



UNIVERSIDAD ESTATAL DE BOLÍVAR

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA SALUD Y EL SER HUMANO

CARRERA DE INGENIERÍA EN RIESGOS DE DESASTRES

**TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR
PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
RIESGOS DE DESASTRES**

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

TEMA:

“Modelo predictivo de flujos de detritos y la afectación en la red vial de la
provincia del Cañar”

AUTOR(A) (ES):

Bermúdez Chinga Miguel Ángel
Morquecho Simbaña Veronica Nayeli

DIRECTOR(A)

Ing. Numa Inain Gaibor Velasco

**GUARANDA – ECUADOR
2026**

AGRADECIMIENTO

Inicialmente quiero agradecer al Padre Celestial por permitirme poder culminar esta gran etapa de formación profesional, a mi familia por su esfuerzo y apoyo incondicional en cada paso que doy, fuente de inspiración y motivo para seguir adelante sin desmayo, amigos que siempre estuvieron a mi lado y que también fueron aporte y ayuda.

Un agradecimiento a la Universidad Estatal de Bolívar por su gran trayectoria en formar grandes profesionales, y ser el alma mater que me permitió culminar este proceso para la vida profesional

Sin antes terminar un gran agradecimiento al Ing. Numa Gaibor, Msc. Por ser ese amigo, apoyo y guía durante este proceso de desarrollo este proyecto de investigación.

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, agradezco a Dios por ser mi guía y fortaleza durante este camino, por brindarme sabiduría, perseverancia y la oportunidad de alcanzar una de las metas más importantes de mi vida. Gracias por acompañarme en cada dificultad y darme las fuerzas para continuar hasta culminar esta etapa.

A mis padres, por su amor incondicional, sacrificios y apoyo constante, por confiar siempre en mí y enseñarme a luchar por mis sueños. A mis hermanas, gracias por su cariño, compañía y por estar presentes en cada momento de este proceso. Este logro también es de ustedes, porque han sido una parte fundamental de mi vida y de todo lo que he alcanzado.

A mi amiga Wendi y Misael, mi más sincero agradecimiento por haber estado presentes durante el desarrollo de esta investigación. Gracias por su apoyo, ayuda, compañía y por compartir conmigo los momentos difíciles y los logros alcanzados durante este proceso. Su presencia significó mucho para mí y dejó una huella especial en esta etapa.

Un agradecimiento especial al Ing. Numa Gaibor, Msc, por su orientación paciencia, conocimientos y valiosas recomendaciones, que contribuyeron al desarrollo y culminación de esta investigación.

Finalmente, agradezco a mi Universidad Estatal de Bolívar y a todos los docentes que formaron parte de mi formación profesional, por haberme abierto las puertas y brindarme su apoyo y conocimientos. De manera especial, agradezco que, a pesar de venir de lejos, siempre encontré en esta institución un espacio donde sentirme acogida, acompañada y con la oportunidad de crecer tanto académicamente como personalmente. MUCHAS GRACIAS!

DEDICATORIA

Mi mamá, Elena, me dijo que cada paso que damos nos lleva a lugares que no nos imaginamos, quiero dedicar esta tesis a ella por ser mi fuente de motivación, al igual que mi papá, Franklin, por cada consejo, cada aliento, cada frase que permitía no desmayar. Quiero agradecer y dedicar este logro a mis hermanos Daniel, Santiago y Daysi, por estar siempre a mi lado sin dejarme, a mi grandes y mejores amigos Ronald Estrella, un maestro de la gestión de riesgos por siempre apoyarme incondicionalmente en todo este camino desde que iniciamos la universidad, la vida no nos permitió graduarnos juntos, pero no fue motivo de culminar esos lazos de amistad y a Jose Smith, mi gran amigo y mentor le agradezco por todo las palabras consejos y guía en todo lo secular y profesional, por estar junto a mí y permitirme caminar a su lado en este camino del riesgo y del desastre.

Y muchas más personas que han estado junto a mí en todo este proceso que con alguna palabra de aliento o apoyo siempre han estado pendiente de mí y de mi carrera de formación profesional.

DEDICATORIA

En primer lugar, dedico mi trabajo a mi Dios, por ser mi guía constante, mi fortaleza en los momentos de incertidumbre y quien me dio la sabiduría, la paciencia y el valor para continuar aun cuando el camino se volvió difícil. Hoy al culminar esta etapa, reconozco que su amor y fidelidad estuvieron presentes en cada paso y que, sin su voluntad, nada de esto habría sido posible.

A mis padres y hermanas, por ser mi hogar, mi apoyo incondicional y una de las razones más importantes para seguir adelante. Gracias por creer en mí, incluso cuando yo misma dude y por acompañarme con su amor en cada etapa de este camino. Este logro también les pertenece, porque detrás de cada esfuerzo, cada desvelo y cada página escrita están sus palabras, sus consejos y todo lo que han hecho por mí. Los amo profundamente.

Finalmente, dedico esta investigación al ángel que guía mi camino: un luchador incansable, mi fiel compañero, mejor amigo y el mejor hombre y abuelo de esta Tierra, PAPÁ LUCHO. Su presencia terrenal me falta cada día, pero su esencia es el motor de mi corazón, y su amor infinito me dio la fuerza necesaria para culminar este camino. Te extraño, te recuerdo y te llevaré conmigo siempre abuelito.

CERTIFICADO DEL TUTOR.

Guaranda, 12 de octubre de 2026.

El suscrito Ingeniero Numa Gaibor Velasco, Director del Proyecto de Investigación de Pre Grado de la carrera de Riesgos de Desastres de la Universidad Estatal de Bolívar, en calidad de Docente – Tutor.

CERTIFICA:

Que el proyecto de investigación titulado: “MODELO PREDICTIVO DE FLUJOS DE DETRITOS Y LA AFECTACIÓN EN LA RED VIAL DE LA PROVINCIA DEL CAÑAR. PERÍODO MARZO – JULIO 2026”, realizado por los señores: **Bermúdez Chinga Miguel Ángel y Morquecho Simbaña Veronica Nayeli** ha sido debidamente revisado y se han cumplido los requisitos académicos y legales establecidos por la Universidad.

Por lo tanto, se encuentra en condiciones de proceder a la publicación correspondiente.

Es todo cuanto puedo certificar en honor a verdad.



ING. NUMA GAIBOR VELASCO.

DIRECTOR DE TRABAJO DE TITULACIÓN DE PRE GRADO

DERECHOS DE AUTORÍA NOTARIZADA



UNIVERSIDAD
ESTATAL
DE BOLÍVAR

BIBLIOTECA
GENERAL

DERECHOS DE AUTOR

Yo/nosotros Bermúdez Chinga Miguel Ángel y Morquecho Simbaña Veronica Nayeli portador/res de la Cédula de Identidad No 1315642932 y 0302324033 en calidad de autor/res y titular / es de los derechos morales y patrimoniales del Trabajo de Titulación: **MODELO PREDICTIVO DE FLUJOS DE DETRITOS Y LA AFECTACIÓN EN LA RED VIAL DE LA PROVINCIA DEL CAÑAR. PERIODO MARZO – JULIO 2026**, modalidad proyecto de investigación, de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN, concedemos a favor de la Universidad Estatal de Bolívar, una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos. Conservamos a mi/nuestro favor todos los derechos de autor sobre la obra, establecidos en la normativa citada.

Así mismo, autorizo/autorizamos a la Universidad Estatal de Bolívar, para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de titulación en el Repositorio Digital, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

El (los) autor (es) declara (n) que la obra objeto de la presente autorización es original en su forma de expresión y no infringe el derecho de autor de terceros, asumiendo la responsabilidad por cualquier reclamación que pudiera presentarse por esta causa y liberando a la Universidad de toda responsabilidad.

Bermúdez Chinga Miguel Ángel

Morquecho Simbaña Veronica Nayeli

**CERTIFICADO DE SEGUIMIENTO AL PROCESO INVESTIGATIVO,
EMITIDO POR EL TUTOR.**

Guaranda, 04 de septiembre 2026.

El suscrito Ingeniero Numa Gaibor Velasco MsC., Director del Proyecto de investigación de Pre Grado de la carrera de Riesgos de Desastres de la Universidad Estatal de Bolívar, en calidad de Docente – Tutor.

CERTIFICA:

Que el proyecto de investigación titulado: “MODELO PREDICTIVO DE FLUJOS DE DETRITOS Y LA AFECTACIÓN EN LA RED VIAL DE LA PROVINCIA DEL CAÑAR”; realizado por los señores: **Miguel Ángel Bermúdez Chinga y Veronica Nayeli Morquecho Simbaña** ha sido debidamente revisado e incorporado las observaciones realizadas durante las asesorías; en tal virtud, autorizo su presentación para la aprobación respectiva de acuerdo al reglamento de la Universidad.

Es todo cuanto puedo certificar en honor a verdad.


ING. NUMA GAIBOR VELASCO.

TUTOR DE TRABAJO DE TITULACIÓN DE PRE GRADO

Índice de Contenido

AGRADECIMIENTO	II
AGRADECIMIENTO	III
DEDICATORIA.....	IV
DEDICATORIA.....	V
CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR.....	¡Error! Marcador no definido.
DERECHOS DE AUTORÍA NOTARIZADA.....	VII
INTRODUCCIÓN.....	XVI
RESUMEN	XXI
ABSTRACT	XXIII
CAPÍTULO I. FORMULACIÓN GENERAL DEL PROYECTO	1
1.1. Planteamiento del problema	1
1.2. Formulación del problema	2
1.3. Preguntas de investigación.....	2
1.4. Objetivos: General y Específicos	3
1.4.1. Objetivo General.....	3
1.4.2. Objetivos Específicos.....	3
1.5. Justificación.....	4
1.6. Hipótesis.....	5
1.7. Variables (Operacionalización).....	6
Variable Independiente.....	6

Variable dependiente	8
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO.....	9
2.1. Referencial o Georreferencial.....	9
2.2. Antecedentes.....	10
2.3. Científico	14
2.4. Legal.....	26
2.5. Conceptual	30
CAPÍTULO III. METODOLOGÍA	34
3.1. Tipo y diseño de investigación	34
3.2. Enfoque de la investigación.....	34
3.3. Métodos de investigación	35
3.3.1. Método Analítico.....	35
3.3.2. Método Deductivo	36
3.3.3. Método Estadístico	36
3.4. Técnicas e instrumentos de recopilación de datos.....	37
3.5. Universo, Población y Muestra	39
3.5.1. Universo.....	39
3.5.2. Población	39
3.5.3. Muestra	40
3.6. Técnicas de análisis y procesamiento de la información.....	42
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	60

4.1. Resultados del Objetivo 1: Construir modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales con registros históricos de ocurrencia en la provincia del Cañar.....	60
4.2. Resultados del Objetivo 2: Evaluar y comparar el desempeño de los modelos de susceptibilidad mediante registros históricos de ocurrencia y procedimientos de validación estadística y espacial con el fin de seleccionar la alternativa con mayor capacidad predictiva.	92
4.3. Resultados del Objetivo 3: Determinar la exposición potencial de la red vial mediante el análisis espacial de su intersección con los niveles y valores de susceptibilidad a flujos de detritos obtenidos mediante los modelos evaluados.	99
CAPÍTULO V.....	116
CONCLUSIONES.....	116
RECOMENDACIONES	118
BIBLIOGRAFÍA	119
ANEXOS	128

Índice de tablas

Tabla 1. Variables detonantes y condicionantes empleadas para el modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos.....	16
Tabla 2. Instrumentos de recopilación de datos:	43
Tabla 3. Variables obtenidas de SAGA GIS.	48
Tabla 4. Inventario de eventos históricos de flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	60
Tabla 5. Matriz comparativa de superficie y porcentaje de ocupación territorial según las categorías de susceptibilidad de los 16 modelos de sensibilidad.....	87
Tabla 6. Desempeño predictivo de LR y RF mediante Nested Spatial Cross-Validation.	92
Tabla 7. Sensibilidad del Random Forest al tamaño de bloque.....	94
Tabla 8. Superficie provincial por encima de distintos scores RF.	97
Tabla 9. Análisis de la red vial de la provincia del Cañar frente a la susceptibilidad de flujos de detritos.....	99
Tabla 10. Cantidad de tramos viales y distribución porcentual por niveles de susceptibilidad a flujos de detritos.....	100
Tabla 11. Distribución de tramos viales según su nivel de susceptibilidad a flujos de detritos.	100
Tabla 12. Distribución cantonal de la red vial según la cantidad de tramos, longitud ante los flujos de detritos.....	101
Tabla 13. Distribución parroquial de la red vial según la cantidad de tramos viales y longitud ante la amenaza de flujos de detritos.	102
Tabla 14. Comparación de la exposición utilizando los dos rásters RF.	105
Tabla 15. Exposición longitudinal de la red vial.	106

Tabla 16. Síntesis de evidencias para la comprobación de la hipótesis.....	113
---	-----

Índice de mapas

Mapa 1. Ubicación geográfica de la provincia del Cañar.....	9
Mapa 2. Distribución espacial de las ocurrencias históricas de flujos de detritos utilizadas en la investigación.....	45
Mapa 3. Modelo 1 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	68
Mapa 4. Modelo 2 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	69
Mapa 5. Modelo 3 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	70
Mapa 6. Modelo 4 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	71
Mapa 7. Modelo 5 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	72
Mapa 8. Modelo 6 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	73
Mapa 9. Modelo 7 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	74
Mapa 10. Modelo 8 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	75
Mapa 11. Modelo 9 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	76
Mapa 12. Modelo 10 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	78

Mapa 13. Modelo 11 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	79
Mapa 14. Modelo 12 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	80
Mapa 15. Modelo 13 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	81
Mapa 16. Modelo 14 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	82
Mapa 17. Modelo 15 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	84
Mapa 18. Modelo 16 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	85
Mapa 19. Modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.....	86
Mapa 20. Distribución espacial de puntos históricos y pseudoausentes.	89
Mapa 21. Superficie continua de susceptibilidad a flujos de detritos obtenida mediante Random Forest.	96
Mapa 22. Susceptibilidad de la red vial frente a flujos de detritos en la provincia del Cañar.....	104
Mapa 23. Distribución espacial de la red vial de la provincia del Cañar.	107

INTRODUCCIÓN

Los flujos de detritos constituyen procesos de remoción en masa caracterizados por el desplazamiento de mezclas de agua, suelo, sedimentos y fragmentos rocosos a través de laderas, cauces y zonas de concentración del drenaje. Su ocurrencia responde a la interacción entre factores condicionantes relacionados con las características topográficas, geológicas, hidrológicas y de cobertura del terreno, y factores desencadenantes, entre los que destacan las precipitaciones intensas o acumuladas. Debido a la velocidad de movilización y a la capacidad de transporte de materiales, estos procesos pueden generar afectaciones sobre asentamientos humanos, infraestructura y sistemas de conectividad territorial.

En regiones montañosas, la infraestructura vial presenta una exposición particular debido a que atraviesa laderas, quebradas y corredores de drenaje donde pueden desarrollarse procesos de inestabilidad y movilización de materiales. La interrupción de una vía puede ocasionar consecuencias que trascienden el daño físico directo sobre la infraestructura, al comprometer la conectividad entre poblaciones, el acceso a servicios esenciales, la movilidad y las actividades socioeconómicas. En este contexto, la identificación de los sectores viales que coinciden con condiciones favorables para la ocurrencia de flujos de detritos constituye un insumo para orientar acciones de prevención, monitoreo, mantenimiento y planificación territorial.

La provincia del Cañar presenta un territorio caracterizado por una marcada heterogeneidad topográfica y geomorfológica, con importantes variaciones altitudinales, pendientes pronunciadas, redes de drenaje y una infraestructura vial que atraviesa sectores montañosos. A estas condiciones se suman los registros históricos de flujos de detritos y otros procesos de remoción en masa, lo que evidencia la necesidad de disponer de herramientas que permitan identificar espacialmente los sectores con mayor

predisposición al fenómeno y establecer su relación con los elementos expuestos, particularmente con la red vial.

El análisis de susceptibilidad constituye una alternativa para abordar esta problemática, debido a que permite determinar dónde las condiciones del territorio son comparativamente más favorables para la ocurrencia de un proceso. Su alcance debe diferenciarse de la evaluación de amenaza, debido a que un modelo de susceptibilidad espacial no determina necesariamente la frecuencia temporal, el periodo de retorno, la magnitud o el momento en que ocurrirá un evento. Esta diferenciación conceptual resulta fundamental para interpretar adecuadamente los productos cartográficos y evitar atribuir al modelo capacidades predictivas temporales que no forman parte de su diseño.

Los Sistemas de Información Geográfica y las técnicas de análisis espacial permiten integrar información procedente de distintas fuentes y representar la variabilidad territorial mediante variables relacionadas con la morfometría, hidrología, clima y características de la superficie. En el análisis de flujos de detritos, factores como la pendiente, la concentración del drenaje, el índice topográfico de humedad, la curvatura del terreno, las condiciones pluviométricas y determinadas características territoriales pueden aportar información relevante para representar la predisposición espacial. Sin embargo, la construcción de un modelo requiere no solo disponer de un conjunto amplio de variables, sino evaluar su fundamento físico, calidad, escala espacial, redundancia y contribución al proceso analizado.

En este sentido, los métodos estadísticos y de aprendizaje automático han ampliado las posibilidades para el modelamiento de susceptibilidad al permitir analizar simultáneamente múltiples predictores. La Regresión Logística constituye una alternativa estadística para modelar la relación entre variables explicativas y una respuesta binaria, mientras que algoritmos como Random Forest permiten representar

relaciones no lineales e interacciones complejas sin establecer previamente una forma funcional específica. No obstante, el incremento en la complejidad del algoritmo no garantiza por sí mismo una mayor capacidad predictiva, por lo que resulta necesario comparar los modelos mediante procedimientos de evaluación adecuados.

