientos en masa fueron Campbell (1975) y Starkel (1979), pero fue Caine (1980) el primero en emplear relaciones empíricas entre la ocurrencia de deslizamientos de laderas y las variables de precipitaciones (intensidad y duración de lluvia), sugiriendo umbrales de intensidad y

duración a nivel mundial, Guzzetti et al. (2008). Caine (1980) investigó las relaciones existentes entre la ocurrencia de movimientos en masa y las precipitaciones, por medio de una base de datos que entregaba abundante información con relación a los casos de deslizamientos y diversas variables relacionadas con las condiciones geológicas y climáticas. En su publicación, analizó 73 deslizamientos superficiales (es decir movimientos con profundidades $< 3\text{m}$) ubicados en pendientes que no necesariamente estaban afectadas por el hombre ni por la erosión hídrica fluvial. Como resultado del análisis de los datos logró una correlación entre la intensidad de agua caída y la duración de los temporales para que ocurran de deslizamientos ($I=14.82 D-0.39$, donde I es la intensidad de precipitación, medida en mm/h, y D es la duración de la precipitación medida en horas).

Sin embargo, Paz y Torres (1989) sugieren que los movimientos de masa profundos (profundidades $>3\text{m}$), no presentan una relación estadística significativa con los ciclos de mayor precipitación en el año, pero la concentración en dos épocas del año, en regiones donde existe una distribución bimodal de la precipitación, la correlación podría ser con eventos de lluvias distantes, como por ejemplo lluvias acumuladas antecedentes, aunque esto deba ser explicado además en términos de las variables geohidrológicas regionales (permeabilidad, conductividad hidráulica, entre otras).

Por una parte, Terlien (1996), determinó relaciones entre lluvias diarias y lluvias antecedentes al noreste de la ciudad de Manizales, Colombia. También, planteó un modelo hidrológico para aplicar en la estabilidad de taludes, respaldado en los mecanismos de falla preponderantes en la zona, en el tipo de suelo presente, así como las propiedades físicas, mecánicas e hidráulicas de los materiales vistos en las estratigrafías del lugar. El modelo utilizado permite predecir las variaciones de las presiones hidrostáticas para un corto período de tiempo como, por ejemplo, durante lluvias intensas y para periodos largos de tiempo como lo es la temporada de invierno de varios meses.

Por otra parte, Jaiswal & van Westen (2009) presentan un procedimiento para establecer la probabilidad temporal de la ocurrencia de un deslizamiento de ladera superficial ocupando la probabilidad de excedencia de un umbral de lluvia crítico de acuerdo con el modelo de probabilidad de Poisson y la probabilidad de ocurrencia de un movimiento de tierra acorde a un umbral de lluvia establecido. los umbrales de lluvia fueron determinados en base a la relación de la lluvia antecedente con la lluvia diaria. Según Reichenbach et al., (1998) La causa de la inestabilidad de laderas no siempre es por efecto de las lluvias. Es el incremento en la presión de poros en el suelo la que genera los movimientos en masa. Suponer que, a mayor intensidad de lluvia, mayor es la probabilidad de falla no siempre se cumple.

Aristizábal (2011) efectuó un estudio de umbrales críticos de lluvia para el pronóstico de movimientos en masa en el valle de Aburrá, Colombia. Por medio de un método empírico, elaboró una base de datos de movimientos en masa y empleó una base de datos de agua caída con registros cada 15 minutos. Estimó la lluvia de corto plazo o lluvia acumulada para 1, 3, 5 y 7 días y la lluvia de largo plazo o lluvia acumulada antecedente para 5, 10, 15, 30, 60 y 90 días para cada movimiento en masa. Los resultados conseguidos mostraron que la variable que más incide para la ocurrencia de deslizamientos de tierra en el valle de Aburrá es la lluvia acumulada antecedente. Los resultados revelaron que los fenómenos de remoción en masa empleados para realizar el análisis sucedieron para lluvias superiores a 60 mm para 30 días, a 160 mm para 60 días y a 200 mm para 90 días.

Ramos, Prada, Trujillo, Macías & Santos (2016) en su estudio establecieron que parámetros de lluvia están mejor relacionados con la ocurrencia de deslizamientos en la zona central de los Andes de Colombia. Para este propósito se empleó el análisis discriminante lineal, ocupando datos históricos de precipitación y los datos de remoción en masa ocurridos en la zona, los cuales se relacionaron con los parámetros de lluvia (por ejemplo, la intensidad, la lluvia antecedente, días de lluvia, entre otros) para comprobar cuales están mejor relacionados con los deslizamientos. Los resultados revelaron que los parámetros de lluvia como la intensidad de precipitación normalizada, precipitación diaria normalizada y días de lluvia normales tienen la mejor correlación estadística con los deslizamientos observados en la zona de análisis.

2.3 Análisis discriminante lineal

Las técnicas de análisis multivariantes constituyen una de las herramientas de análisis que mejor se adapta a este tipo de estudios, pues se define como un conjunto de métodos estadísticos y matemáticos con los que analizar, describir e interpretar observaciones simultáneas sobre varias variables que caracterizan un objeto (Baeza, 1994).

Desde principios de siglo los métodos multivariantes han sido utilizados en muchas ramas de la ciencia para explorar e interpretar volúmenes grandes de datos. Pese a que las aplicaciones del mismo en el contexto del análisis de la estabilidad de laderas y desarrollo de movimientos de masa han ido en aumento los últimos años, hay poca evidencia de estudios que lo apliquen, en particular el análisis discriminante lineal.