Esta consideración adquiere especial importancia cuando se trabaja con información geográfica. La proximidad entre observaciones puede generar dependencia espacial debido a que sectores cercanos comparten características ambientales semejantes. En consecuencia, las estrategias convencionales de partición aleatoria entre entrenamiento y evaluación pueden producir estimaciones optimistas cuando observaciones espacialmente relacionadas quedan distribuidas entre ambos conjuntos. Por ello, la validación espacial constituye un componente relevante para evaluar la capacidad de los modelos de generalizar hacia sectores territorialmente diferenciados.

A partir de esta problemática, la presente investigación tuvo como propósito desarrollar y evaluar modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales, con el fin de identificar las zonas susceptibles y determinar la exposición potencial de la red vial de la provincia del Cañar.

Para alcanzar este propósito, la investigación se estructuró mediante dos aproximaciones complementarias. La primera correspondió a un enfoque geoespacial basado en la combinación, normalización y reclasificación de variables, mediante el cual se generaron 16 configuraciones de susceptibilidad. Este procedimiento permitió analizar la respuesta espacial de diferentes combinaciones de factores y establecer su correspondencia con el inventario histórico disponible. Los productos generados mediante esta aproximación constituyeron una base comparativa para la posterior incorporación de procedimientos estadísticos y de aprendizaje automático.

La segunda aproximación incorporó modelos supervisados mediante Regresión Logística y Random Forest. Para su construcción se utilizó el inventario histórico de flujos de detritos y se estableció una base de presencias y pseudoausencias dentro del dominio provincial. Las pseudoausencias fueron consideradas ubicaciones de contraste sin evidencia registrada de ocurrencia y no zonas donde pudiera garantizarse la ausencia del fenómeno. Los predictores fueron sometidos a procedimientos de evaluación y selección con el propósito de reducir redundancias, conservar variables con fundamento físico e incorporar adecuadamente información continua y categórica.

La capacidad predictiva de los modelos supervisados fue evaluada mediante validación cruzada espacial anidada, complementada con métricas de discriminación, desempeño sobre la clase positiva y error probabilístico. Esta estrategia permitió comparar la Regresión Logística y Random Forest bajo condiciones de separación espacial entre los datos de entrenamiento y evaluación, reduciendo la posibilidad de obtener estimaciones excesivamente optimistas asociadas con la autocorrelación espacial. Asimismo, se evaluó la sensibilidad de los resultados frente a diferentes configuraciones de bloques espaciales y se analizó un umbral operacional a partir de predicciones obtenidas fuera de muestra.

A partir del algoritmo que presentó el mejor desempeño global se generó una superficie continua de susceptibilidad, posteriormente delimitada al territorio oficial de la provincia del Cañar. La representación continua se mantuvo como producto principal debido a que conserva la variabilidad espacial del score predictivo, mientras que las representaciones categóricas fueron consideradas productos complementarios orientados principalmente a facilitar la interpretación cartográfica. Esta decisión permitió evitar que la reclasificación ocultara diferencias espaciales relevantes presentes en la superficie original.

Finalmente, el producto continuo de susceptibilidad fue integrado con la red vial provincial para determinar la exposición potencial de la infraestructura. El análisis consideró la variabilidad de los scores a lo largo de los segmentos viales y permitió cuantificar las longitudes que atraviesan sectores con diferentes niveles del índice predictivo. Esta aproximación proporciona una base para identificar corredores que requieren mayor atención y priorizar posteriormente inspecciones, monitoreo y estudios específicos.

La investigación integra, por tanto, una aproximación geoespacial inicial con procedimientos estadísticos y de aprendizaje automático, selección de predictores, validación espacial y análisis de infraestructura expuesta. Su principal aporte consiste en establecer un procedimiento reproducible para identificar sectores con diferente susceptibilidad a flujos de detritos y relacionarlos con la red vial de la provincia del Cañar. El producto obtenido debe interpretarse dentro del ámbito de la susceptibilidad espacial y la exposición potencial, debido a que no estima directamente frecuencia temporal, periodo de retorno, magnitud, velocidad, profundidad, volumen o trayectoria de propagación de futuros flujos.

Desde una perspectiva aplicada, los resultados proporcionan información que puede contribuir a la gestión del riesgo de desastres y a la planificación de la infraestructura vial provincial. La identificación de sectores prioritarios puede orientar estudios de mayor detalle y acciones de monitoreo y prevención; no obstante, el modelo constituye una herramienta de apoyo a la toma de decisiones y no sustituye los estudios geotécnicos, hidrológicos, geomorfológicos o de ingeniería requeridos para el diseño de intervenciones específicas.

RESUMEN

Los flujos de detritos constituyen procesos de remoción en masa capaces de afectar la infraestructura vial y comprometer la conectividad territorial, especialmente en regiones montañosas. La provincia del Cañar presenta condiciones geomorfológicas, hidrológicas y climáticas que favorecen la ocurrencia de estos procesos, por lo que resulta necesario disponer de herramientas espaciales para identificar los sectores susceptibles y su relación con la red vial. El objetivo de esta investigación fue desarrollar y evaluar modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales, con el fin de identificar las zonas susceptibles y determinar la exposición potencial de la red vial de la provincia del Cañar. La investigación fue de tipo aplicada, con enfoque cuantitativo y diseño no experimental, y se estructuró mediante dos aproximaciones complementarias. La primera consistió en un análisis geoespacial basado en la combinación, normalización y reclasificación de variables, a partir del cual se generaron 16 configuraciones de susceptibilidad. La segunda incorporó modelos supervisados de Regresión Logística y Random Forest. Para el modelamiento predictivo se utilizaron 85 ocurrencias históricas localizadas dentro del límite provincial y 270 pseudoausencias, conformando una base de 355 observaciones. Los predictores incluyeron variables relacionadas con pendiente, humedad topográfica, drenaje, curvatura del terreno, precipitación y características territoriales. Los modelos fueron evaluados mediante validación cruzada espacial anidada utilizando ROC-AUC, PR-AUC, exactitud balanceada, sensibilidad, especificidad, F1-score y Brier Score. Random Forest presentó el mejor desempeño global, con un ROC-AUC medio de 0,8064, PR-AUC de 0,5932 y Brier Score de 0,1329, por lo que fue seleccionado para generar la superficie continua de susceptibilidad. El análisis de las predicciones

obtenidas fuera de muestra permitió establecer un umbral operacional de 0,27, con una sensibilidad de 0,6941, especificidad de 0,7444 y exactitud balanceada de 0,7193. La integración del producto continuo con 1705,12 km de red vial determinó que 275,89 km, equivalentes al 16,18 %, presentaron scores iguales o superiores a 0,27, mientras que 42,92 km, correspondientes al 2,52 %, registraron valores iguales o superiores a 0,45. Se concluye que Random Forest, combinado con validación espacial, constituye una alternativa adecuada para representar la susceptibilidad a flujos de detritos en el área de estudio y que la superficie continua permite identificar sectores prioritarios de la red vial para estudios, monitoreo y acciones preventivas. Los resultados corresponden a susceptibilidad espacial y exposición potencial, por lo que no representan una estimación directa de amenaza temporal, daño o riesgo vial.

Palabras clave: flujos de detritos; susceptibilidad; random forest; regresión logística; validación espacial; aprendizaje automático; red vial; exposición potencial.

ABSTRACT

Debris flows are mass-movement processes capable of affecting road infrastructure and disrupting territorial connectivity, particularly in mountainous regions. The province of Cañar presents geomorphological, hydrological, and climatic conditions associated with the occurrence of these processes; therefore, spatial tools are required to identify susceptible areas and their relationship with the road network. This study aimed to develop and evaluate spatial debris-flow susceptibility models by integrating geomorphometric, hydrological, hydrometeorological, and territorial variables to identify susceptible areas and determine the potential exposure of the road network in the province of Cañar. The research was applied, quantitative, and non-experimental and was structured around two complementary approaches. The first consisted of a geospatial analysis based on the combination, normalization, and reclassification of variables, from which 16 susceptibility configurations were generated. The second incorporated supervised Logistic Regression and Random Forest models. Predictive modeling was performed using 85 historical occurrences located within the provincial boundary and 270 pseudo-absence points, resulting in a dataset of 355 observations. Predictors included variables related to slope, topographic wetness, drainage, terrain curvature, precipitation, and territorial characteristics. Model performance was assessed using nested spatial cross-validation based on ROC-AUC, PR-AUC, balanced accuracy, sensitivity, specificity, F1-score, and Brier Score. Random Forest showed the best overall performance, with a mean ROC-AUC of 0.8064, a PR-AUC of 0.5932, and a Brier Score of 0.1329; therefore, it was selected to generate the continuous susceptibility surface. Analysis of out-of-fold predictions established an operational threshold of 0.27, which yielded a sensitivity of 0.6941, specificity of 0.7444, and balanced accuracy of 0.7193. Integration of the continuous

susceptibility surface with the 1,705.12 km road network showed that 275.89 km, equivalent to 16.18%, had susceptibility scores equal to or greater than 0.27, whereas 42.92 km, corresponding to 2.52%, had scores equal to or greater than 0.45. The results indicate that Random Forest combined with spatial validation provides a suitable approach for representing debris-flow susceptibility in the study area and that the continuous susceptibility surface enables the identification of priority road segments for further investigation, monitoring, and preventive actions. The results represent spatial susceptibility and potential exposure and should not be interpreted as direct estimates of temporal hazard, damage, or road risk.

Keywords: debris flows; susceptibility; random forest; logistic regression; spatial validation; machine learning; road network; exposure potential.

CAPÍTULO I. FORMULACIÓN GENERAL DEL PROYECTO

1.1. Planteamiento del problema

La provincia del Cañar presenta condiciones territoriales que favorecen la ocurrencia de flujos de detritos. La presencia de relieves montañosos, pendientes pronunciadas, redes de drenaje y variaciones en las condiciones de humedad y precipitación provoca un territorio con diferentes grados de predisposición frente a este fenómeno. Esta circunstancia adquiere especial relevancia debido a la existencia de una extensa red vial que atraviesa sectores montañosos y zonas donde pueden originarse procesos de movilización de materiales lo que puede suspender la conectividad territorial y el acceso a diferentes localidades (Troncoso et al., 2024).

La presencia de registros históricos de flujos de detritos representa una fuente de información relevante para conocer la distribución espacial de estos procesos dentro de la provincia. Para la presente investigación se recopiló y georreferenció un inventario de 90 eventos históricos registrados entre 1960 y 2026, de los cuales 85 se localizaron dentro del límite provincial utilizado como dominio espacial del modelamiento. Estos registros permiten constatar la ocurrencia del fenómeno y representa un insumo para analizar su relación espacial con las características del territorio.

A pesar de disponer de registros históricos y de información espacial relacionada con las características físicas de la provincia, surge la necesidad de integrar estos elementos mediante un proceso sistemático que permita representar espacialmente la susceptibilidad a flujos de detritos. La falta de un modelo integrado limita la identificación de los sectores que presentan diferentes factores de riesgo frente al fenómeno y dificulta establecer qué tramos de la red vial se encuentran ubicados en dichos sectores.

Ante esta situación, surge la necesidad de crear un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos que permita representar espacialmente las condiciones del territorio y asociarlas con los registros históricos de ocurrencia. La elaboración de este producto permitirá identificar sectores con diferentes niveles de susceptibilidad y, posteriormente, determinar la exposición potencial de la red vial provincial. De esta manera, la investigación busca generar información espacial que pueda constituirse en un insumo técnico para el conocimiento del riesgo, la planificación territorial y la identificación de sectores que requieran estudios o acciones de prevención y monitoreo.

1.2. Formulación del problema

¿Cómo un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos, basado en variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales, permite identificar las zonas susceptibles y determinar la exposición de la red vial de la provincia del Cañar?

1.3. Preguntas de investigación

¿Cómo contribuye la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales, junto con los registros históricos de ocurrencia, a la construcción de modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos en la provincia del Cañar?

¿Cuál de los modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos presenta el mejor desempeño predictivo de acuerdo con la evaluación estadística y validación espacial mediante los registros históricos de ocurrencia en la provincia del Cañar?

¿Qué tramos de la red vial provincial de la provincia del Cañar presentan exposición potencial frente a los niveles y valores de susceptibilidad a flujos de detritos obtenidos mediante los modelos evaluados?

1.4.Objetivos: General y Específicos

1.4.1. Objetivo General

Desarrollar y evaluar modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales, con el fin de identificar las zonas susceptibles y determinar la exposición potencial de la red vial de la provincia del Cañar.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Construir modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales con registros históricos de ocurrencia en la provincia del Cañar.
- Evaluar y comparar el desempeño de los modelos de susceptibilidad mediante registros históricos de ocurrencia y procedimientos de validación estadística y espacial con el fin de seleccionar la alternativa con mayor capacidad predictiva.
- Determinar la exposición potencial de la red vial mediante el análisis espacial de su intersección con los niveles y valores de susceptibilidad a flujos de detritos obtenidos mediante los modelos evaluados.

1.5. Justificación

La provincia del Cañar presenta condiciones geomorfológicas, hidrológicas e hidrometeorológicas que favorecen la ocurrencia de flujos de detritos, especialmente en sectores caracterizados por relieves montañosos, pendientes pronunciadas, redes de drenaje y variaciones en las condiciones de humedad y precipitación. La presencia de infraestructura vial en estos sectores incrementa la importancia de distinguir las zonas susceptibles y establecer los tramos de la red vial que muestran mayor exposición (Gobierno Autónomo Descentralizado Provincial de Cañar , 2023 - 2027).

La presencia de registros históricos de flujos de detritos demuestra la necesidad de disponer información espacial que permita comprender la distribución de estos eventos y su analogía con las características físicas del territorio. De esta manera, la incorporación de un inventario histórico con variables geomorfométricas, hidrológicas e hidrometeorológicas puede constituir un insumo técnico para generar un modelo orientado a determinar los diferentes niveles de susceptibilidad dentro de la provincia.

Técnicamente, el uso de Sistemas de Información Geográfica y herramientas de análisis estadístico permite componer, procesar y representar espacialmente información de diversas procedencias, permitiendo la identificación de sectores con mayores condiciones de susceptibilidad. Además, la validación del modelo a través de eventos históricos aprueba evaluar su capacidad para representar espacialmente las zonas donde se han registrado flujos de detritos (Troncoso et al., 2024).

Desde la perspectiva territorial, la identificación de la exposición de la red vial ayuda a cuantificar los tramos y la longitud de infraestructura situada en las diferentes categorías de susceptibilidad. Esta investigación puede formar un insumo para priorizar

sectores de monitoreo, mantenimiento e intervención, especialmente en aquellos tramos localizados en categorías de susceptibilidad alta y muy alta.

Finalmente, los resultados de la investigación lograrán favorecer a los procesos de planificación territorial y gestión prospectiva del riesgo en la provincia del Cañar, facilitando información técnica que puede ser considerada por los Gobiernos Autónomos Descentralizados y las instituciones competentes para la toma de decisiones relacionadas con la prevención y reducción del riesgo asociado a los flujos de detritos.

1.6. Hipótesis

H1: La aplicación de un modelo predictivo geoespacial basado en variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales permite identificar las zonas con mayor susceptibilidad a flujos de detritos y determinar la exposición de la red vial de la provincia del Cañar.

Ho: La aplicación de un modelo predictivo geoespacial basado en variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales no permite identificar las zonas con mayor susceptibilidad a flujos de detritos y determinar la exposición de la red vial de la provincia del Cañar.