Este método es un procedimiento que sirve para la clasificación de objetos de un conjunto de variables independientes, en uno o más conjuntos de categorías mutuamente excluyentes (Morrison, 1969; Anderson, 2003; Baecher y Christian, 2003). Esta técnica estadística permite obtener una óptima separación de poblaciones de individuos u objetos mediante la selección de un

conjunto de variables y su contribución al proceso discriminante. La adscripción de los objetos a uno de los grupos se determina mediante la obtención de la denominada función discriminante, la cual es combinación lineal de las variables independientes que mejor caracterizan la dualidad de la población, de tal modo que se cumplan los dos objetivos principales que definen esta técnica: maximizar la variabilidad entre grupos y minimizar la dispersión dentro del grupo.

Este método produce una función lineal que separa (discrimina) los grupos de los datos en n categorías, se hace referencia como la función discriminante.

En general, la función discriminante para n variables de entrada sigue la forma:

$D_i = c_1X_{1i} + c_2X_{2i} + \dots + c_jX_{ji} + c_0$
 D_i : puntuación o valor discriminante i la cual será para diferenciar los grupos

c_j : coeficiente de clasificación estimado para la variable j

X_{ji} : i -ésimo valor de la variable discriminante j independiente

c_0 : constante

Mediante los coeficientes de clasificación estandarizados, además de clasificar las muestras, se determina el peso relativo que tiene cada una de las variables seleccionadas, definiéndose así su poder discriminatorio (Baeza, 1994).

Este método es adecuado para determinar cuál de los múltiples parámetros de lluvia están mejor en relación con los deslizamientos en un área determinada. Una función lineal que separa grupos de información en categorías, referido como la función discriminante, se obtiene como el resultado de un análisis discriminante de un conjunto de datos. La función obtenida contiene los parámetros de la precipitación con un factor de peso. Los factores de peso más grandes indican que el parámetro asociado es de mayor importancia para explicar la ocurrencia de deslizamientos en una región.

2.4 Caracterización zona de estudio

Los taludes de la Provincia de Concepción se encuentran insertos en el depósito Geológico correspondiente al Batolito Costero, que abarca casi la totalidad de la Cordillera de la Costa y está conformado en su estructura por rocas ígneas del género granodioritas (Rivas 2011). Posee un estado de meteorización bastante avanzado, caracterizado por un suelo propenso a la erosión y deslizamientos, que por acciones humanas son expuestos a precipitaciones que sobrepasan los 1000 mm al año, en especial sobre taludes descubiertos. Las estratigrafías según Mardones (2007) observadas corresponden a: arcillas limosas y arenas limosas, color café naranja a rojo, correspondiendo a un suelo del SM (Arenas limosas, mezclas de arena – limos), según la clasificación del Sistema Unificado de Clasificación de Suelos (USCS).

La ruta CH-156, la autovía chilena más conocida como Camino de la madera, cruza la región del Bío-bío, en el Sur de Chile, con una longitud de 108.4 km desde San Pedro de la Paz hasta Coihue, bordeando el Río Bío Bío y pasando por el corazón de la Cordillera de Nahuelbuta. Esta ruta une las entidades urbanas de Nacimiento, Santa Juana y Concepción. Se trata de una carretera de calzada bidireccional de dos pistas, con plataforma de 10 mts de ancho y una velocidad de diseño de 70 Km/h. Esta carretera tiene una circulación mensual de alrededor de entre 25.000 y 40.000 vehículos pesados y livianos, dependiendo de la temporada del año.

Anteriormente, correspondía a la Concesión *Camino de La Madera Sociedad Concesionaria S.A.*, la primera concesión de carreteras efectuada en el país, pero a partir de año 2013 la Dirección de Vialidad comenzó a ocuparse de la administración de la ruta debido a repetidos derrumbes en el trazado producto de las constantes inundaciones provocadas por las crecidas del río Biobío, y la inseguridad del trazado sumamente sinuoso y altamente utilizado por camiones que transportan madera y productos de la actividad papelera y forestal, los cuales no tuvieron las medidas de prevención correspondientes por parte de la concesión que anteriormente administraba la ruta.

En base a lo anterior, analizar esta ruta tiene gran trascendencia, y dada la calidad de la información histórica obtenida de la Concesionaria del Camino de la Madera, es posible caracterizar los tipos de deslizamientos en cantidad, localización y tonelaje usados en la investigación llevada a cabo por este proyecto de título.

Contar con un sistema de caminos apropiado, tanto en calidad como en cantidad, crea la necesidad para que la entidad encargada de administrar los caminos cuente con los mejores medios disponibles para cumplir su labor. En la medida que el país se desarrolla, las carencias o falencias de una red vial se convierten en inconvenientes para los desplazamientos rápidos y expeditos, y en la formación de crecientes molestias que se vinculan muy directamente con el nivel de vida de las personas y la productividad de los agentes económicos.

3. ASPECTOS METODOLÓGICOS

En este capítulo se detallarán los procedimientos que hubo que realizar para poder obtener la información requerida para el proyecto de título. En primer lugar, se explica cómo se obtuvieron los datos de los deslizamientos que han ocurrido en la ruta CH-156, con características temporales (año, mes y día), características físicas (lugar) y de cantidad (masa de tierra deslizada medida en toneladas). Posterior a ello, se describe el proceso de obtención de los datos de precipitaciones, los cuales tienen como características el día y los milímetros de agua caída.

Además, se mencionan y se describen cómo se obtuvieron los parámetros relacionados con las lluvias para realizar el análisis discriminante lineal.

Finalmente, se describen los pasos para realizar el modelo discriminante lineal en base a un software de estadística llamado STATA13.

Origen de los datos: a continuación, se explica cómo se obtuvo la información de los deslizamientos ocurridos en la ruta CH-156 y los datos de precipitaciones que influyen en la carretera.

3.1 Base de datos deslizamientos de laderas

La base de datos de movimientos de tierra ocurridos en la ruta CH-156 se elaboró mediante los informes realizados por parte de la concesionaria “Camino de la Madera” para el Ministerio de Obras Públicas (MOP) entre los años 2001 hasta 2012, en los cuales se encontró registros de 1079 deslizamientos de tierra. Mediante el procedimiento de depuración ocupado por Torres (2013), del total de deslizamientos encontrados, estos disminuyeron a 364, además de cambiar el periodo de análisis el cual comienza el año 2004 y termina el año 2012. Todo esto se hizo con el fin de comparar los umbrales empíricos con el modelo discriminante lineal.

La ruta CH-156 ha sido preliminarmente dividida en 4 zonas, lo que se aprecia en los informes semestrales de monitoreo ambiental “Concesión del Camino de la Madera S.A” ejecutado desde 2007 por el Centro EULA-CHILE, correspondiente a la Universidad de Concepción. De esta forma, se consigue ordenar los eventos de deslizamiento situando cada suceso a su respectivo tramo quedando la ruta queda bifurcada en tramos de 0 a 25 km, 25 a 50 km, 50 a 75 km y 75 a 108 km. A través de esta información se pueden describir los tipos de deslizamientos según tonelaje y frecuencia de deslizamientos, además de establecer aquellas estaciones meteorológicas que se encuentren cerca de cada tramo.



Figura 1: Fotografía en la que se indica la influencia de las estaciones meteorológicas empleadas y la segmentación en tramos de ruta CH-156. Fuente Torres 2013.

3.2 Base de datos precipitaciones

Los antecedentes de precipitación para el periodo comprendido entre 2004-2012, se elaboraron mediante los archivos conseguidos de la red hidrometeorológica de la cuenca del Río Bío Bío correspondientes a la Dirección General de Aguas (DGA), con información de 4 estaciones de seguimiento instaladas en edificio DGA, desembocadura Hualqui, Laja y Los Ángeles. El registro de cada estación proporciona información diaria del agua caída asociada a cada tramo de la ruta. Así como en Torres (2013), los movimientos en masa se referencian a cada estación pluviométrica y se establece el área de influencia, además se considera como hipótesis simplificadora la distribución homogénea de lluvias. En base a esto, la asignación de las estaciones queda dada como se muestra en la figura, en la que se advierte que: para el tramo 1 se contemplarán los datos de precipitación obtenidos por la DGA, para el tramo 2 se contemplará los obtenidos desde Hualqui, para el tramo 3 se ocuparán los datos de Laja, y para el cuarto tramo se analizarán los datos de Los Ángeles.

3.3 Variables derivadas de precipitaciones

A continuación, se describen las variables que se usaron para el análisis discriminante lineal.

- **Lluvia acumulada (LA):** Lluvia total medida el día antes del deslizamiento. Para este trabajo los días a considerar fueron 1, 3, 5 y 7 días. [mm]
- **Lluvia acumulada antecedente (LAA):** Precipitación total acumulativa medida antes del deslizamiento. Para este proyecto se consideran 5, 10, 15, 30, 60 y 90 días acumulados medidos 2 días antes del evento deslizante. [mm]
- **Precipitación acumulada anual (PAA):** Cantidad total de lluvia caída medida en un año. [mm]
- **Precipitación promedio mensual del año (PPMA):** Cantidad total de lluvia caída medida en un año dividida por 12 que son la cantidad de meses más representativos en los cuales llueve más en la región. [mm]
- **Número de días lluviosos en un año (NLL):** Cantidad total de días en los cuales hubo precipitación. [días]
- **Lluvia diaria normalizada (LLD):** Cantidad de agua caída diaria dividida por la precipitación promedio mensual del año.

3.4 Tratamiento estadístico

Antes de comenzar el análisis discriminante lineal se realizó una regresión lineal múltiple mediante el software STATA13, método que nos permite determinar la relación que se origina entre una variable dependiente Y con un conjunto de variables independientes (X_1, X_2, \dots, X_k) . Este procedimiento nos permitirá elegir entre todas las variables, cuáles son las que más influyen en la variable a estudiar, correspondiente a la ocurrencia de un deslizamiento. A diferencia del análisis simple, el análisis de regresión lineal múltiple se acerca más a situaciones de análisis real puesto que los fenómenos, hechos y procesos sociales, por definición, son complejos y, en consecuencia, deben ser explicados en la medida de lo posible por la serie de variables que, directa e indirectamente, participan en su concreción (Rodríguez, 2001). Asimismo, para poder verificar la eficiencia de los modelos de regresión lineal múltiple, se obtuvo el coeficiente de determinación, el cual refleja la eficiencia del modelo a la variable que pretende explicar, es decir, qué tan alejado están los datos respecto de la recta, lo que indica que mientras más lejos estén, menos fiable será el modelo. Para este procedimiento se ocupó una base de datos que contiene solo los eventos en los que hubo deslizamiento entre el periodo 2004-2012, los cuales son 364 en total, junto con las variables a analizar. Ya teniendo las variables más relevantes que influyen en un evento deslizante, se procedió a realizar el análisis discriminante lineal con una base de datos que comienza el día 1 de