1.7. Variables (Operacionalización)

Variable Independiente

Variable	Definición	Dimensión	Indicador	Tipo de variable / Escala	Instrumento
Modelo predictivo de flujos de detritos	Es una herramienta geoespacial que permite estimar la susceptibilidad ante la ocurrencia de flujos de detritos mediante la incorporación de variables tanto geomorfológicas, hidrológicas e hidrometeorológicas, permitiendo identificar espacialmente áreas con diferentes niveles de susceptibilidad.	Factores Geomorfológicos	Pendiente	Continua Grados (°)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
			Perfil de Curvatura	Continua Derivado del DEM	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
			LS Factor	Continua Razón (Cero absolutos)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
			Curvatura plana	Continua Derivado del DEM	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
			Orientación de ladera	Continua Grados (°)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM

	Factores Hidrológicos	Índice de Humedad Topográfica	Continua Adimensional	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
		Área de Captación Total	Continua Área (m2)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
		Distancia a la red del canal	Continua Metros (m)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
		Humedad	Continua Adimensional (0 a 1)	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
	Factores Hidrometeorológicos	Precipitación media anual	Continua Mm/año	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
		Precipitación máxima diaria	Continua Mm/día	ArcGIS, SAGA GIS Y DEM
	Territorial	Unidad geológica	Categórica Nominal	Geoportal del Agro Ecuatoriano
		Cobertura vegetal	Categórica Nominal	Geoportal del Agro Ecuatoriano

	Textura del suelo	Categoría Nominal	Geoportal del Agro Ecuatoriano
--	-------------------	--------------------------	---------------------------------------

Variable dependiente

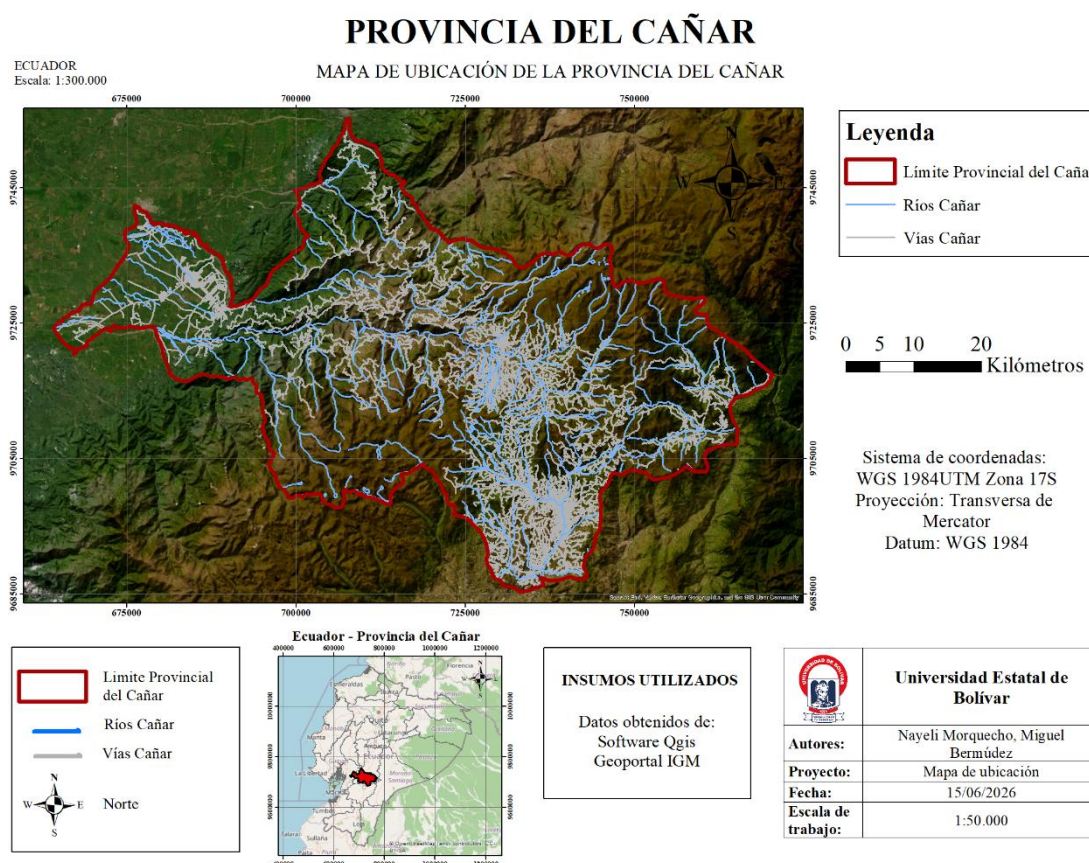
Variable	Definición	Dimensión	Indicador	Tipo de variable / Escala	Instrumento
Exposición de la red vial de la provincia del Cañar	La exposición de la red vial corresponde a la presencia y localización de tramos de infraestructura vial dentro de áreas clasificadas con diferentes niveles de susceptibilidad a flujos de detritos.	Exposición vial	Longitud de vías localizadas en áreas susceptibles a flujos de detritos.	Kilómetros (km)	Vías de la provincia del Cañar
			Longitud de vías ubicadas en las categorías alta y muy alta.	Kilómetros (km)	Superposición espacial SIG
		Número de tramos viales ubicados en cada categoría de susceptibilidad.	Número de vías	Cuantitativa	ArcGIS
		Porcentaje de la red vial ubicada en categorías alta y muy alta de susceptibilidad.	Porcentaje de red vial expuesta a la amenaza.	Porcentaje %	Análisis espacial y estadístico.

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

2.1. Referencial o Georreferencial

La provincia del Cañar, se encuentra ubicada en la región interandina del Ecuador, en la zona centro-sur del país. Limita al norte con la provincia de Chimborazo, al sur con la provincia del Azuay, al este con Morona Santiago y oeste con la provincia del Guayas. Gubernamentalmente, está conformada por los cantones Azogues, Biblián, Cañar, Déleg, El Tambo, La Troncal y Suscal (Gouy-Gilbert, 2019).

Mapa 1. Ubicación geográfica de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

El territorio provincial, presenta una gran variabilidad topográfica y altitudinal, caracterizada por los relieves montañosos, valles interandinos y zonas de transición

hacia la Costa. Estas particularidades generan contrastes en la configuración de las laderas, las pendientes y los sistemas de drenaje, dando cabida condiciones territoriales múltiples dentro de la provincia.

Desde el punto de vista físico, la conformación del relieve y una extensa red hidrográfica componen elementos importantes para el análisis de los procesos de remoción en masa. En estas circunstancias se incorporan las variaciones espaciales de humedad del suelo y precipitación, que pueden incidir en el funcionamiento hídrico del territorio y en las condiciones de saturación del terreno.

De la misma manera, la provincia del Cañar cuenta con una red vial que permite la conexión entre los cantones, parroquias y comunidades. Debido a que parte de esta infraestructura se encuentra en diferentes sectores con relieves y condiciones físicas variables, es oportuno estudiar su distribución espacial en relación con las zonas susceptibles a flujos de detritos.

Desde esta perspectiva, las características geomorfológicas, hidrológicas e hidrometeorológicas de la provincia del Cañar fundamentan el desarrollo de un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos. La incorporación de las condiciones territoriales con el inventario histórico de eventos permite identificar áreas de mayor susceptibilidad y, posteriormente, establecer la exposición de la red vial provincial.

2.2. Antecedentes

Diversos estudios han corroborado la problemática de los flujos de detritos y su impacto sobre la infraestructura vial, enfatizando la necesidad de modelos predictivos para la gestión del riesgo.

Álvarez (2013), en su investigación titulada *“Evaluación de la susceptibilidad a la ocurrencia de flujos de detritos a escala regional en el Parque Provincial*

Aconcagua, Mendoza, Argentina” valoró la susceptibilidad ante la ocurrencia de flujos de detritos mediante herramientas de Sistemas de Información Geográfica y métodos de modelamiento espacial. El estudio consideró factores condicionantes como la litología, pendiente, elevación, orientación de las laderas y cobertura vegetal, unificados mediante mapas temáticos e información histórica de eventos. Asimismo, se emplearon diferentes metodologías, entre ellas SINMAP, regresión logística y pesos de evidencia, cuyos resultados fueron validados mediante un inventario de flujos de detritos históricos.

El autor estableció que los modelos manifestaron un desempeño adecuado y señalaron a la regresión logística como una metodología adecuada para la evaluación de la susceptibilidad. Este antecedente presenta una relación metodológica directa con la presente investigación, especialmente por la integración de variables territoriales, inventarios históricos, SIG y regresión logística en la construcción y validación de modelos de susceptibilidad.

Ortega Rengifo y Schneevoigt (2012), en su investigación titulada *“Modelaje de flujos de detritos potenciales a partir de un modelo de elevación digital SRMT (Shuttle Radar Topography Mission): cuenca alta del río Chama, noroeste de Venezuela”*, ejecutaron un modelo regional para determinar áreas potenciales de generación, recorrido y degradación de flujos de detritos. La metodología integró técnicas de teledetección con parámetros morfométricos e hidrológicos originarios de un DEM y de información alcanzada mediante imágenes ASTER. Para el modelamiento emplearon el número de rugosidad distribuida de melton. Este antecedente evidencia la utilidad de los Modelos Digitales de Elevación y de las variables morfométricas e hidrológicas para demostrar espacialmente la dinámica potencial de los flujos de detritos, conformando un referente metodológico para el análisis geoespacial desarrollado en la provincia del Cañar.

Correa Campués (2013), en su investigación de ***“Análisis de la susceptibilidad a procesos de remoción en masa en estructuras lineales mediante la utilización de Sistemas de Información Geográfica”***, valoró la susceptibilidad a procesos de remoción en masa en la vía Loja-Zamora, localizada al sur del Ecuador.

El estudio empleó herramientas de Sistema de Información Geográfica para incorporar factores condicionantes y detonantes y zonificar el territorio acorde a los diferentes niveles de susceptibilidad. La investigación consideró la incidencia de procesos como flujos de detritos y escombros, deslizamientos y caídas de rocas sobre una infraestructura vial lineal. La información de este antecedente presenta una relación directa con la presente investigación, debido a que evidencia la utilidad de los SIG para estimar la susceptibilidad a procesos de remoción en masa y analizar su interacción espacial con infraestructura vial.

Cuichán (2026), en su investigación de ***“Caracterización superficial de flujos de escombros mediante la integración de datos geológicos y morfométricos, en la zona de Marianza, parroquia Sayausí, cantón Cuenca”***, determinó los escenarios superficiales agrupados con la ocurrencia de flujos de escombros mediante la integración de información geológica y morfométrica. La investigación consideró las tipologías del terreno y la presencia de materiales susceptibles de movilización, priorizando la importancia de las condiciones geomorfológicas para entender la ocurrencia de estos procesos.

Troncoso et al. (2024), en su estudio titulado ***“Analysis of the Impact Area of the 2022 El Tejado Ravine Mudflow (Quito, Ecuador) from the Sedimentological and the Published Multimedia Documents Approach”*** estudiaron el área de impacto del flujo de lodo suscitado en la quebrada El Tejado, el 31 de enero de 2022. El estudio

integró datos estratigráficos con información fotográfica y audiovisual disponible para determinar la dinámica del evento y delimitar la zona de impacto.

Los resultados permitieron determinar la relación que existe entre los tipos de depósitos la dinámica del flujo y los elementos localizados en el área afectada. Este antecedente proporciona evidencias de flujos asociados a condiciones de precipitación y características geomorfológicas en el contexto ecuatoriano y permite reconocer la importancia de disponer de información histórica y espacial para el estudio de estos fenómenos.

Aldaz Martínez (2024), en su investigación ***“Análisis de las políticas de gestión de riesgos y planes de uso de suelo, para mejorar la respuesta y reducir los impactos generados por aluviones en las zonas susceptibles del Distrito Metropolitano de Quito en el periodo 2012 – 2022”*** estudió la gestión de riesgos frente a los aluviones en el Distrito Metropolitano de Quito, considerando la relación entre la planificación territorial, políticas públicas y la reducción de los impactos asociados a estos fenómenos. El estudio planteó una perspectiva enfocada en el análisis de eventos registrados en el periodo de 2012-2022. Este antecedente, permite contextualizar la importancia de reunir información sobre las áreas susceptibles a flujos de detritos dentro de los procesos de planificación y gestión del riesgo, especialmente en territorios donde estos fenómenos pueden afectar elementos expuestos.

Los antecedentes revisados demuestran la importancia de los Sistemas de Información Geográfica, los Modelos Digitales de Elevación y las técnicas de modelamiento espacial para estudiar la susceptibilidad a flujos de detritos y otros procesos de remoción en masa. De igual manera, los estudios evidencian la importancia de incorporar variables geomorfológicas, morfométricas e hidrológicas del territorio, así

como inventarios históricos de eventos para el desarrollo y validación de modelos de susceptibilidad. Particularmente, los antecedentes de Álvarez y Correa Campués demuestran una analogía metodológica directa con la presente investigación al incorporar herramientas SIG para el análisis de susceptibilidad y su interacción con elementos territoriales e infraestructura vial.

A partir de esta revisión se identifica la necesidad de aplicar estas metodologías en la provincia del Cañar, considerando las características del territorio y la presencia de una red vial distribuida en sectores con diferentes condiciones de susceptibilidad. En este contexto, la presente investigación plantea integrar variables geomorfométricas, hidrológicas e hidrometeorológicas con un inventario histórico de eventos para desarrollar y validar un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos y, posteriormente, determinar la exposición de la red vial provincial.

2.3. Científico

Procesos de remoción en masa

Los procesos de remoción en masa corresponden al desplazamiento de materiales del terreno, como suelo, roca y detritos debido a la gravedad. Estos procesos pueden presentar diferentes mecanismos de movimiento y velocidades, dependiendo de las características del material, la geometría del terreno, las condiciones hidrológicas y los factores externos que intervienen en su generación.

Entre los principales tipos de movimientos se localizan las caídas, vuelcos, deslizamientos, expansiones laterales y flujos. Dentro de esta última categoría se encuentran flujos de detritos, caracterizados por el desplazamiento de una mezcla de agua y materiales sólidos a través de cauces o laderas, logrando generar importantes modificaciones en el terreno y afectar elementos localizados en su trayectoria.

Flujos de detritos

Se define como los procesos de remoción en masa distinguidos por el movimiento rápido de agua, suelo, fragmentos de roca y otros materiales no consolidados. Su ocurrencia está condicionada por la disponibilidad de material susceptible de movilización, la pendiente del terreno, las condiciones de drenaje y la presencia de agua.

La generación de estos procesos puede estar asociada con precipitaciones intensas o prolongadas, las cuales incrementan la disponibilidad de agua en el terreno y favorecen en la saturación y transporte de materiales. Una vez iniciado el movimiento, los materiales pueden concentrarse durante su recorrido, aumentando el volumen y la capacidad de transporte del flujo (Iverson, 1997).

La distribución espacial de los flujos de detritos depende de las características geomorfológicas e hidrológicas del territorio. En este contexto, el análisis de variables relacionadas con la pendiente, curvatura, área de captación, humedad y proximidad a la red de drenaje permite representar condiciones que pueden llegar a favorecer la generación y propagación de estos procesos.

Factores condicionantes y detonantes

Los flujos de detritos son el resultado de la interacción de factores condicionantes y detonantes. Los factores condicionantes incluyen características físicas y ambientales del territorio que condicionan en la ocurrencia del fenómeno, mientras que los factores detonantes contribuyen en la activación de la movilización de los materiales. (Álvarez, 2013).

Tabla 1. Variables detonantes y condicionantes empleadas para el modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos.

Nº	Variable	Clasificación	Descripción
1	Pendiente	Condicionante	Representa la configuración del terreno, estabilidad y movilidad del material.
2	Perfil de curvatura	Condicionante	Describe la geometría del terreno y esta puede influir en la concentración o dispersión del flujo.
3	Índice Topográfico de Humedad	Condicionante	Representa la tendencia del terreno a acumular humedad y se relaciona con las condiciones hidrológicas del suelo.
4	LS Factor de longitud y grado de la pendiente	Condicionante	Representa características topográficas relacionadas con la longitud y pendiente del terreno y su potencial para generar la erosión.
5	Distancia a la Red del Canal	Condicionante	Representa la proximidad de cauces, relacionada con la concentración y circulación del agua y sedimentos.
6	Humedad	Condicionante	Representa el estado de humedad del terreno y las condiciones que pueden favorecer la inestabilidad.
7	Área Total de Captación	Condicionante	Representa el área que contribuye al aporte del agua hacia una determinada localización.
8	Curvatura plana	Condicionante	Describe la configuración transversal de la superficie y su relación con la convergencia o divergencia del flujo.
9	Orientación	Condicionante	Caracteriza la orientación de las laderas y pueden relacionarse con condiciones ambientales y de humedad.
10	Rugosidad del terreno	Condicionante	Representa las características de irregularidad de la superficie del terreno.
11	Precipitación 1969-2025	Detonante	Representa el comportamiento histórico de la precipitación durante el periodo considerado y se relaciona con la ocurrencia del fenómeno.
12	Precipitación Media Anual	Condicionante/Climatológica	Representa el régimen climático promedio de la precipitación, no

	(MAP 1991-2020)		corresponde a un evento puntual de activación.
13	Precipitación Máxima Diaria (MAX1D 1991-2020)	Detonante Potencial	Representa la intensidad máxima diaria de precipitación y se relaciona con episodios capaces de activar procesos de remoción.
14	Unidad Geológica	Condicionante	Representa las características litológicas y geológicas del terreno que pueden influir en su comportamiento.
15	Cobertura vegetal	Condicionante	Representa a las características de cobertura del uso del territorio y su relación con infiltración, escorrentía y protección del suelo.
16	Textura del suelo	Condicionante	Representa propiedades del suelo que influyen en la infiltración, retención del agua y el comportamiento del material.

Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Susceptibilidad a flujos de detritos

La susceptibilidad representa la predisposición de un territorio a presentar un fenómeno, considerando las características físicas y ambientales que colaboran en su ocurrencia. En este caso, se relaciona con las condiciones geomorfológicas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales que contribuyen en la generación y movilización de materiales. Referente a los flujos de detritos, la susceptibilidad puede evaluarse mediante la comparación entre registros históricos del fenómeno y un conjunto de variables predictoras (Cenepred, 2025).

La evaluación de la susceptibilidad admite establecer espacialmente diferentes categorías que representan grados de predisposición del territorio. Estas categorías no simbolizan la probabilidad temporal de ocurrencia de un evento ni la estimación del riesgo, debido a que para su determinación sería necesario reunir otros componentes, como la exposición y la vulnerabilidad.

En la presente investigación, la susceptibilidad representa el resultado del modelo predictivo integrado por variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas, territoriales y el inventario de flujos de detritos registrados en el Cañar.

Modelamiento espacial de la susceptibilidad

Este modelamiento consiste en integrar diferentes variables referentes con la ocurrencia de un fenómeno para estimar su distribución espacial. Los SIG permiten desarrollar este proceso mediante la preparación, transformación, análisis y combinación de información espacial.

Los modelos de susceptibilidad pueden emplear enfoques estadísticos, métodos de aprendizaje automático o sistemas de combinación espacial de variables. En los métodos supervisados, la información histórica de ocurrencia representa la variable respuesta, mientras que las características ambientales y territoriales constituyen las variables predictoras.

La aplicación de estos métodos permite originar superficies espaciales continuas que representan diferentes niveles o valores de susceptibilidad. Estas zonas pueden ser utilizadas más adelante para analizar la exposición potencial de elementos territoriales, como la infraestructura vial.

Modelo predictivo

Un modelo predictivo constituye una herramienta analítica que permite estimar el comportamiento o la respuesta esperada de un fenómeno a partir de la integración de datos históricos y variables explicativas. En este caso de desastres naturales, estos modelos integran información geoespacial para identificar áreas vulnerables. Los modelos de flujo de escombros pueden simular la iniciación dispersión y deposición de

material, teniendo en cuenta las interacciones entre la masa, la energía y las condiciones de suelo.

De esta manera, el modelo predictivo constituye el eje central que permite identificar las zonas sensibles y evaluar el impacto en la red vial del Cañar.

Sistemas de Información Geográfica

Un Sistema de Información Geográfica es una herramienta que permite capturar, almacenar, procesar, analizar y representa información asociada con una ubicación geográfica. Su manejo permite integrar diferentes fuentes de información espacial y la relación entre variables que presentan una distribución territorial.