abril 2004 y termina el día 31 de diciembre 2012. Junto con el periodo de análisis también se encuentra en esa base de datos, las variables a estudiar y los días en que hubo o no hubo deslizamiento, dando como resultado una matriz de confusión que muestra el número de predicciones correctas e incorrectas del modelo discriminante lineal. Estas se componen del número de falsos positivos (datos de precipitaciones que no ocasionaron deslizamiento y que se clasifican como un evento de activación de deslizamiento), falsos negativos (datos de precipitaciones que no causaron deslizamientos y que no se clasifican como un evento de activación de deslizamiento), positivos verdaderos (datos de precipitaciones que causaron un deslizamiento y que se clasifican como un evento de activación de deslizamiento), y verdaderos negativos (datos de precipitación que causaron deslizamiento real y que se clasifican como un evento que no puede generar deslizamientos). Finalmente, para comparar el discriminante lineal con los umbrales empíricos, se elaboró una tabla comparativa con las características de ambos métodos para conocer cuál de los dos es más eficaz al momento de verificar la ocurrencia de deslizamientos en la ruta.

4. ANÁLISIS Y RESULTADOS

A continuación, se muestran los resultados conseguidos al seguir la metodología presentada precedentemente, verificando así con los objetivos propuestos en este proyecto.

4.1 Regresión Lineal

VARIABLES	Lluvia acumulada en 1 día	Lluvia acumulada en 3 días	Lluvia acumulada en 5 días	Lluvia acumulada en 7 días
Lluvia acumulada antecedentes en 5 días	0.0427** (0.0196)	0.416*** (0.0372)	0.996*** (0.0281)	0.812*** (0.0320)
Lluvia acumulada antecedente en 10 días	-0.0566** (0.0233)	-0.117*** (0.0443)	-0.171*** (0.0334)	0.245*** (0.0380)
Lluvia acumulada antecedente de 15 días	0.00432 (0.0245)	0.0341 (0.0467)	0.00899 (0.0351)	-0.0504 (0.0401)
Lluvia acumulada antecedente en 30 días	-0.00288 (0.0175)	-0.00251 (0.0333)	0.0206 (0.0251)	0.00772 (0.0286)
Lluvia acumulada antecedente en 60 días	0.0312** (0.0121)	0.0384* (0.0231)	0.0335* (0.0174)	0.0227 (0.0198)
Lluvia acumulada antecedente en 90 días	-0.0226*** (0.00774)	-0.0381** (0.0147)	-0.0322*** (0.0111)	-0.0137 (0.0126)
Precipitación acumulada anual	-58.10 (106.4)	-536.2*** (202.6)	-56.94 (152.6)	112.9 (174.0)
Precipitación promedio mensual del año	174.3 (319.2)	1,609*** (607.8)	170.8 (457.9)	-338.6 (522.0)
Número de días lluviosos en un año	0.179* (0.0929)	0.361** (0.177)	0.277** (0.133)	0.287* (0.152)
Lluvia diaria normalizada	268.9*** (22.44)	311.4*** (42.74)	276.1*** (32.19)	276.6*** (36.70)
Constante	-9.156 (7.360)	5.882 (14.01)	-10.51 (10.56)	-15.53 (12.04)
Observaciones	364	364	364	364
R ² (C. de determinación múltiple)	0.361	0.463	0.870	0.881

Tabla 1. Resultados regresión lineal mediante el software STATA13. (errores estándar entre paréntesis)

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Se puede apreciar en base a los resultados de la regresión lineal, que las variables más influyentes en relación con el 99% de nivel de confianza para el modelo de lluvia acumulada en 1 día, son la lluvia acumulada antecedente de 90 días y la lluvia diaria normalizada. De igual modo, para el modelo de lluvia acumulada en 3 días las variables más preponderantes son la lluvia acumulada antecedente de 5 y 10 días, la precipitación acumulada anual, la precipitación promedio mensual del año y la lluvia diaria normalizada. Además, para el modelo de lluvia acumulada en 5 días, las variables que destacan son la lluvia acumulada antecedente en 5, 10 y 90 días, junto con la lluvia diaria normalizada. Finalmente, para el modelo de lluvia acumulada en 7 días, las variables más predominantes son la lluvia acumulada antecedente en 5 y 10 días junto con la lluvia diaria normalizada.

En base al valor del coeficiente de determinación de los modelos, el cual puede oscilar entre 0 y 1, se puede inferir que los modelos mejor ajustados son los de lluvia acumulada en 5 y 7 días ya que, como bien se sabe, mientras más cercano a 1 este el valor, mejor ajustado será el modelo analizado. También, se puede apreciar que al aumentar la cantidad de días en que se acumula precipitación, mayor es el valor del R^2 . Lo que indica que las variables se relacionan mejor a mayor cantidad de días acumulados de precipitación.

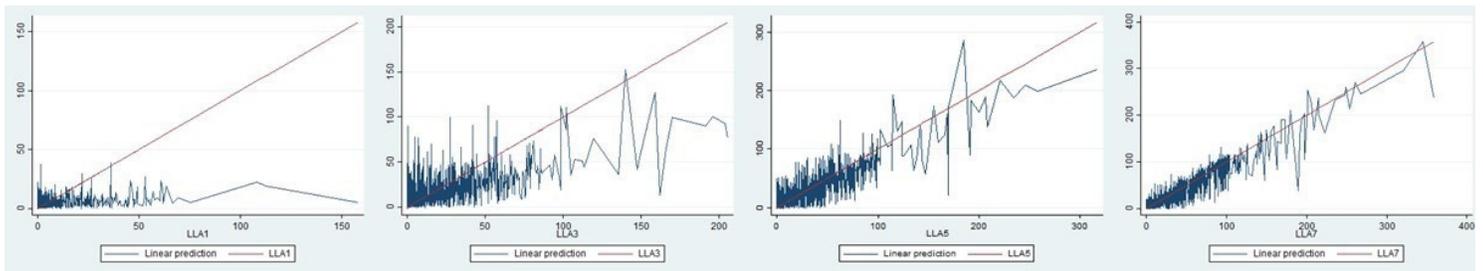


Figura 2. Variación del valor del coeficiente de determinación obtenido en la regresión lineal múltiple para el modelo de lluvia acumulada en 1,3,5 y 7 días.

Por lo anterior, para realizar el análisis discriminante lineal se analiza el modelo de lluvia acumulada en 5 y 7 días, junto con las variables de lluvia diaria normalizada y lluvia acumulada antecedente en 5 y 10 días.

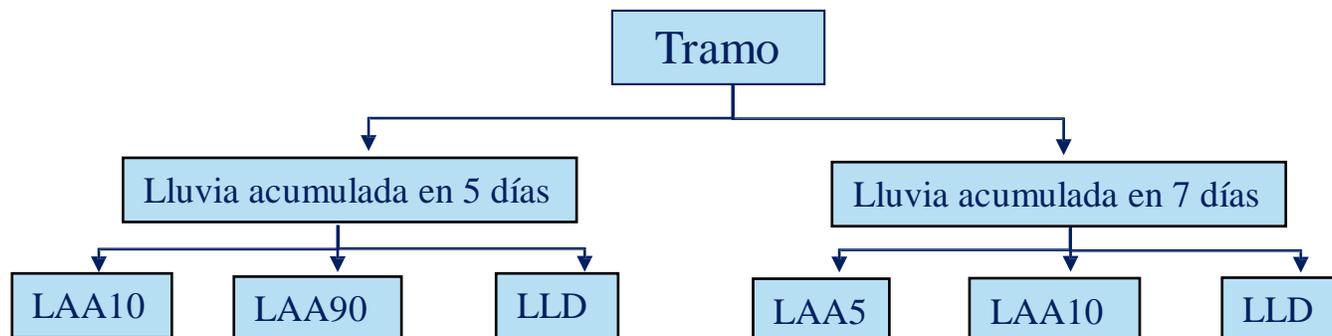


Figura 3. Esquema del análisis de los modelos elegidos a junto con las variables a analizar por medio del LDA

4.2 Discriminante Lineal

		TRAMO 1		TRAMO 2		TRAMO 3		TRAMO 4	
		% aciertos	% errores						
LA5	LLD	82%	18%	85,0%	15,0%	74,0%	26,0%	79,0%	21,0%
	LAA10	84,0%	16,0%	80,0%	20,0%	79,0%	21,0%	80,0%	20,0%
	LAA90	80,0%	20,0%	83,0%	17,0%	68,0%	32,0%	76,0%	24,0%
LA7	LLD	82,0%	18,0%	85,0%	15,0%	76,0%	24,0%	78,0%	22,0%
	LAA5	83,5%	16,5%	86,0%	14,0%	75,0%	25,0%	80,0%	20,0%
	LAA10	81,00%	19,0%	83,0%	17,0%	79,0%	21,0%	77,0%	23,0%

Tabla 2. Resumen de los resultados de las matrices de confusión para el modelo LA5 y LA7 con las variables de LLD, LAA5, LAA10 y LAA90 para los 4 tramos de la ruta CH-156

Se puede observar que para el tramo 1, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto para el modelo LA5 fue la variable LAA10. En cambio, la variable que tuvo mayor porcentaje de error para el modelo LAA5 fue la variable LAA90. Además, para el modelo LAA7, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto fue la variable LAA5 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error fue la variable LAA10.

Asimismo, para el tramo 2, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto para el modelo LAA5 fue la variable LLD y la variable que tuvo mayor porcentaje de error para el modelo LAA5 fue la

variable LAA90. Para el modelo de LAA7, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto fue la variable LAA5 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error fue la variable LAA10.

Además, para el tramo 3, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto para el modelo LAA5 fue la variable LAA10 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error fue la variable LAA90. Del mismo modo, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto para el modelo LAA7 fue la variable LAA10 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error para este modelo fue la variable LAA5.

Finalmente, para el tramo 4, la variable que tuvo mayor porcentaje de acierto para el modelo LAA5 fue la variable LAA10 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error fue la variable LAA90. De la misma manera, la variable que tuvo mayor porcentaje de aciertos para el modelo LAA7 fue la variable LAA5 y la variable que tuvo mayor porcentaje de error fue la variable LAA10.

En síntesis:

- para el modelo *LA5* la variable que tuvo más aciertos fue *LAA10*
- para el modelo *LA7* la variable que tuvo más aciertos fue *LAA5*
- para el modelo *LA5* la variable que tuvo más errores fue *LAA90*
- para el modelo *LA7* la variable que tuvo más errores fue *LAA10*

Se puede observar que el tramo que mayor acierto tuvo fue el tramo 1, esto se puede deber a que es el tramo en el que ocurrieron la mayor cantidad de deslizamientos en la ruta para el periodo 2004-2012 (174 en total).

Además, se puede distinguir que la variable que obtuvo un mayor porcentaje de error fue la de lluvia acumulada en 90 días, esto indica que la precipitación acumulada en 3 meses no es tan relevante al momento de tratar de comprobar un posible futuro deslizamiento.