En el análisis de fenómenos naturales, los Sistemas de Información Geográfica permite integrar información topográfica, hidrológica, hidrometeorológica y registros históricos de eventos mediante operaciones de análisis espacial.

En la presente investigación, los SIG conforman el entorno principal para el proceso de las variables utilizadas en el modelo de susceptibilidad a flujos de detritos. de la misma manera, facilitan la integración del resultado del modelo con la red vial provincial mediante procedimientos de superposición espacial.

Infraestructura vial y exposición

La infraestructura vial constituye un elemento fundamental para la conectividad territorial, debido a que permite el desplazamiento de personas, bienes y servicios en diferentes localidades (Alfaro & Benedicto, 2007).

En el caso de los flujos de detritos, la exposición de la infraestructura vial se refiere a la presencia de tramos de la red vial dentro de áreas que presentan diferentes niveles de susceptibilidad al fenómeno. En esta presente investigación la exposición vial

se determina mediante la superposición espacial de la red vial provincial con el mapa de susceptibilidad a flujos de detritos.

Regresión Logística

Es un método estadístico utilizado para estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento a partir de una variable respuesta binaria y un conjunto de variables predictoras. Su fundamento se basa en la función logística, que transforma la combinación de los predictores en valores de 0 – 1. En el modelamiento de susceptibilidad de flujos de detritos, permite relacionar los registros de ocurrencia con las condiciones del territorio y obtener una estimación de la probabilidad de ocurrencia del fenómeno (Toro, 2016).

Entre sus principales supuestos se considera la adecuada definición de la variable respuesta, la independencia de las observaciones y ausencia de relaciones excesivamente redundantes entre los predictores. Sus ventajas se encuentran la posibilidad de interpretar la contribución de las variables mediante sus coeficientes y su aplicación significativamente sencilla; sin embargo, presenta limitaciones cuando las relaciones entre predictores y respuesta son complejas o no lineales.

Random Forest

Es un método de aprendizaje automático basado en un conjunto de árboles de decisión que se generan utilizando diferentes muestras de los datos y subconjuntos de variables predictoras. El modelo combina los resultados de los árboles individuales para realizar las predicciones y pueden representar relaciones complejas entre los predictores y la ocurrencia del fenómeno, además, en el modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos permite analizar conjuntamente diferentes condiciones territoriales asociadas con la ocurrencia del fenómeno.

Entre sus ventajas se encuentra su capacidad de representar relaciones no lineales e interacciones entre variables y trabajar con conjuntos de predictores de diferente naturaleza. Sin embargo, su desempeño depende de la configuración de sus hiperparámetros y de la calidad de datos utilizados para su entrenamiento. Para ello, su aplicación requiere procedimientos de selección de hiperparámetros y validación espacial que permitan evaluar su capacidad de generalización y, posteriormente, generar una superficie continua de susceptibilidad (Salas, 2024).

Generación de Pseudoausencias

Las pseudoausencias corresponden a localizaciones en las que no se dispone de registros confirmados de ocurrencia del fenómeno y que se incorporen como observaciones de contraste frente a los registros de presencia. Su utilización permite construir una variable respuesta binaria cuando el inventario disponible contiene principalmente registros de ocurrencia y no existe un conjunto de ausencias observaciones. Por tal motivo las pseudoausencias pueden ser utilizadas para entrenar métodos como la Regresión Logística y Random Forest (Martínez, 2017).

La selección de pseudoausencias deben realizarse mediante criterios espaciales y metodológicos que reduzcan la posibilidad de considerar como ausencia una zona donde el fenómeno realmente ocurrió, pero no fue registrado. Su principal ventaja es que permiten complementar los registros de presencia disponibles, mientras que su principal limitación que es una pseudoausencia no representa necesariamente una ausencia real. En el modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos, su generación constituye una etapa importante para estructurar la información utilizada en el entrenamiento y evaluación de los modelos.

Selección y tratamiento de predictores

Los predictores son variables utilizadas para representar las condiciones relacionadas con la ocurrencia de los flujos de detritos. Su selección debe considerar su relación con el fenómeno, su disponibilidad, calidad, resolución espacial y compactibilidad con el área de estudio. El tratamiento de estas variables comprende su preparación para ser incorporadas en los modelos, considerando su naturaleza continua o categórica y las transformaciones o codificaciones necesarias para su utilización (Acero, 2019).

La selección adecuada de predictores permite reducir información innecesaria o redundante y contribuye al funcionamiento adecuado de los modelos. En el caso de las variables categóricas, estas pueden requerir procedimientos de codificación para su incorporación a determinados métodos. En el modelamiento de susceptibilidad esta etapa permite establecer un conjunto de variables espacialmente consistentes y metodológicamente justificadas que posteriormente son utilizadas para estimar la susceptibilidad del territorio.

Multicolinealidad

Esta se representa cuando dos o más variables predictoras mantienen una relación elevada entre sí, generando información redundante dentro del modelo. El problema es especialmente relevante en métodos estadísticos como la regresión logística, debido a que se puede afectar la estabilidad de los coeficientes y dificultar la interpretación de la contribución individual de cada predictor. Por ello, su identificación constituye una etapa importante antes del entrenamiento (Pereira, 2009).

El control de la multicolinealidad permite reducir la redundancia entre las variables y obtener un conjunto de predictores más estable e interpretable. Sin embargo,

la eliminación de variables altamente relacionadas puede implicar la pérdida de información relevante para explicar el fenómeno, por lo que esta decisión debe responder a criterios metodológicos previamente establecidos.

Validación cruzada espacial

Es un procedimiento de evaluación que considera la distribución geográfica de las observaciones al dividir los datos de diferentes grupos de entrenamiento y evaluación. A diferencia de una partición aleatoria convencional, busca evitar que observaciones espacialmente próximas sean utilizadas simultáneamente para entrenar y evaluar el modelo, debido a que la proximidad espacial puede generar estimaciones de desempeño excesivamente optimistas.

Su principal ventaja es que permite evaluar de manera mas exigente la capacidad del modelo para generalizar hacia sectores espaciales diferentes de aquellos utilizados durante el entrenamiento. No obstante, requiere definir adecuadamente las particiones o bloques espaciales y puede producir valores de desempeño inferiores a los obtenidos mediante una validación aleatoria. En el modelamiento de susceptibilidad, este procedimiento permite valorar la robustez espacial de los modelos y su capacidad predictiva en diferentes sectores de la zona de estudio (Arce et al., 2026).

Validación espacial anidada

Esta combina una validación espacial externa, utilizada para evaluar el desempeño final del modelo, con una validación interna, destinada a seleccionar o ajustar los hiperparámetros. De esta forma, los datos empleados para determinar la configuración del modelo se mantienen separados de aquellos utilizados para realizar la evaluación final. Toda esta evaluación permite reducir el riesgo de sobreestimar el

desempeño debido a que los mismos datos sean utilizados repetidamente, durante la selección y evaluación.

La principal ventaja de este procedimiento es que proporciona una evaluación más independiente de la capacidad de generalización espacial del modelo, aunque requiere mayor procesamiento y una organización metodológica más rigurosa. En el modelamiento la validación espacial anidada permite integrar la selección de hiperparámetros con la evaluación final de los modelos, manteniendo una separación entre las etapas de ajuste y evaluación (Callejas & Magri, 2010).

Selección de hiperparámetros

Son valores definidos antes del entrenamiento que controlan diferentes características del funcionamiento de un modelo. En métodos como Random Forest, determinan aspectos relacionados con la construcción y complejidad del conjunto de árboles. Su selección debe realizarse mediante un procedimiento sistemático y utilizar únicamente la información correspondiente al conjunto de entrenamiento, evitando que los datos destinados a la evaluación final intervengan en esta etapa (Durán, 2025).

La selección de hiperparámetros permite establecer una configuración adecuada para el modelo y controlar su complejidad. Su principal ventaja es que permite comparar diferentes configuraciones bajo un criterio de evaluación definido, mientras que una búsqueda inadecuada puede producir sobreajuste o incrementar innecesariamente el costo computacional. Para el modelo de susceptibilidad a flujos de detritos, esta selección se integra en la validación espacial inter para determinar la configuración de los modelos antes de realizar su evaluación final.

Métricas de desempeño

Nos permiten evaluar diferentes características de la capacidad predictiva de los modelos. La ROC-AUC mide la capacidad de discriminación entre las clases mediante diferentes umbrales, mientras que la PR-AUC evalúa la relación entre precisión y sensibilidad y resulta útil para valorar el comportamiento del modelo frente a las observaciones positivas. La Balanced Accuracy considera conjuntamente el desempeño en las dos clases, mientras que la sensibilidad mide la capacidad para identificar correctamente las presencias y la especificidad la capacidad para identificar correctamente las ausencias (Silva, 2026)

El F1-score combina precisión y sensibilidad mediante su media armónica y permite evaluar el equilibrio entre ambas medidas, mientras que el Brier Score evalúa la diferencia entre las probabilidades estimadas y los resultados observados proporcionando información sobre la calidad de las predicciones probabilísticas (Ochoa et al., 2026). En el modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos el conjunto de ROC-AUC, PR-AUC, Balanced Accuracy, sensibilidad, especificidad, F1-Score y Brier Score permite evaluar diferentes aspectos del desempeño y proporciona una valoración más completa de la capacidad predictiva y de las probabilidades estimadas por los modelos.

Aplicación conjunta al modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos

El modelamiento de susceptibilidad a flujos de detritos integra las diferentes etapas metodológicas descritas anteriormente. Los registros históricos de ocurrencia se complementan con pseudoausencias para estructurar a la variable respuesta, mientras que los predictores seleccionados y tratados proporcionan la información espacial utilizada por los modelos. La evaluación de la multicolinealidad permite reducir la

redundancia entre variables y establecer un conjunto de predictores adecuado para el entrenamiento de la RL y RF.

Posteriormente, los modelos se someten a un esquema de validación espacial validación espacial anidada, dentro del cual se realiza la selección de hiperparámetros y la evaluación independiente del desempeño. Las métricas ROC-AUC, PR-AUC, Balanced Accuracy, sensibilidad, especificidad, F1 Score y Brier Score permiten valorar diferentes características de las predicciones obtenida. Finalmente, los modelos pueden utilizarse para estimar valores continuos de susceptibilidad en el área de estudio y generar una superficie espacial que representa la susceptibilidad estimada a flujos de detritos (Esper, 2014).

2.4. Legal

Constitución de la República del Ecuador (2008)

La Constitución de la República del Ecuador dispone la gestión de riesgos como una responsabilidad del Estado y establece mecanismos orientados a la prevención y reducción de los efectos asociados a eventos adversos (Asamblea Constituyente de Montecristi, 2008). En este sentido, el artículo 389 establece el deber estatal de proteger a las personas, las colectividades y la naturaleza frente a los efectos negativos de los desastres, mediante acciones de prevención, mitigación y recuperación (Constitución de la República del Ecuador, 2008)

De igual manera, el artículo 390 determina el principio de descentralización subsidiaria para la gestión de riesgos, determinando responsabilidades entre los diferentes niveles de gobierno (Constitución de la República del Ecuador, 2008). Estos principios tienen relación con la presente investigación debido a que la generación de información espacial sobre la susceptibilidad a flujos de detritos y la exposición de la

red vial pueden componer un insumo técnico para apoyar procesos de prevención, reducción del riesgos y planificación territorial.

Ley de Seguridad Pública y del Estado

La Ley de Seguridad Pública y del Estado establece disposiciones relacionadas con la gestión de riesgos dentro del Sistema de Seguridad Pública y del Estado, orientadas a la prevención y reducción de los efectos asociados a riesgos de origen natural y antrópico. Además, establece responsabilidades para las entidades públicas y privadas en materia de prevención, reducción y mitigación de riesgos, bajo la rectoría del Estado.

En relación con la presente investigación, esta normativa detalla la importancia de disponer la información técnica que permita identificar condiciones de susceptibilidad y elementos expuestos frente a fenómenos naturales. En este contexto, el modelo predictivo desarrollado para la provincia del Cañar puede constituir un insumo técnico para apoyar procesos de prevención, reducción del riesgos y toma de decisiones relacionadas con la infraestructura vial (Romero et al., 2023).

Ley Orgánica de Ordenamiento Territorial, Uso y Gestión del Suelo (LOOTUGS)

La Ley Orgánica de Ordenamiento Territorial, Uso y Gestión del Suelo establece disposiciones orientadas a regular el ordenamiento territorial, el uso y la gestión del suelo, teniendo en cuenta las características y condiciones del territorio como elementos importantes para la planificación (Pauta, 2019). En este contexto, la inclusión de criterios relacionados con la gestión de riesgos en los instrumentos de ordenamiento territorial permite orientar la ocupación y utilización del suelo hacia condiciones que contribuyan a la reducción del riesgo.

En relación con la presente investigación, la generación de información espacial sobre la susceptibilidad a flujos de detritos permite identificar sectores del territorio que presentan algunos niveles de predisposición frente a este fenómeno. Asimismo, la superposición de estas áreas con la red vial provincial permite establecer los tramos expuestos, facilitando información técnica que puede ser considerada en procesos de planificación y gestión territorial.

Plan Nacional de Gestión de Riesgos

El Plan Nacional de Gestión de Riesgos constituye un instrumento orientado a fortalecer la gestión integral del riesgo de desastres en el territorio ecuatoriano mediante acciones de conocimiento, prevención, reducción, preparación y respuesta frente a los riesgos. En este sentido, la generación y utilización de información territorial constituye un elemento relevante para fortalecer la toma de decisiones y orientar acciones destinadas a reducir las condiciones de riesgo.

En relación con la presente investigación, el desarrollo de un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos proporciona información sobre las condiciones de predisposición del territorio y permite identificar los tramos de la red vial que se localizan dentro de las categorías de mayor susceptibilidad. Por ende, los resultados pueden desarrollar un insumo técnico para apoyar acciones de conocimiento y reducción del riesgo en la provincia del Cañar (Menoscal & Córdova, 2022).

Código Orgánico de Organización Territorial, Autonomía y Descentralización - COOTAD

El Código Orgánico de Organización Territorial, Autonomía y Descentralización (COOTAD) establece la organización político-administrativa del territorio ecuatoriano y determina las competencias, facultades y responsabilidades de

los Gobiernos Autónomos Descentralizados (GAD). De igual manera, establece disposiciones en relación con la planificación territorial y el ejercicio de las competencias correspondientes a diferentes niveles de gobierno.

En cuanto con la presente investigación, el COOTAD forma un referente normativo para entender las competencias de los gobiernos autónomos descentralizados en materia de planificación territorial y vialidad. En este sentido, la identificación de las zonas susceptibles a flujos de detritos y la determinación de los tramos de red vial provincial expuestos pueden brindar información técnica útil para la planificación, priorización de intervenciones y gestión del territorio en el ámbito provincial (Acosta & Salazar, 2021).

Ley Orgánica para la Gestión Integral del Riesgo de Desastres (LOGIRD)

La ley Orgánica para la Gestión Integral del Riesgo de Desastres (LOGIRD), publicada en el Tercer Suplemento del Registro Oficial N.º 488 del 30 de enero de 2024, establece el marco jurídico para la gestión integral del riesgo de desastres en el Ecuador. Su objetivo es normar los procesos relacionados con la planificación, organización y articulación de políticas y servicios para el conocimiento, previsión, prevención, mitigación, respuesta y recuperación frente a emergencias, desastres y catástrofes, así como regular el funcionamiento del Sistema Nacional Descentralizado de Gestión Integral del Riesgo de Desastres. La ley establece que estas acciones deben orientarse a garantizar la seguridad y protección de las personas, las colectividades y la naturaleza frente a amenazas de origen natural y antrópico, con el propósito de reducir el riesgo de desastres.

En relación con la presente investigación, la LOGIRD proporciona el sustento jurídico para la generación y utilización de información técnica orientada al

conocimiento y reducción del riesgo de desastres. En este contexto, el desarrollo de un modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos para la provincia del Cañar contribuye a generar información espacial sobre las condiciones de predisposición del territorio frente a este fenómeno. Los resultados obtenidos pueden constituir un insumo técnico para apoyar procesos de conocimiento del riesgos, prevención y reducción del riesgo, así como la planificación territorial y la toma de decisiones relacionadas con la infraestructura vial provincial, en concordancia con los objetivos establecidos por la normativa nacional de gestión integral del riesgo de desastres (Secretaría Nacional de Gestión de Riesgos, 2024).

2.5. Conceptual

Álgebra de mapas: es un procedimiento de análisis espacial que permite realizar operaciones matemáticas y lógicas entre capas de ráster para crear nuevos productos cartográficas (Castellanos, 2017).

Aprendizaje supervisado: es un tipo de machine learning donde el modelo aprende usando datos con resultados conocidos (Correa & García, 2024).

Árboles de decisión: es un modelo que divide los datos en ramas según condiciones de las variables para tomar decisiones o clasificar (Ismael et al., 2025).

Autocorrelación espacial: es la situación en la que los valores cercanos en el espacio son similares entre sí (Anselin et al., 2006).

Exposición: es la situación en la que se encuentran las personas, las infraestructuras, las viviendas, las capacidades de producción y otros activos humanos tangibles situados en zonas expuestas a amenazas (Delgado Rodríguez & Llorca Díaz, 2004).

Flujos de detritos: son procesos de remoción en masa más devastadores a nivel mundial, debido a que se originan en regiones montañosas y se depositan en abanicos aluviales (Sepúlveda et al., 2016).

Hiperparámetros: son parámetros que se configuran antes de entrenar un modelo (Jiménez et al., 2023).

Machine Learning: es un conjunto de algoritmos que aprenden patrones a partir de datos para hacer predicciones o clasificaciones (Corba & Bennasar, 2024).

Modelo Digital de Elevación (DEM): es una representación numérica de la superficie terrestre que almacena la altitud del terreno en formato digital (Frau et al., 2011).