4.3 Comparación Discriminante lineal v/s Umbral Empírico

- ❖ La metodología con los umbrales ocupa una base de datos en la cual solamente se tienen los días en los cuales hubo un deslizamiento. No se consideran aquellos días en los cuales, superados los umbrales, no se presentaron movimientos en masa. El discriminante lineal ocupa una base de datos más extensa, en la cual se agregan los días en los cuales no hubo deslizamientos, esto permite calcular que tan efectivo es un modelo o combinación de variables a ocupar para poder predecir futuros deslizamientos.
- ❖ Los umbrales se obtienen habitualmente mediante el trazado de líneas de límite inferior a las condiciones de lluvia que provocan deslizamientos de tierra trazando en coordenadas cartesianas, semi-logarítmicas o logarítmicas. Es decir, los umbrales se dibujan visualmente,

es decir, sin ninguna rigurosidad matemática, estadísticas, o criterio físico. Es subjetivo. En cambio, el discriminante lineal relaciona todas las variables a analizar por medio de datos estadísticos que permiten obtener mejores combinaciones de datos para obtener resultados más precisos y con mejor respaldo matemático.

- ❖ Por medio de la revisión bibliográfica, se ha demostrado que para que ocurran eventos de remoción en masa, se debe considerar una serie de factores, es decir, que estos fenómenos no dependen de una sola variable. Los métodos multivariantes permiten analizar un conjunto de variables con el evento al que pueden responder, para así tomar una decisión en base a la combinación de cantidades de precipitación acumulada respecto a los días medidos. Los umbrales analizan la variable por separado, obteniendo distintos resultados lo cual permite tomar decisiones, pero respecto a solo una condicionante y no ocupando distintas variables al momento de alertar a la administración y comunidades correspondientes.
- ❖ El discriminante lineal no da un valor exacto de cantidad de precipitación para que ocurra el fenómeno. En cambio, los umbrales empíricos dan un valor aproximado y subjetivo dependiendo del porcentaje de cantidad de eventos ocurridos para que ocurra un evento deslizando.
- ❖ La presencia de las redes de distribución de pluviómetros y una base de datos bien gestionada en la ubicación del deslizamiento de tierra es fundamental para poder realizar este tipo de métodos. Mientras más información, tanto pluviométrica como hechos de deslizamientos, mejor son los resultados.
- ❖ Ambos métodos permiten comprobar cuales variables son más preponderantes al momento de analizar los posibles deslizamientos que han ocurrido y que pueden volver a ocurrir en una zona determinada.

5. CONCLUSIONES

Las variables de precipitaciones más preponderantes en base al análisis por medio de los métodos multivariantes para los modelos de lluvia acumulada en 5 y 7 días son la lluvia acumulada antecedente en 10 días y 5 días.

En promedio, la probabilidad de acierto de deslizamiento debido a lluvias críticas es de un 82%; mientras que la mejor probabilidad la tiene el tramo 1 con LLA10 con un 84% y la menor probabilidad la tiene el tramo 3 con un 68%.

Se puede observar que el discriminante lineal en conjunto con el método de los umbrales empíricos dan diferentes resultados. Por un lado, el discriminante lineal permite obtener las variables más preponderantes y su capacidad de poder predecir eventos deslizantes. Y, por otro lado, los umbrales empíricos nos permiten obtener una cantidad de lluvia mínima o máxima para que ocurra un fenómeno. Se puede proponer utilizar ambos métodos y combinar sus metodologías, ya que ambos dan resultados importantes para poder tomar decisiones con más respaldo matemático y además de poder dar un resultado más preciso respecto a las cantidades necesarias de precipitación.

La aplicación de técnicas estadísticas multivariantes desarrolladas en este proyecto ha contribuido a determinar las condiciones pluviométricas que favorecen el comportamiento inestable de una ladera. Mediante el análisis de variables obtenidas a partir de parámetros pluviométricos, no sólo se ha podido determinar su relación con la estabilidad, sino lo que es más importante, evaluar de forma cuantificada la susceptibilidad frente al deslizamiento de un área determinada.

La inestabilidad y generación de movimientos de tierra no se manifiesta a los efectos provocados por un determinado factor sino a la combinación favorable de un conjunto de variables de lluvia.

La participación relativa de las variables estimadas puede variar según la zona de estudio e incluso ser diferentes variables las que mejor caractericen el comportamiento inestable de esa área. Todo esto refleja claramente las distintas relaciones existentes en cada zona, entre los movimientos de masa y el conjunto de factores pluviométricos.

La matriz de confusión que mejor explica las condiciones de deslizamiento de un área concreta no es aplicable a ninguna otra zona. Sí es extrapolable la técnica y metodología utilizada para la obtención de los resultados, pero aun considerando que la zona está correctamente caracterizada por los mismos factores pluviométricos, la influencia de éstos probablemente no se exprese de la misma forma.

Un factor no es capaz, por sí solo, de reflejar el comportamiento de la ladera y explicar así el grado de deslizamiento de esta. Una buena caracterización se logra a través de un conjunto de variables

de lluvia que actúan de forma integrada, dando como resultado una buena clasificación de las poblaciones deslizantes y no deslizantes.

Los métodos discriminantes, al diferenciar satisfactoriamente las laderas estables e inestables mediante un conjunto de atributos de tormenta según registros de las estaciones pluviométricas, pueden ser utilizadas para identificar las zonas con mayor potencialidad de deslizamiento.