Modelo predictivo: es una herramienta analítica que utiliza información histórica y variables explicativas para estimar la probabilidad de ocurrencia de un fenómeno bajo determinadas condiciones (Delgado Rodríguez & Llorca Díaz, 2004).

Modelamiento geoespacial y de susceptibilidad: es un proceso de análisis espacial que usa variables del terreno para estimar zonas con mayor probabilidad de ocurrencia de un fenómeno (Díaz, 2023).

Multicolinealidad: es una alta correlación entre variables predictoras que pueden afectar la precisión de un modelo (Morales & Garcia, 2023).

One-Hot Encoding: es una técnica que convierte variables categóricas en variables binarias (0-1) para utilizarlas en los modelos (Poslavskaya & Korolev, 2023).

Proceso de remoción en masa: es el desplazamiento gravitacional de rocas, suelos o detritos a lo largo de una ladera, producido cuando las fuerzas producen el movimiento y supera la resistencia del territorio (Angilleiri, 2011).

Pseudoausencias: son puntos generados artificialmente donde se asume ausencia del fenómeno para entrenar modelos (Sugawara & Nikaido, 2014).

Random Forest: es un algoritmo que combina múltiples árboles de decisión para mejorar la precisión y reducir errores (Hu & Szymczak, 2023).

Red vial: conjunto organizado de carreteras, caminos, calles y demás vías de comunicación terrestre que permite la movilidad de personas, bienes y servicios dentro de un territorio (Barrios, 2021).

Regresión Logística: es un modelo estadístico que estima la probabilidad de ocurrencia de un evento binario (Hu & Szymczak, 2023).

Sistemas de Información Geográfica: es una herramienta científica que aprueba capturar, almacenar, procesar, analizar y representar información geográfica mediante datos espaciales y alfanuméricos (Carreton, 2022).

Superficie continua de susceptibilidad: es un mapa raster que muestra la probabilidad de un fenómeno en todo el territorio (Guzzetti et al., 2005).

Susceptibilidad: es la predisposición que tiene un terreno para apreciar un determinado fenómeno natural, considerando las condiciones físicas, geológicas, geomorfológicas e hidrológicas del medio (Montero, 2008).

Validación cruzada anidada: es una técnica que combina una validación interna y externa para ajustar modelos y evaluar su rendimiento (Mejía & García, 2025).

Validación cruzada espacial: es un método de validación que divide los datos considerando su localización geográfica evitando sesgos espaciales (Mejía & García, 2025).

Variable de respuesta: es una variable que se desea predecir (Rodríguez et al., 2022).

Variables categóricas: son datos que representan clases o categorías (Manzano & Sevilla, 2020).

Variables continuas: son datos numéricos con valores dentro de un rango (Díaz & Valiente, 2024).

Variables geomorfométricas: son parámetros cuantitativos originarios de un DEM que representan la geometría y configuración del relieve (Abarca & Bernabé, 2011).

Variables hidrológicas: son aquellas que representan las características relacionadas con el comportamiento del agua sobre la superficie del terreno y su interacción con el relieve (Chimborazo, 2019).

Variables hidrometeorológicas: son los elementos atmosféricos que describen las condiciones del clima de una región como la precipitación, temperatura, humedad y viento (Vide, 2009).

Variables predictoras: son los factores que influyen en el fenómeno (Martos et al., 2024).

Vulnerabilidad: es el grado de susceptibilidad que presentan las personas, bienes, infraestructura o sistemas frente a los efectos de una amenaza, determinada por sus características físicas, sociales, económicas o ambientales (Montero, 2008).

CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

La investigación fue de tipo aplicada debido a que integró información geoespacial, datos históricos de eventos y técnicas de modelamiento con el propósito de generar productos cartográficos y estadísticos orientados a la identificación de zonas susceptibles a flujos de detritos y al análisis de la exposición potencial de la red vial de la provincia del Cañar.

El estudio presentó un diseño no experimental puesto que las variables analizadas no fueron manipuladas bajo condiciones controladas. El modelamiento se realizó a partir de las características existentes del territorio, representadas mediante información geomorfométrica, hidrológica, hidrometeorológica y territorial, así como mediante un inventario histórico de ocurrencias de flujos de detritos.

El diseño se centró a espacial y predictivo, debido a que se analizaron las relaciones entre las condiciones territoriales y la distribución de las ocurrencias históricas para estimar espacialmente la susceptibilidad. Para ello, desarrollaron dos aproximaciones complementarias, la primera tomando en cuenta un enfoque geoespacial basado en la combinación y reclasificación de variables, la segunda un enfoque estadístico y de aprendizaje automático mediante Regresión Logística y Random Forest.

Finalmente, los productos obtenidos fueron contrastados mediante procedimiento de validación espacial y métricas de desempeño predictivo. El modelo seleccionado se utilizó para analizar la exposición potencial de la red vial provincial.

3.2. Enfoque de la investigación

La investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, debido a que se utilizó variables expresadas mediante valores numéricos y categóricos espaciales para

caracterizar las condiciones asociadas con la ocurrencia de flujos de detritos. El análisis comprendió el procesamiento de información ráster y vectorial, la construcción de una base de datos espacial, la generación de modelos de susceptibilidad y su evaluación mediante métricas estadísticas.

Las variables continuas representaron características geomorfométricas, hidrológicas e hidrometeorológicas del territorio, mientras que las variables categóricas incorporaron información temática relacionada con las características territoriales consideradas en el modelamiento. Los registros históricos de flujos de detritos constituyeron la evidencia de ocurrencia utilizada para establecer la relación entre las condiciones espaciales y la presencia del fenómeno.

El enfoque cuantitativo permitió comparar el comportamiento de diferentes aproximaciones de modelamiento. En una primera aproximación se evaluaron combinaciones de variables mediante procedimiento de análisis geoespacial y reclasificación. En una segunda aproximación se emplearon algoritmos de Regresión Logística y Random Forest, cuyo desempeño fue evaluado mediante procedimientos de validación espacial.

3.3. Métodos de investigación

3.3.1. Método Analítico

Se empleó para examinar individualmente las variables relacionadas con la susceptibilidad a flujos de detritos y evaluar su comportamiento dentro del área de estudio. Este procedimiento permitió analizar las características de los predictores, identificar relaciones entre variables, evaluar posibles redundancias y posteriormente integrarlas en las diferentes aproximaciones de modelamiento.

A demás permitió interpretar por separado el comportamiento espacial de los productos obtenidos y establecer su relación con la distribución de las ocurrencias históricas y con la red vial provincial.

3.3.2. Método Deductivo

Permitió partir de los fundamentos teóricos sobre los factores condicionantes y detonantes de los lujos de detritos para seleccionar y evaluar variables con una relación física plausible con el evento. A partir de estos fundamentos se establecieron criterios para el procesamiento de la información geoespacial, la construcción de los modelos y la interpretación de los patrones de susceptibilidad obtenidos.

Su aplicación evitó que la selección de predictores dependiera exclusivamente de su comportamiento estadístico, considerando también la relación conceptual entre las características del territorio y los procesos asociados con la generación y concentración de flujos de detritos.

3.3.3. Método Estadístico

Se utilizó para explorar la distribución y relación entre los predictores, evaluar la redundancia entre variables y cuantificar el desempeño de los modelos predictivos. Este componente comprendió análisis de correlación, evaluación de multicolinealidad, construcción de modelos mediante Regresión Logística, Random Forest y procedimientos de validación espacial.

El desempeño predictivo se evaluó mediante métricas complementaria, entre ellas el área bajo la curva ROC (ROC-AUC) el área bajo la curva precisión-recall (PR-AUC), exactitud balanceada, sensibilidad, especificidad, F1-score y Brier Score. Estas métricas permitieron comparar las alternativas de modelamiento sin depender exclusivamente de una medida de clasificación.

3.4. Técnicas e instrumentos de recopilación de datos

La recopilación de información se realizó mediante revisión documental y recopilación de datos geoespaciales secundarios y construcción de un inventario histórico de ocurrencias.

La revisión documental permitió identificar los fundamentos conceptuales y metodológicos relacionados con los flujos de detritos, la susceptibilidad, los factores condicionantes y detonantes, los métodos de modelamiento espacial y las técnicas estadísticas aplicables al análisis.

La recopilación de información geoespacial comprendió la obtención y organización de datos topográficos, hidrológicos, climáticos y territoriales necesarios para representar las condiciones físicas del área de estudio. Las capas fueron posteriormente sometidas a procedimientos de control, reproyección, alineación y transformación de acuerdo con los requerimientos de cada modelo.

El inventario histórico estuvo constituido por 90 registros georreferenciados de flujos de detritos recopilados para la investigación. Debido a que el dominio espacial definitivo del modelamiento correspondió al límite oficial de la provincia del Cañar, se verificó la posición de cada registro respecto de dicho límite. Como resultado 85 ocurrencias se localizaron dentro del área de modelamiento provincial, mientras que cinco registros quedaron fuera del dominio espacial y se conservaron únicamente para mantener la trazabilidad del inventario original.

La proximidad espacial entre ocurrencias no se utilizó como criterio automático de eliminación debido a que los registros correspondían a eventos históricos y podrían representar ocurrencias diferenciadas. La dependencia espacial fue considerada posteriormente mediante procedimientos de validación espacial.

En primera instancia, se estructuró un inventario histórico de flujos de detritos ocurridos en la provincia del Cañar en el periodo comprendido entre el año 1969 y la actualidad.

Para ello, se recopiló la información cartográfica y documental disponible en la plataforma web de la Secretaría Nacional de Gestión de Riesgos (SNGR). Ante la disponibilidad limitada de registros geospaciales continuos en dicha fuente oficial, se procedió a realizar un mapeo complementario mediante fotointerpretación visual y manual. Este proceso se ejecutó a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales en Google Earth Pro, y el uso de mapas base (base maps) de alta resolución en ArcGIS. Como resultado de este levantamiento y validación personalizada, se consolidó una base de datos compuesta por 90 puntos de eventos históricos, cada uno debidamente georreferenciado en coordenadas geográficas.

En segundo lugar, para la obtención del Modelo Digital de Elevación (DEM) de la zona de estudio, se accedió al portal científico ASF *Data Search Vertex*. Se descargaron tres imágenes en formato *Hi-Res Terrain Corrected* (corrección y radiométrica por terreno de alta resolución) para cubrir la extensión total de la provincia. Posteriormente, estos archivos fueron procesados en ArcGIS, se unificaron mediante la herramienta *Mosaic To New Raster* (*ArcToolbox > Data Management Tools > Raster > Raster Dataset*) para agregar un DEM continuo y homogéneo. Finalmente, se delimitó el área de interés mediante un recorte espacial con la herramienta *Extract by Mask* (*Arctoolbox > Spatial Analyst Tools > Extraction*), empleando el límite político administrativo de la provincial del Cañar.

En tercer lugar, el DEM finalizado fue importado al software SAGA GIS con el propósito de derivar las variables morfométricas e hidrológicas condicionantes. El

procesamiento automatizado se ejecutó a través de la ruta *Geoprocesamiento > Análisis del Terreno > Análisis Compuestos > Análisis Básico del Terreno*. En la configuración del algoritmo, se seleccionó el sistema de rejilla (Grid System) correspondiente y se ingresó el DEM optimizado como ráster de elevación. De este análisis multivariado se preseleccionaron y exportaron las capas en formato GeoTIFF (.tif) para su posterior integración en el modelo predictivo.

3.5. Universo, Población y Muestra

3.5.1. Universo

El universo de la investigación corresponde al territorio de la provincia del Cañar, caracterizado espacialmente mediante las variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales consideradas en el estudio.

Debido a la naturaleza geoespacial de la investigación, el universo no está constituido por individuos o elementos discretos, sino por un dominio espacial continuo, representado mediante capas ráster y vectoriales integradas dentro del límite provincial. Sobre este dominio se procesaron las variables predictoras y se generaron las superficies de susceptibilidad.

3.5.2. Población

La población de interés estuvo constituida por el conjunto de localizaciones potenciales comprendidas dentro del dominio territorial de la provincia del Cañar que fueron caracterizadas mediante las variables predictoras seleccionadas y en las que pueden presentarse condiciones asociadas con la ocurrencia de flujos de detritos.

Esta población posee un carácter espacial continuo descrita mediante las condiciones geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales utilizadas en el modelamiento.

Para representar las ocurrencias conocidas del fenómeno se dispuso de un inventario histórico inicial de 90 registros georreferenciados de flujos de detritos. Antes del modelamiento se verificó la correspondencia espacial de estos registros con el límite oficial de la provincia del Cañar. Como resultado se identificaron 85 ocurrencias localizadas dentro del dominio provincial y cinco registros localizados fuera de este límite.

Los 85 registros interiores constituyeron las presencias elegibles para el modelamiento predictivo, mientras que los cinco registros exteriores se conservaron como parte del inventario histórico original para mantener su trazabilidad, pero no fueron incorporados como presencias en la configuración principal de los modelos de Regresión Logística y Random Forest.

3.5.3. Muestra

Debido al carácter espacial y predictivo de la investigación, no se aplicó un muestreo probabilístico convencional sobre una población de individuos. Para el modelamiento mediante Regresión Logística (LR) y Random Forest (RF) se conformó una muestra analítica espacial integrada por las ocurrencias históricas elegibles y por localizaciones de contraste generadas dentro del dominio provincial.

La clase de presencia estuvo constituida por las 85 ocurrencias históricas localizadas dentro del límite de la provincia del Cañar. Se utilizaron todos los registros del inventario disponible que cumplieron este criterio espacial de inclusión, por lo que no se realizó una selección aleatoria adicional de las presencias.

Para conformar la clase de contraste se generaron 270 pseudoausencias dentro del dominio de estudio mediante un procedimiento espacial reproducible. Se utilizó una semilla aleatoria fija de 20260904 y se estableció una separación mínima de 100 m

respecto de las ocurrencias históricas y de 100 m entre pseudoausencias. Estas condiciones corresponden al procedimiento utilizado en la construcción de la base de modelamiento.

Las pseudoausencias fueron consideradas exclusivamente como localizaciones de contraste sin ocurrencia registrada en el inventario disponible. Por tanto, no representan lugares donde se haya demostrado la ausencia del fenómeno, ni deben interpretarse como zonas seguras o áreas en las que sea imposible la ocurrencia de flujos de detritos.

La muestra analítica utilizada para los modelos LR y RF quedó constituida por:

$$N = 85 + 270 = 355 \text{ registros}$$

Para cada una de las 355 localizaciones se extrajeron los valores correspondientes a las variables predictoras seleccionadas, conformándose la matriz utilizada para el entrenamiento y evaluación de los modelos supervisados.

La evaluación de los modelos no se efectuó mediante una división aleatoria convencional de la muestra en conjuntos independientes de entrenamiento y prueba. Considerando la estructura geográfica de las observaciones y la posible dependencia espacial entre localizaciones próximas, se utilizó un procedimiento de validación cruzada espacial, mediante el cual las observaciones pertenecientes a los mismos grupos espaciales fueron mantenidas conjuntamente durante las particiones de entrenamiento y evaluación.

3.6. Técnicas de análisis y procesamiento de la información

El procesamiento de la información se desarrolló de manera secuencial. Una vez recopilados los datos fueron sometidos a procedimientos de control, estandarización, análisis espacial, generación de variables derivadas y modelamiento estadístico, aprendizaje automático, validación espacial según los requerimientos de cada objetivo.

Para el procesamiento geoespacial se utilizaron principalmente QGIS, SAGA GIS, mientras que la preparación de las matrices de modelamiento, el análisis estadístico y la implementación de los modelos de Regresión Logística y Random Forest se desarrollaron mediante Python en Google Colab. La organización tabular y el control complementario de las bases de datos se realizaron mediante hojas de cálculo.

Objetivo específico 1:

Para el cumplimiento del primero objetivo se desarrolló una secuencia metodológica de procesamiento que comprendió la preparación e integración de las variables espaciales, generación y selección de variables predictoras, construcción de una base de modelamiento y aplicación de dos aproximaciones complementarias para representar la susceptibilidad a flujos de detritos.

Preparación y estandarización de la información geoespacial

Las capas recopiladas fueron verificadas y estandarizadas antes de su integración. Para ellos se adoptó como sistema de referencia espacial WGS 84 UTM zona 17S (EPSG:32717) todos los insumos geoespaciales fueron homogeneizados a este sistema de referencia de coordenadas, correspondiente a la ubicación geográfica del área de estudio.

Los datos ráster utilizados para la integración espacial fueron alineados respecto de una malla común de 12,5 m, verificando coincidencia de extensión, dimensiones, tamaño de píxel y sistema de referencia.

Este procedimiento permitió garantizar correspondencia espacial entre las celdas de las diferentes variables. La resolución de 12,5 m corresponde a la malla de trabajo del modelo y no implica que las fuentes originalmente disponibles a menor resolución, particularmente la información climática, hayan adquirido mayor detalle espacial.

Generación de variables geomorfométricas e hidrológicas

A partir del modelo digital de elevación ALOS PALSAR de 12,5 m se derivaron las variables geomorfométricas e hidrológicas consideradas durante la construcción de los modelos. Para la generación se utilizaron herramientas de análisis del terreno disponibles en SAGA GIS, QGIS, obteniéndose variables relacionadas con las características morfométricas, concentración del flujo y condiciones topográficas del terreno.

Tabla 2. Instrumentos de recopilación de datos:

Componente	Instrumento/herramienta	Función
Inventario histórico	Base de datos georreferenciada	Localización de ocurrencias
Información geoespacial	SIG y capas ráster/vectoriales	Preparación y análisis espacial
Variables derivadas del terreno	DEM+ herramientas geomorfométricas	Obtención de predictores
Base de modelamiento	Hoja de cálculo/ base tabular	Integración de predictores y variables de respuesta
Procesamiento SIG	QGIS/SAGA GIS	Procesamiento y generación cartográfica

Modelamiento estadístico	Python/Google Colab	LR, RF, validación y métricas
Red vial	Capa vectorial	Evaluación de exposición potencial

***Nota:** Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

Entre las variables analizadas se incluyeron pendiente, curvatura plana, perfil de curvatura, índice de humedad topográfica, área de captación total, distancia a la red de drenaje, índice de rugosidad del terreno y otras variables consideradas durante las configuraciones iniciales del modelo.

Cuando fue necesario las variables continuas fueron transformadas para reducir problemas asociados con distribuciones altamente asimétricas. Particularmente para el área de captación total se evaluó la transformación:

$$TCA_{ln} = \ln (TCA + 1)$$

debido a la elevada asimetría de sus valores

Preparación de las variables hidrometeorológicas y territoriales

La información de precipitación correspondiente al periodo 1991-2020 fue preparada para su integración con las demás variables. Se evaluaron la precipitación media anual MAP y la precipitación máxima diaria MAX1D.

Así mismo, las capas categóricas correspondientes a la unidad geológica, cobertura del suelo y textura provenientes de la cartografía temática del MAG, fueron delimitadas al área de estudio y preparadas para su incorporación al modelamiento.

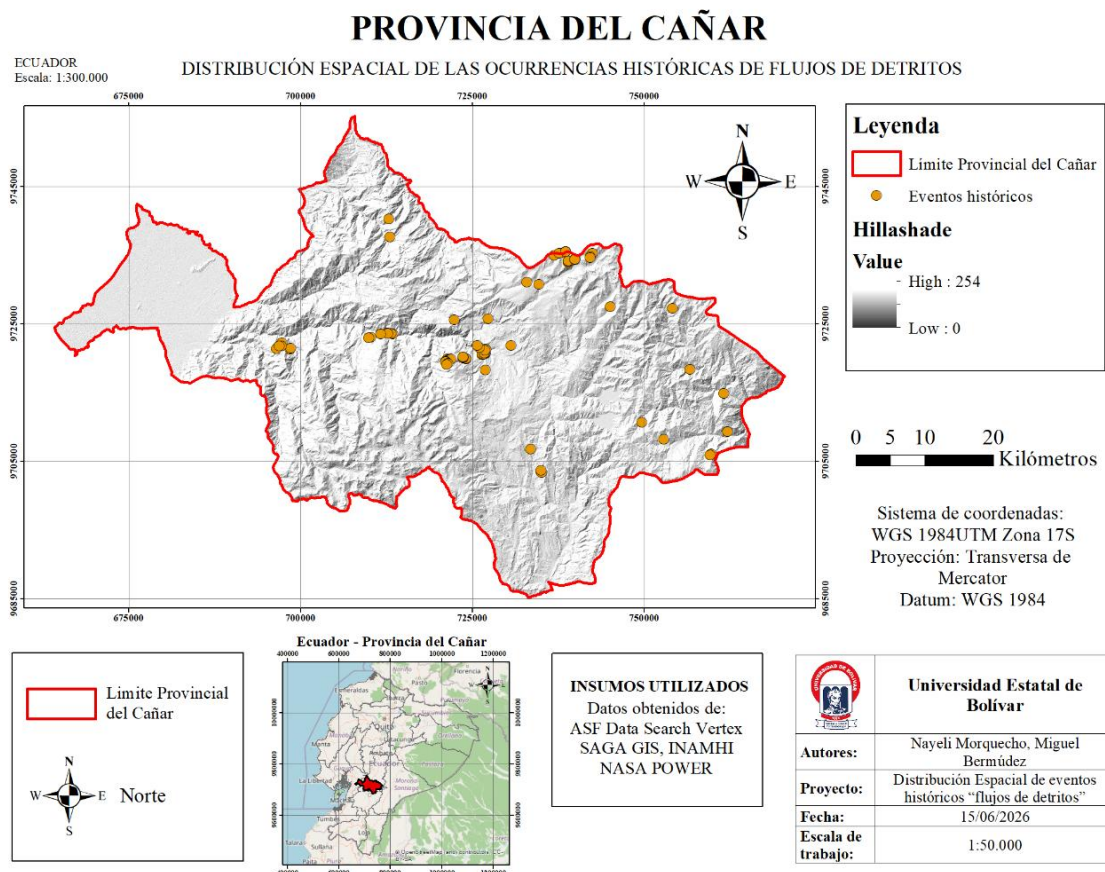
Debido a que estas variables representan categorías y no magnitudes continuas, sus códigos fueron tratadas como identificadores nominales. Para los modelos estadísticos fueron transformados mediante codificación categórica One hot Encoding, evitando interpretar sus códigos numéricos como una escala ordinal de susceptibilidad.

Delimitación del inventario para el modelamiento provincial

El inventario histórico estuvo constituido inicialmente por 90 registros. Una vez contrastadas sus coordenadas con el límite oficial de la provincial del Cañar utilizando en la investigación se identificaron 85 registros localizados dentro del área de modelamiento provincial y cinco registros fuera del límite adoptado.

Los 90 registros se conservaron como inventario histórico para fines de trazabilidad, sin embargo, para el modelamiento estadístico provincial se utilizaron las 85 ocurrencias localizadas dentro del límite oficial del Cañar.

Mapa 2. Distribución espacial de las ocurrencias históricas de flujos de detritos utilizadas en la investigación.



Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Generación de pseudoausencias

Para disponer de una clase de contraste requerida por los algoritmos supervisados se generaron 270 puntos de pseudoausencias dentro del área de estudio.

Los puntos fueron distribuidos espacialmente aplicando restricciones de separación respecto de las ocurrencias históricas y entre las propias pseudoausencias. Se estableció una distancia mínima de 100 m respecto de las ocurrencias históricas y una separación mínima de 100 m entre pseudoausencias.

En consecuencia, la base definitiva utilizada para el modelamiento estuvo constituida por:

$$85 \text{ presencias} + 270 \text{ pseudoausencias} = 355 \text{ observaciones.}$$

Las pseudoausencias fueron consideradas ubicaciones de contraste sin evidencia registrada de ocurrencia y zonas no seguras ni sitios en los que pueda afirmarse la ausencia absoluta de flujos de detritos.

Extracción de valores y construcción de la matriz de modelamiento

Los valores de las variables espaciales fueron asociadas a las 355 observaciones, conformándose una matriz integrada de modelamiento.

La base fue sometida a controles de calidad para verificar:

- Número de registros
- Distribución entre presencias y pseudoausencias
- Duplicados de identificadores y coordenadas
- Valores ausentes
- Tipos de variables
- Consistencia de variables numéricas y categóricas

Las coordenadas, identificadores, campos utilizados para generar las pseudoausencias y demás variables que pudieran producir fuga de información data leakage fueron excluidos del conjunto de predictores.

Análisis de redundancia y selección de predictores

Las variables numéricas fueron evaluadas mediante estadística descriptiva, matriz de correlación de Pearson y análisis de multicolinealidad. Se prestó especial atención a relaciones con valores absolutos de correlación elevados.

Entre las asociaciones identificadas destacaron:

$$r_{Pendiente, TRI} \approx 0.985$$

$$r_{Área Total de Captación_{ln}, TWI} \approx 0.771$$

$$r_{MAP, MAX1D} \approx 0.879$$

Estos resultados permitieron identificar variables con información redundante y evitar su incorporación simultánea sin justificación.

Después del análisis y de la comparación de configuraciones se estableció como conjunto final:

Variables numéricas:

Pendiente,

Índice Topográfico de Humedad

Distancia a la Red del Canal

Curvatura plana

Perfil de Curvatura

Variables categóricas:

Geología, Cobertura, Textura

Construcción de los modelos de susceptibilidad

La construcción de la susceptibilidad se desarrolló mediante dos aproximaciones complementarias.

Enfoque 1. Modelamiento geoespacial

El primer enfoque correspondió al procedimiento geoespacial desarrollado inicialmente en la investigación. Se construyeron diferentes configuraciones mediante la combinación de variables geomorfométricas, hidrológicas e hidrometeorológicas, con la finalidad de analizar su comportamiento espacial y su capacidad para representar las condiciones de susceptibilidad a flujos de detritos.

Selección de variables para los modelos geoespaciales

Las variables fueron seleccionadas considerando su relación conceptual con las condiciones que favorecen la generación y movilización de flujos de detritos.

Tabla 3. *Variables obtenidas de SAGA GIS.*

Variable	Tipo	Unidad/escala	Función dentro del análisis
Pendiente	Continua	Grados	Gradiente del terreno
Índice Topográfico de Humedad	Continua	Adimensional	Tendencia topográfica a acumulación de humedad
Distancia a la Red del Canal	Continua	M	Condición asociada con la red de drenaje

Curvatura plana	Continua	derivada del DEM	Convergencia/divergencia del flujo
Perfil de Curvatura	Continua	derivada del DEM	Variación longitudinal de la pendiente
Área Total de Captación	Continua	Área	Acumulación de área contribuyente
Rugosidad del tereno	Continua	Índice	Rugosidad del terreno
MAP 1991–2020	Continua	mm/año	Precipitación media anual
MAX1D 1991– 2020	Continua	mm/día	Máximo diario del periodo
Unidad geológica	Categórica	Nominal	Unidad temática territorial/geológica según fuente
Cobertura vegetal	Categórica	Nominal	Cobertura/uso del territorio
Textura suelo	Categórica	Nominal	Clase temática de suelo/textura según fuente

Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Normalización y dirección de las variables predictivas

Las variables continuas fueron sometidas a procedimientos de normalización para permitir su integración en una escala común. La dirección de cada predictor fue establecida considerando la relación esperada entre el incremento o disminución de sus valores y las condiciones de susceptibilidad.

Este procedimiento permitió reducir el efecto producido por las diferentes unidades y rangos de medición antes de realizar la integración mediante álgebra de mapas.

Modelos basados en reclasificación por umbrales

Como parte del enfoque geoespacial, determinadas variables fueron reclasificadas mediante intervalos establecidos de acuerdo con sus características y comportamiento dentro del área de estudio.

La reclasificación permitió transformar las variables continuas en clases discretas utilizadas posteriormente en las diferentes combinaciones de susceptibilidad. Los modelos obtenidos fueron representados mediante categorías destinadas a facilitar su interpretación espacial.

Conversión y normalización de las variables predictivas

Las capas utilizadas fueron transformadas a formatos y escalas compatibles antes de su integración. Los procedimientos de conversión y normalización garantizaron la correspondencia espacial entre las variables y permitieron ejecutar las operaciones de álgebra de mapas requeridas para cada configuración.

Construcción de los 16 modelos de susceptibilidad

A partir de las variables preparadas se desarrollaron 16 configuraciones de susceptibilidad, diferenciadas por las combinaciones de predictores incorporadas.

Para cada configuración se aplicaron operaciones de integración espacial mediante álgebra de mapas. Posteriormente, las superficies resultantes fueron reclasificadas en categorías de susceptibilidad para facilitar su comparación.

Los procedimientos utilizados para generar estos modelos corresponden a esta sección metodológica; los mapas resultantes, las superficies ocupadas por cada categoría y su interpretación se presentan en el capítulo de resultados.

Enfoque 2. Modelamiento estadístico y aprendizaje automático

Como segunda aproximación se implementaron dos algoritmos supervisados:

- Regresión Logística
- Random Forest

Preparación de los predictores

Las variables fueron diferenciadas en numéricas y categóricas. Las variables numéricas conservaron su naturaleza continua, mientras que las categóricas fueron procesadas mediante **One-Hot Encoding**, evitando interpretar sus identificadores como valores ordinales.

El procedimiento de codificación fue incorporado dentro del flujo de modelamiento para mantener consistencia entre las etapas de entrenamiento, validación y predicción espacial.

Regresión Logística

La Regresión Logística se utilizó como modelo estadístico de referencia para estimar la relación entre las variables predictoras y la pertenencia de cada observación a la clase de presencia o pseudoausencia.

La probabilidad estimada puede expresarse mediante:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p)}}$$

Donde $P(Y=1)$ representa la probabilidad estimada para la clase de presencia, β_0 corresponde al intercepto, β_i a los coeficientes estimados y X_i a los predictores incorporados al modelo.

Random Forest

Se implementó como modelo de aprendizaje automático basado en un conjunto de árboles de decisión. Este algoritmo permitió evaluar relaciones no lineales e

interacciones entre las variables predictoras sin requerir establecer previamente una forma funcional única entre cada predictor y la variable respuesta.

Los hiperparámetros del algoritmo fueron evaluados durante el proceso de validación interna. La selección del modelo principal no se realizó a partir del ajuste sobre la totalidad de las observaciones, sino mediante el procedimiento de validación espacial descrito para el segundo objetivo.

Objetivo específico 2:

Para el cumplimiento de este objetivo se aplicaron procedimientos de evaluación espacial y estadística destinados a determinar la capacidad de los modelos para discriminar entre sitios con ocurrencias históricas y ubicaciones de contraste.

Evaluación del enfoque Geoespacial

Los 16 modelos generados fueron comparados mediante la superposición espacial de los registros históricos de flujos de detritos con las categorías de susceptibilidad obtenidas.

Para cada configuración se contabilizó el número de eventos localizado en las diferentes categorías y se analizó la distribución territorial de las clases generadas. Asimismo, se calcularon las áreas y porcentajes de ocupación territorial correspondientes a cada nivel de susceptibilidad.

La matriz comparativa de áreas y porcentajes de ocupación territorial de los 16 modelos se utilizó como instrumento para organizar esta comparación. Los valores obtenidos y la identificación de las configuraciones con mayor correspondencia espacial se presentan en el capítulo de resultados.

Evaluación estadística preliminar del enfoque inicial

Como parte del desarrollo original de la investigación se realizó una evaluación estadística preliminar mediante la separación de observaciones en subconjuntos de entrenamiento y evaluación.

Este procedimiento se conservó como antecedente comparativo del enfoque inicial; sin embargo, debido a la naturaleza espacial de los datos y a la posible dependencia entre observaciones próximas, la evaluación principal del enfoque estadístico se desarrolló posteriormente mediante validación espacial.

De esta manera, los resultados derivados de una partición aleatoria no fueron considerados por sí solos como evidencia definitiva de capacidad predictiva fuera de muestra.

Construcción de bloques espaciales

Para reducir el efecto de la autocorrelación espacial durante la evaluación de Regresión Logística y Random Forest, las observaciones fueron agrupadas considerando su localización geográfica.

Como configuración principal se establecieron bloques espaciales de 5 km, definidos a partir de las coordenadas proyectadas en EPSG:32717. Los registros pertenecientes a un mismo bloque se mantuvieron agrupados durante los procesos de entrenamiento y evaluación, evitando distribuir observaciones espacialmente próximas de un mismo bloque entre ambos subconjuntos.

Validación espacial

Debido a que las observaciones presentan una distribución espacial y pueden existir registros próximos entre sí, se evitó utilizar exclusivamente una partición aleatoria convencional de entrenamiento y prueba.

Las coordenadas UTM fueron utilizadas para estructurar bloques espaciales de 5 km, que constituyeron la configuración principal de validación.

Se utilizó un esquema de validación cruzada espacial agrupada para evitar que registros pertenecientes al mismo bloque espacial se distribuyeran simultáneamente entre entrenamiento y evaluación.

Validación cruzada espacial anidada

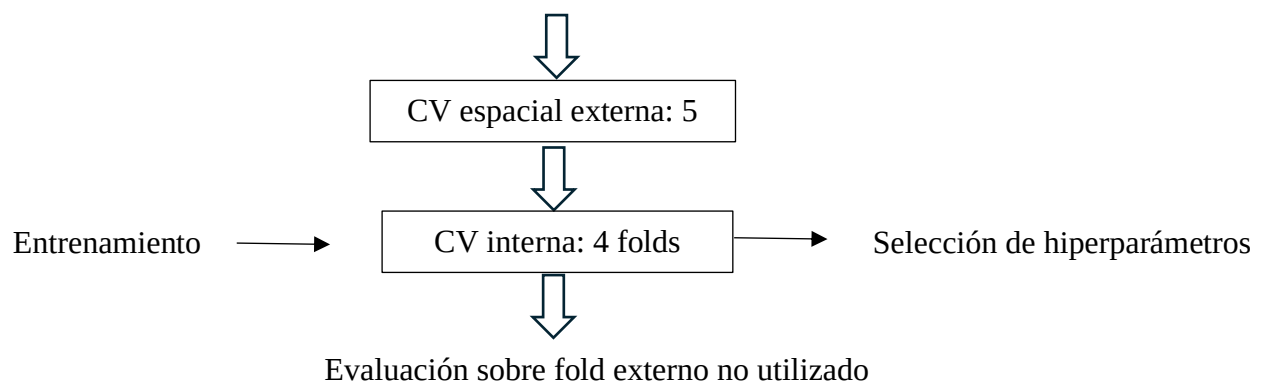
Para comparar formalmente Regresión Logística y Random Forest se implementó una validación cruzada espacial anidada Nested Spatial Cross Validation.

El procedimiento estuvo constituido por:

- 5 folds espaciales externo, destinados a evaluar el desempeño fuera de muestra
- 4 folds internos, utilizados para la selección de hiperparámetros dentro de los datos de entrenamiento.

De esta forma, la selección de hiperparámetros se realizó sin utilizar las observaciones correspondientes al fold externo de evaluación, reduciendo el riesgo de obtener estimaciones excesivamente optimistas del desempeño.

Representación esquemática del proceso:



Métricas de evaluación

El comportamiento de los modelos fue evaluado mediante diferentes métricas complementarias:

- ROC-AUC

- PR-AUC
- Exactitud balanceada
- Sensibilidad
- Especificidad
- F1-score
- Brier Score

La utilización conjunta de estas métricas permitió evaluar tanto la capacidad de discriminación como el comportamiento de las predicciones frente al desequilibrio existente entre presencias y pseudoausencias.

Comparación de LR y RF

Las métricas obtenidas mediante validación espacial anidada fueron utilizadas para comparar ambos algoritmos.

Random Forest presentó un ROC-AUC medio de 0,8064, PR-AUC de 0,5932 y Brier Score de 0,1329, mientras que Regresión Logística obtuvo un ROC-AUC de 0,7434, PR-AUC de 0,5176 y Brier Score de 0,1618.