Se considera que el estudio realizado en este proyecto de título puede utilizarse como herramientas en la toma de decisiones en las actividades de prevención de desastres naturales, su uso en cualquier momento depende básicamente de la actualización de la información de lluvias.

6. RECOMENDACIONES

Para confirmar las tendencias de los resultados obtenidos, sería necesario realizar en posteriores estudios, un análisis más profundo y con técnicas estadísticas que permitan evaluar cuantitativamente el control que ejercen los parámetros del terreno en las características del movimiento en caso de inestabilidad, introduciendo nuevos parámetros como la geología y geotecnia, geomorfología, hidrogeología, actividad antrópica, entre otras. que claramente pueden influir en la generación de uno u otro tipo de movimiento.

La metodología desarrollada en el estudio para la evaluación de las condiciones de deslizamiento e identificación de áreas potencialmente inestables, pueden ser aplicadas en combinación con un GIS (sistema de información geográfica), facilitando el análisis de deslizamiento. La posibilidad de combinar información cualitativa, representada cartográficamente y cuantitativa mediante la conexión a una base de datos permitiría un tratamiento multivariante mucho más eficaz.

Uno de los aspectos en los que se debe profundizar para mejorar la predicción, es la definición de las variables utilizadas en el tratamiento de datos, así como la incorporación de otras nuevas con las que se pueda conseguir reflejar todo el conjunto de factores que condicionan la generación de remociones en masa.

7. BIBLIOGRAFÍA.

- RAMOS CAÑÓN, PRADA SARMIENTO, TRUJILLO VELA, & SANTOS (2016). Análisis estadístico multivariado para determinar la relación lluvia-deslizamientos en Bogotá, Colombia.
- ARISTIZÁBAL E., H. MARTÍNEZ & J. I. VÉLEZ: Una revisión sobre el estudio de movimientos en masa detonados por lluvias. *Rev. Acad. Colombia*.
- ARISTIZÁBAL E., H. GONZALEZ & J. I. MONTOYA: Análisis de umbrales empíricos de lluvia para el pronóstico de movimientos en masa en el valle de Aburrá, Colombia.
- CAINE, N. (1980). The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows. *Geografiska Annaler*, 62A (1-2). p. 23-27.
- MORA ORTIZ, & ROJAS GONZÁLEZ (2009). Análisis del efecto del humedecimiento en la falla de talud en el km 240+ 000 del cuerpo A de la autopista Cuernavaca–Acapulco.
- CHLEBORAD A. F. (2000). Preliminary method for anticipating the occurrence of precipitation-induced landslides in Seattle, Washington. U.S. Geological Survey open-file report 00-469.
- CHLEBORAD A. F. (2003). Preliminary evaluation of a precipitation threshold for anticipating the occurrence of landslides in the Seattle, Washington, Area. U.S.
- CROZIER, M. (1999). Prediction of rainfall-triggering landslides: a test of the antecedent water status model. *Earth Surface Processes and Landforms* 24, p. 825-833.
- CRUDEN, D. M. and VARNES, D. J. (1996). Landslides types and processes. In: *Landslides investigation and mitigations*. Transportation Research Board Special report 24. Turner y Shuster (eds.), p. 36-75.
- ECHEVERRI, O. y VALENCIA, Y. (2004). Análisis de los deslizamientos en la cuenca de la quebrada La Iguaná de la ciudad de Medellín a partir de la integración lluvia-pendiente-formación geológica. *Dyna*, Universidad Nacional de Colombia, p. 33-45.
- GUZZETTI F., PERUCCACCI S. Y ROSSI M. action 1.16 definition of critical threshold for different scenarios [en línea] RISK AWARE RISK – Advanced Weather forecast system to Advise on Risk Events And management publicado el 18 de Julio 2005, IRPI CNR, Perugia Italy.
- KEEFER, D.K., 1984. Landslides caused by earthquakes. *Geological Society of America Bulletin*, vol. 95, p. 406-421.
- LAMBE, T. WILLIAM Y WHITMAN. *Mecánica de Suelos*, Limusa México 1972.
- MORENO, H. A.; Vélez, M. V.; Montoya, J. D. y Rhenals, R. L. (2006). La lluvia y los deslizamientos de tierra en Antioquia: análisis de su ocurrencia en las escalas interanual, intraanual y diaria. *Revista EIA*, No 5, p. 59-69.
- PATHAK, S., NILSEN, B. Probabilistic rock slope stability analysis for Himalayan condition. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* No. 63, 2004 p. 25-32.
- PRIETO, C., (1985). Inestabilidades y erosión de laderas asociadas a riadas. *Geología y*

prevención de riesgos por inundaciones, Instituto Geológico y Minero de España, p. 117-192.

- ARISTIZABAL, UPEGUI, & CARVAJAL, (2017). Influencia de la lluvia antecedente y la conductividad hidráulica en la ocurrencia de deslizamientos detonados por lluvias utilizando el modelo SHIA_Landslide.
- POPESCU, M.E., 2002. Landslide Causal Factors and Landslide Remedial Options. Keynote Lecture, Proceedings 3rd International Conference on Landslides, Slope Stability and Safety of Infra-Structures, Singapore, p. 61-81.
- RAMÍREZ Araneda, Suhelen B. estudio de la relación lluvia – deslizamiento en la Estabilidad de taludes. Tesis (título de ingeniero civil). Concepción, Chile. Universidad del Biobío, Depto. De Ingeniería civil, 2010. 157h.
- TRANSPORT RESEARCH LABORATORY. OVERSEAS DEVELOPMENT ADMINISTRATION. Overseas Road Note 14. Hidrological Design Manual for slope Stability in the Tropics. UK.1997.
- VALDOVINOS Claudio; PARRA Oscar, La Cuenca del Río Biobío, Historia Natural de un Ecosistema de uso Múltiple, Centro de Ciencias Ambientales EULA, Universidad de Concepción.
- VARNES D.J. (1978). “Slope movement types and processes”. Special report 176: Landslides: Analysis and control (R.L. Schuster and R.J. Krizek, eds.), TRB, National Research Council, Washington, D.C., p.11-33.
- WIECZOREK, G. F., 1996. Landslide Triggering Mechanisms in Landslides – Investigations and Mitigation. Special Report 247. A. K. Turner y R. L. Schuster, Editores. Transportation Research Board. National Research Council, National Academic Press, Washington, DC, USA, p.76-90.
- WIECZOREK, G.F. MORGAN B.A., Campbell, R.H. Debrisflow hazards in the Blue Ridge of Central Virginia, Environ. Eng. Geosci., 2000. p. 3-23.
- YOSHIDA, Y., KUWANO, J., KUWANO, R. Rain-induced slope failures caused by reduction in soil strength. Soil and Foundations, vol 31, No. 4, Japanese Society of Soil Mechanics and Foundation Engineering, 1991, p. 187-193.

8. ANEXO.

8.1 Resultados matrices de confusión tramo 1

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,564 83.17	519 16.83	3,083 100.00
1	56 49.12	58 50.88	114 100.00
Total	2,620 81.95	577 18.05	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,575 83.52	508 16.48	3,083 100.00
1	43 37.72	71 62.28	114 100.00
Total	2,618 81.89	579 18.11	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,519 81.71	564 18.29	3,083 100.00
1	27 23.68	87 76.32	114 100.00
Total	2,546 79.64	651 20.36	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA90.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,597 84.24	486 15.76	3,083 100.00
1	48 42.11	66 57.89	114 100.00
Total	2,645 82.73	552 17.27	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,606 84.53	477 15.47	3,083 100.00
1	50 43.86	64 56.14	114 100.00
Total	2,656 83.08	541 16.92	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA5.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,571 83.39	512 16.61	3,083 100.00
1	42 36.84	72 63.16	114 100.00
Total	2,613 81.73	584 18.27	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA10.

8.2 Resultados matrices de confusión tramo 2

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,674 84.67	484 15.33	3,158 100.00
1	19 48.72	20 51.28	39 100.00
Total	2,693 84.24	504 15.76	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,653 84.01	505 15.99	3,158 100.00
1	17 43.59	22 56.41	39 100.00
Total	2,670 83.52	527 16.48	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,631 83.31	527 16.69	3,158 100.00
1	12 30.77	27 69.23	39 100.00
Total	2,643 82.67	554 17.33	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA90.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,699 85.47	459 14.53	3,158 100.00
1	18 46.15	21 53.85	39 100.00
Total	2,717 84.99	480 15.01	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,714 85.94	444 14.06	3,158 100.00
1	20 51.28	19 48.72	39 100.00
Total	2,734 85.52	463 14.48	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA5.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,692 85.24	466 14.76	3,158 100.00
1	18 46.15	21 53.85	39 100.00
Total	2,710 84.77	487 15.23	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA10.

8.3 Resultados matrices de confusión tramo 3

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,345 74.80	790 25.20	3,135 100.00
1	31 50.00	31 50.00	62 100.00
Total	2,376 74.32	821 25.68	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,515 80.22	620 19.78	3,135 100.00
1	35 56.45	27 43.55	62 100.00
Total	2,550 79.76	647 20.24	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,121 67.66	1,014 32.34	3,135 100.00
1	24 38.71	38 61.29	62 100.00
Total	2,145 67.09	1,052 32.91	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA90.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,405 76.71	730 23.29	3,135 100.00
1	31 50.00	31 50.00	62 100.00
Total	2,436 76.20	761 23.80	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,387 76.14	748 23.86	3,135 100.00
1	30 48.39	32 51.61	62 100.00
Total	2,417 75.60	780 24.40	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA5.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,505 79.90	630 20.10	3,135 100.00
1	34 54.84	28 45.16	62 100.00
Total	2,539 79.42	658 20.58	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA10.

8.4 Resultados matrices de confusión tramo 4

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,507 80.02	626 19.98	3,133 100.00
1	33 51.56	31 48.44	64 100.00
Total	2,540 79.45	657 20.55	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,510 80.11	623 19.89	3,133 100.00
1	33 51.56	31 48.44	64 100.00
Total	2,543 79.54	654 20.46	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,413 77.02	720 22.98	3,133 100.00
1	16 25.00	48 75.00	64 100.00
Total	2,429 75.98	768 24.02	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA5 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,446 78.07	687 21.93	3,133 100.00
1	36 56.25	28 43.75	64 100.00
Total	2,482 77.64	715 22.36	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LLD.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,484 79.29	649 20.71	3,133 100.00
1	35 54.69	29 45.31	64 100.00
Total	2,519 78.79	678 21.21	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA5.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,441 77.91	692 22.09	3,133 100.00
1	35 54.69	29 45.31	64 100.00
Total	2,476 77.45	721 22.55	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

Matriz de confusión para el modelo LA7 con la variable LAA10.

True d	Classified		Total
	0	1	
0	2,441 77.91	692 22.09	3,133 100.00
1	35 54.69	29 45.31	64 100.00
Total	2,476 77.45	721 22.55	3,197 100.00
Priors	0.5000	0.5000	