Considerando conjuntamente la discriminación global PR-AUC, Brier Score y estabilidad espacial, se seleccionó Random Forest como modelo principal para la generación de la superficie continua de susceptibilidad.

Esto no implica que RF haya presentado mejores resultados en todas las métricas dependientes de un umbral; la selección se sustentó en el comportamiento global del modelo.

Determinación del umbral operacional

Las predicciones fuera de muestra obtenidas durante la validación cruzada espacial anidada fueron utilizadas para analizar diferentes umbrales de clasificación.

El umbral convencional de:

$$S = 0.50$$

Presentó elevada especificidad, pero baja estabilidad.

El análisis de los puntos de corte permitió establecer como umbral operacional:

$$S = 0.27$$

Con:

$$\textit{Sensibilidad} = 0.6941$$

$$\textit{Especificidad} = 0.744$$

$$\textit{Exactitud balanceada} = 0.7193$$

El valor de 0,27 fue utilizado como umbral operacional derivado del comportamiento predictivo del modelo y no como un límite físico universal para la ocurrencia de flujos de detritos.

Análisis de sensibilidad a la configuración espacial

Para analizar la estabilidad del desempeño frente al tamaño de los bloques de validación se evaluaron adicionalmente de:

$$5, 7.5 \text{ y } 10 \text{ km}$$

Los valores medios de ROC-AUC obtenidos fueron aproximadamente:

$$0.805, 6.692 \text{ y } 0.813$$

Respectivamente.

El esquema de 5 km se mantuvo como configuración principal, mientras que los tamaños de 7.5 y 10 km se utilizaron como análisis de sensibilidad. No se seleccionó automáticamente el tamaño de 10 km por presentar el ROC-AUC más elevado, debido a que el objetivo de esta comparación fue evaluar la estabilidad del modelo frente a distintas estructuras espaciales.

Entrenamiento del modelo final y generación de la superficie de susceptibilidad.

Una vez seleccionado Random Forest, se entrenó al modelo final utilizando la base disponible de 355 observaciones y la configuración de predictores seleccionada.

La configuración representativa del modelo RF fue:

- `n_estimators = 1000`
- `max_depth = 8`
- `min_samples_leaf = 2`
- `max_features = sqrt`
- `class_weight = balanced_subsample`

El modelo entrenado fue posteriormente aplicado sobre los nueve rásteres predictores previamente alineados.

La predicción se realizó por ventanas para manejar eficientemente el volumen de información correspondiente a la malla de 12,5 m.

Como resultado se obtuvo una superficie continua de susceptibilidad, posteriormente delimitada mediante el límite oficial de la provincia del Cañar.

El producto continuo provincial se conservó como resultado provincial principal del modelamiento, debido a que mantiene la variabilidad espacial completa de los valores estimados. Las representaciones binarias o categóricas fueron consideradas productos derivados para facilitar determinadas aplicaciones cartográficas y operacionales.

Objetivo específico 3:

Para el cumplimiento del tercer objetivo se integró la red vial obtenida de Open Street Map con la superficie continua de susceptibilidad generada mediante Random Forest.

Preparación de la red vial

La capa vectorial de vías fue sometida a control geométrico y espacial antes de su análisis.

Se verificaron:

- Sistemas de referencia
- Geometrías
- Validez geométrica
- Longitud de los elementos
- Correspondencia con el área provincial

La red analizada estuvo constituida por 14.700 elementos lineales, con una longitud total aproximada de:

1705.12 km

Integración de la red vial con la superficie de susceptibilidad

Para conservar la variabilidad de la superficie continua y evitar la pérdida de información producida por una reclasificación previa, el análisis principal se realizó directamente sobre el raster continuo de Random Forest.

Las geometrías lineales fueron muestreadas a intervalos aproximados de 6,25 m, equivalentes a la mitad del tamaño de celda de la malla utilizada para la predicción.

Para cada segmento vial se calcularon indicadores relacionados con su exposición espacial:

- susceptibilidad media (S_media)

- susceptibilidad máxima ($S_{\max}$)
- percentil 90 (S_{P90})
- porcentaje del segmento con $S \geq 0.27$
- porcentaje del segmento con $S \geq 0.45$
- longitud con $S \geq 0.27$
- longitud con $S \geq 0.45$

El umbral de 0,27 correspondió al punto de corte operacional determinado mediante las predicciones fuera de muestra. El valor de 0,45 se empleó como referencia descriptiva para identificar sectores de concentración elevada de los valores de susceptibilidad y no como un segundo umbral de validación independiente.

Cuantificación de la exposición potencial

Finalmente, las longitudes de los segmentos fueron agregados para determinar la proporción de la red vial localizada sobre diferentes niveles de la superficie predictiva.

El análisis permitió cuantificar la exposición potencial de la infraestructura vial, entendida como la coincidencia espacial entre las vías y los valores de susceptibilidad.

CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados del Objetivo 1: Construir modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales con registros históricos de ocurrencia en la provincia del Cañar.

Inventario histórico de flujos de detritos

El inventario recopilado para la investigación estuvo constituido por 90 ocurrencias históricas de flujos de detritos distribuidas espacialmente en el área considerada durante la etapa inicial del estudio. Estos registros permitieron caracterizar la distribución conocida del fenómeno y fueron utilizados como referencia para evaluar la correspondencia espacial de los modelos geomorfométricos desarrollados.

Posteriormente, al restringir el dominio de modelamiento al límite oficial de la provincia del Cañar, se determinó que 85 de los 90 registros se encontraban dentro del territorio provincial, mientras que cinco se localizaron fuera de dicho límite. Por esta razón, las 85 ocurrencias internas constituyeron la clase de presencia utilizada en los modelos de Regresión Logística y Random Forest.

Tabla 4. *Inventario de eventos históricos de flujos de detritos de la provincia del Cañar.*

Puntos	Provincia	Cantón	Parroquia	X	Y	Eventos
1	Cañar	Biblián	Biblián	735020,50	9703325,77	Flujo de Detritos
2	Cañar	Biblián	Biblián	734951,66	9703398,22	Flujo de Detritos
3	Cañar	Biblián	Biblián	734974,62	9703618,63	Flujo de Detritos
4	Cañar	Azogues	Taday	759599,90	9705821,70	Flujo de Detritos
5	Cañar	Azogues	Taday	759741,92	9705974,43	Flujo de Detritos
6	Cañar	Biblián	Biblián	733504,91	9706731,87	Flujo de Detritos

7	Cañar	Azogues	Pindilig	752852,66	9708168,82	Flujo de Detritos
8	Cañar	Azogues	Pindilig	762163,81	9709243,38	Flujo de Detritos
9	Cañar	Azogues	Pindilig	749695,22	9710596,43	Flujo de Detritos
10	Cañar	Azogues	Rivera	761539,01	9714791,02	Flujo de Detritos
11	Cañar	Cañar	Cañar	726846,67	9718206,78	Flujo de Detritos
12	Cañar	Azogues	Rivera	756657,61	9718276,71	Flujo de Detritos
13	Cañar	Cañar	Cañar	721266,87	9718975,58	Flujo de Detritos
14	Cañar	Cañar	Cañar	721440,75	9719167,66	Flujo de Detritos
15	Cañar	Cañar	Cañar	721101,35	9719415,95	Flujo de Detritos
16	Cañar	Cañar	Cañar	721066,23	9719465,72	Flujo de Detritos
17	Cañar	Cañar	Cañar	721447,84	9719708,55	Flujo de Detritos
18	Cañar	Cañar	Cañar	721648,95	9719727,18	Flujo de Detritos
19	Cañar	Cañar	Cañar	721754,83	9719738,98	Flujo de Detritos
20	Cañar	Cañar	Cañar	721867,63	9719769,34	Flujo de Detritos
21	Cañar	Cañar	Cañar	721334,07	9719774,72	Flujo de Detritos
22	Cañar	Cañar	Cañar	724078,97	9719820,49	Flujo de Detritos
23	Cañar	Cañar	Cañar	724023,96	9719856,52	Flujo de Detritos
24	Cañar	Cañar	Cañar	723662,53	9719982,72	Flujo de Detritos
25	Cañar	Cañar	Cañar	723656,16	9720037,70	Flujo de Detritos
26	Cañar	Cañar	Cañar	723595,02	9720132,14	Flujo de Detritos
27	Cañar	Cañar	Cañar	726490,70	9720459,43	Flujo de Detritos
28	Cañar	Cañar	Cañar	726466,91	9720468,87	Flujo de Detritos
29	Cañar	Cañar	Cañar	726425,86	9720469,60	Flujo de Detritos
30	Cañar	Cañar	Cañar	726386,82	9720474,86	Flujo de Detritos
31	Cañar	Cañar	Cañar	726370,82	9720480,85	Flujo de Detritos

32	Cañar	Cañar	Cañar	726651,42	9720520,12	Flujo de Detritos
33	Cañar	Cañar	Cañar	726679,91	9720600,81	Flujo de Detritos
34	Cañar	Cañar	Cañar	726706,62	9720605,64	Flujo de Detritos
35	Cañar	Cañar	Cañar	726915,97	9720609,51	Flujo de Detritos
36	Cañar	Cañar	Cañar	726844,94	9720641,48	Flujo de Detritos
37	Cañar	Cañar	Cañar	726746,50	9720641,74	Flujo de Detritos
38	Cañar	El Tambo	El Tambo	726778,09	9721067,18	Flujo de Detritos
39	Cañar	El Tambo	El Tambo	726891,99	9721207,58	Flujo de Detritos
40	Cañar	Cañar	San Antonio	698492,99	9721226,40	Flujo de Detritos
41	Cañar	El Tambo	El Tambo	726965,34	9721233,79	Flujo de Detritos
42	Cañar	Cañar	San Antonio	696508,47	9721319,90	Flujo de Detritos
43	Cañar	Cañar	San Antonio	698504,35	9721400,78	Flujo de Detritos
44	Cañar	El Tambo	El Tambo	725972,17	9721500,68	Flujo de Detritos
45	Cañar	Cañar	San Antonio	697181,99	9721703,49	Flujo de Detritos
46	Cañar	Cañar	San Antonio	696846,27	9721744,20	Flujo de Detritos

47	Cañar	El Tambo	El Tambo	725716,60	9721820,49	Flujo de Detritos
48	Cañar	El Tambo	El Tambo	730610,29	9721823,75	Flujo de Detritos
49	Cañar	Cañar	San Antonio	697289,56	9722204,52	Flujo de Detritos
50	Cañar	Cañar	Gualleturo	709922,68	9722873,71	Flujo de Detritos
51	Cañar	Cañar	Gualleturo	710208,40	9723005,12	Flujo de Detritos
52	Cañar	Cañar	Gualleturo	711609,62	9723424,01	Flujo de Detritos
53	Cañar	Suscal	Suscal	713409,51	9723451,81	Flujo de Detritos
54	Cañar	Suscal	Suscal	712681,34	9723502,30	Flujo de Detritos
55	Cañar	Suscal	Suscal	713133,65	9723525,20	Flujo de Detritos
56	Cañar	Suscal	Suscal	712556,43	9723581,45	Flujo de Detritos
57	Cañar	Cañar	Zhud	722369,42	9725523,68	Flujo de Detritos
58	Cañar	Cañar	Juncal	727281,25	9725655,31	Flujo de Detritos
59	Cañar	Azogues	Rivera	754131,26	9727165,28	Flujo de Detritos
60	Cañar	Cañar	Ingapirca	745085,88	9727394,91	Flujo de Detritos
61	Cañar	Cañar	Juncal	734622,83	9730708,51	Flujo de Detritos
62	Cañar	Cañar	Juncal	732947,61	9730988,63	Flujo de Detritos
63	Cañar	Cañar	Ingapirca	738912,61	9733863,42	Flujo de Detritos
64	Cañar	Cañar	Ingapirca	738917,20	9733881,00	Flujo de Detritos
65	Cañar	Cañar	Ingapirca	738962,39	9733895,09	Flujo de Detritos
66	Cañar	Cañar	Ingapirca	738942,57	9733951,20	Flujo de Detritos
67	Cañar	Cañar	Ingapirca	738931,54	9734015,70	Flujo de Detritos
68	Cañar	Cañar	Ingapirca	738922,62	9734071,68	Flujo de Detritos

69	Cañar	Cañar	Ingapirca	738958,67	9734073,84	Flujo de Detritos
70	Cañar	Cañar	Ingapirca	739881,75	9734275,91	Flujo de Detritos
71	Cañar	Cañar	Ingapirca	739870,99	9734295,17	Flujo de Detritos
72	Cañar	Cañar	Ingapirca	739869,93	9734330,90	Flujo de Detritos
73	Cañar	Cañar	Ingapirca	739889,44	9734353,54	Flujo de Detritos
74	Cañar	Cañar	Ingapirca	742088,99	9734551,26	Flujo de Detritos
75	Cañar	Cañar	Ingapirca	742127,93	9734690,57	Flujo de Detritos
76	Cañar	Cañar	Juncal	736868,98	9734876,04	Flujo de Detritos
77	Cañar	Cañar	Juncal	737606,50	9735164,14	Flujo de Detritos
78	Cañar	Cañar	Ingapirca	742406,59	9735220,73	Flujo de Detritos
79	Cañar	Cañar	Ingapirca	738235,52	9735288,59	Flujo de Detritos
80	Cañar	Cañar	Ingapirca	738552,71	9735430,45	Flujo de Detritos
81	Cañar	Cañar	Ingapirca	738539,47	9735432,24	Flujo de Detritos
82	Cañar	Cañar	Ingapirca	738546,70	9735432,78	Flujo de Detritos
83	Cañar	Cañar	Ingapirca	738553,84	9735443,05	Flujo de Detritos
84	Cañar	Cañar	General Morales (Socarte)	713014,58	9737575,94	Flujo de Detritos
85	Cañar	Cañar	General Morales (Socarte)	712805,37	9740188,90	Flujo de Detritos
86	Cañar	Cañar	Juncal	737531,93	9735291,90	Flujo de Detritos
87	Cañar	Azogues	Javier Loyola	734889,66	9685848,88	Flujo de Detritos

88	Cañar	Azogues	Javier Loyola	734924,33	9685831,45	Flujo de Detritos
89	Cañar	Azogues	Taday	747975,80	9703602,43	Flujo de Detritos
90	Cañar	Azogues	Rivera	763254,98	9714358,18	Flujo de Detritos

Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En la tabla 4, el inventario histórico permitió identificar la distribución espacial de los 90 puntos registrados dentro de la provincia del Cañar. Los registros se encuentran distribuidos en sus cantones y parroquias, dando a conocer que la ocurrencia de flujos de detritos no se limita a un único sector del territorio provincial. Esta distribución constituyó el referente espacial para evaluar el comportamiento de los modelos de susceptibilidad y determinar su correspondencia con los eventos históricos. Además, se evidencia que, de los siete cantones, cinco presentan antecedentes de flujos de detritos, distribuidos de la siguiente manera:

- Cañar: 64 eventos
- Azogues: 12 eventos
- El Tambo: 6 eventos
- Biblián: 4 eventos
- Suscal: 4 eventos

Además, cada antecedente fue identificado y georreferenciado en su respectiva parroquia de la provincia del Cañar. Por otra parte, el inventario evidenció que existen 14 parroquias en las que se han suscitado flujos de detritos en comparación con los 19 restantes que no cuentan con un registro.

Parroquias con registro:

- Cañar: 26 eventos
- Ingapirca: 20 eventos
- Juncal: 6 eventos
- San Antonio: 6 eventos
- El Tambo: 6 eventos
- Rivera: 4 eventos
- Suscal: 4 eventos
- Biblián: 4 eventos
- Taday: 3 eventos
- Gualleturo: 3 eventos
- Pindilig: 3 eventos
- General Morales: 2 eventos
- Javier Loyola: 2 eventos
- Zhud: 1 evento

A partir de lo expuesto, se determinó que, existió una mayor incidencia de remoción en masa en los cantones del Cañar y Azogues con un total de 76 eventos. Por otra parte, las parroquias de Cañar e Ingapirca registraron la mayor cantidad de flujos de detritos, con un total de 46 eventos.

Resultados del enfoque geoespacial basado en variables geomorfométricas

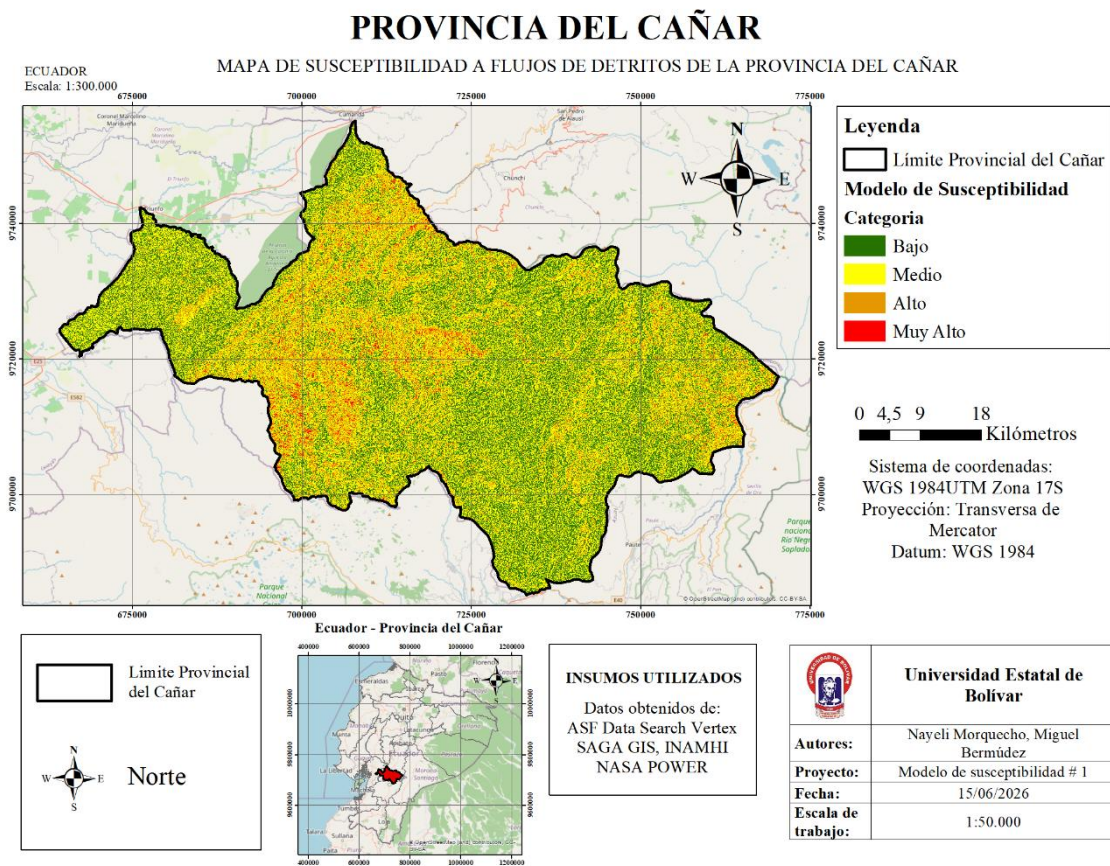
La integración de las variables seleccionadas permitió obtener superficies continuas en formato ráster que representan la susceptibilidad a flujos de detritos en la

zona de estudio. Para facilitar su interpretación, los valores fueron reclasificados en cuatro categorías: Baja, Media, Alta y Muy Alta, utilizando el método Natural Breaks (Jenks), que permite agrupar los valores de acuerdo con su distribución natural y diferenciación. Esta clasificación permitió representar espacialmente los distintos niveles de susceptibilidad para su posterior análisis.

La primera aproximación de modelamiento generó 16 superficies de susceptibilidad, construidas mediante diferentes combinaciones de variables geomorfológicas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales. Los resultados evidenciaron variaciones en la distribución territorial de las categorías baja, media, alta y muy alta en función de los factores incorporados en cada modelo.

La distribución espacial obtenida mostró que las proporciones de superficie asignadas a cada categoría no permanecieron constantes entre los modelos. Por ejemplo, en la categoría muy alta, el modelo 14 representó el 15,96 % de la superficie analizada, mientras que los modelos 15 y 16 alcanzaron 28,35 % y 30,13 %, respectivamente. En la categoría alta, los modelos 8, 9 y 10 presentaron proporciones cercanas al 30 % del territorio. Estos resultados demuestran que la configuración de predictores utilizada condicionó directamente la extensión de las clases generadas.

Mapa 3. Modelo 1 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026. Fact

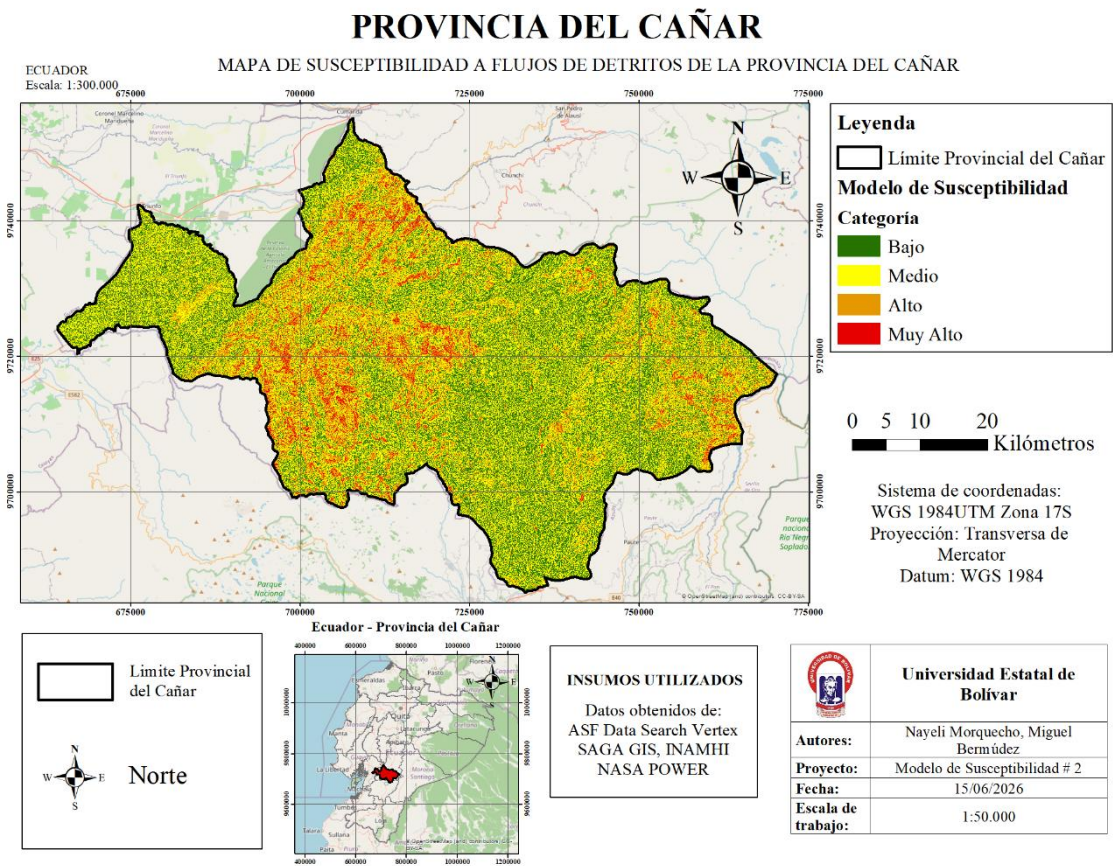
En el mapa 3, se presenta el modelo de susceptibilidad #1 a flujos de detritos, elaborado mediante la fórmula:

$$\begin{aligned} & (\text{Factor } LS + \text{Pendiente} + \text{Índice Topográfico de Humedad} \\ & + \text{Perfil de Curvatura}) \end{aligned}$$

En este modelo se determina la susceptibilidad teniendo en cuenta sus características geomorfológicas del terreno y no los factores climáticos. De igual manera, observamos en el mapa una distribución en gran parte pixelada y fragmentada, donde las categorías de “alto” y “muy alto” se limitan de manera rígida a las aristas y filos de las cordilleras con altas pendientes, dejando a las zonas bajas en color verde;

esto evidencia que la suma directa de (Pendiente y Factor LS) resalta con rugosidad los escarpes montañosos e ignora el encadenamiento físico de las cuencas.

Mapa 4. *Modelo 2 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

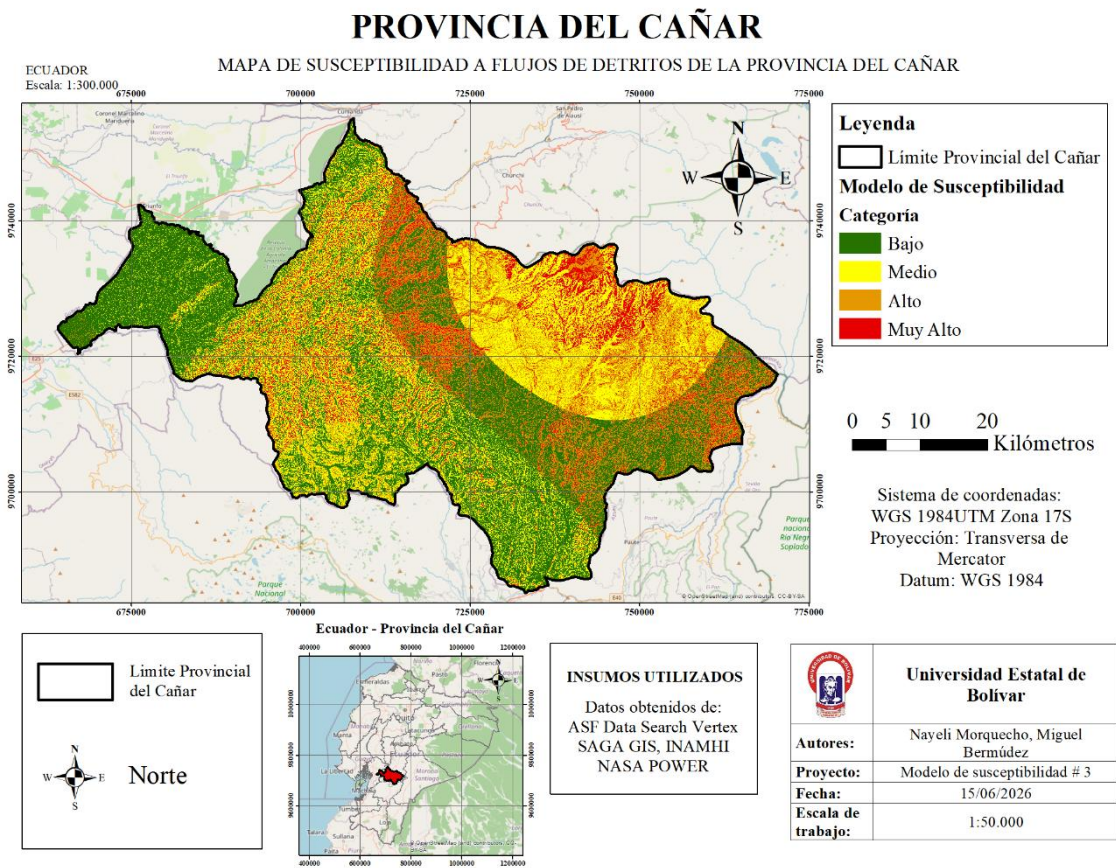
Para el mapa 4, se incorporó la variable Distancia a la Red del Canal, respecto al modelo 1. Por su parte se utilizó la fórmula:

$$\begin{aligned}
 & (Factor\ LS + Pendiente + Índice\ Topográfico\ de\ Humedad \\
 & + Distancia\ a\ la\ red\ del\ Canal + Perfil\ de\ Curvatura)
 \end{aligned}$$

Este modelo integró un criterio de conectividad con las vías de flujo. En comparación con el anterior, este modelo presenta un cambio significativo, puesto que las zonas “altas” y “muy altas” se minimizan significativamente en las laderas aisladas y empiezan a agruparse de forma lineal y ramificada de acuerdo a los cauces de los ríos;

esto da paso a un patrón dendrítico que predomina en los fondos de valle y reconoce los desfiladeros fluviales como zonas críticas de flujos de detritos.

Mapa 5. *Modelo 3 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



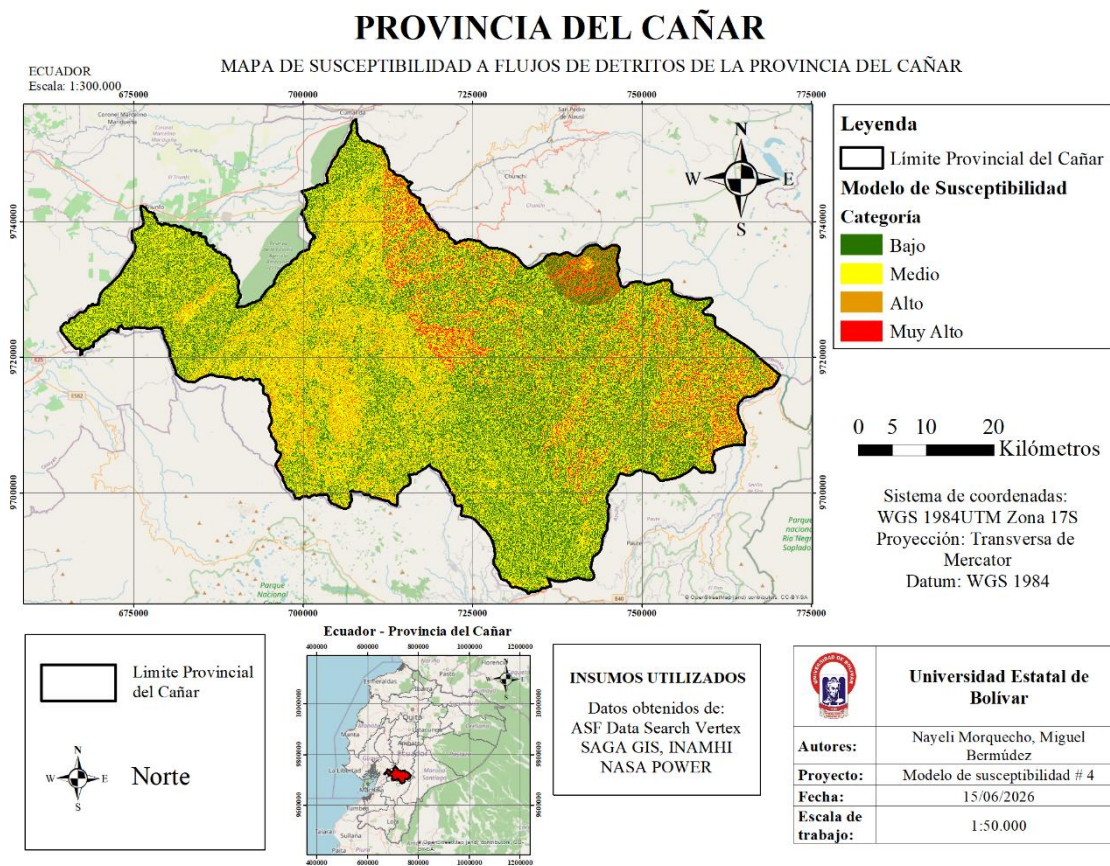
Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

El mapa 5, fue elaborado con la fórmula:

$$(Pendiente + Área Total de Captación + Precipitación + Humedad + Perfil de Curvatura)$$

La integración de los factores atmosféricos desencadenantes demuestra que, las zonas susceptibles ya no se concentran solo en los cauces o drenajes, sino que hace que se distribuyan en áreas más amplias. Estas áreas coinciden con algunos sectores de la provincia que presentan condiciones históricas de mayor precipitación y humedad, lo que insinúa una mayor influencia de factores hidrológicos en los flujos de detritos.

Mapa 6. Modelo 4 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En el modelo 4, se utilizó la siguiente fórmula:

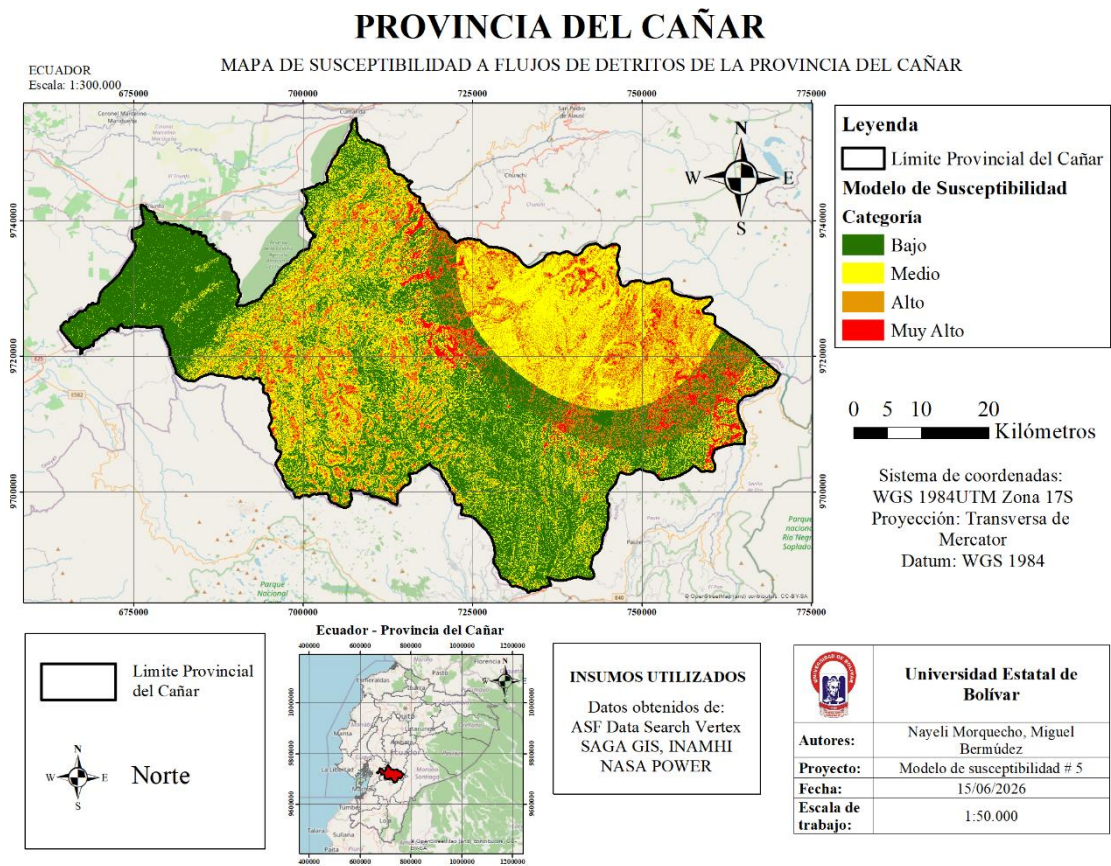
$$(Pendiente + Área Total de Captación + Precipitación + Índice Topográfico de Humedad + Perfil de Curvatura)$$

La sustitución de la variable de humedad por el (índice topográfico de humedad), buscó identificar los lugares donde el agua de la lluvia suele acumularse y concentrarse debido a la forma del terreno que hace que se acumule de manera natural.

Esta comparación con el modelo 3, muestra una distribución más selectiva y disminuye la cantidad de áreas categorizadas en alto riesgo. Esto nos muestra que el incremento del “Índice Topográfico de Humedad” ayuda a identificar las áreas críticas

al considerar la acumulación de la humedad y delimitar los sitios con mayor probabilidad de ocurrencia de estos eventos.

Mapa 7. *Modelo 5 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

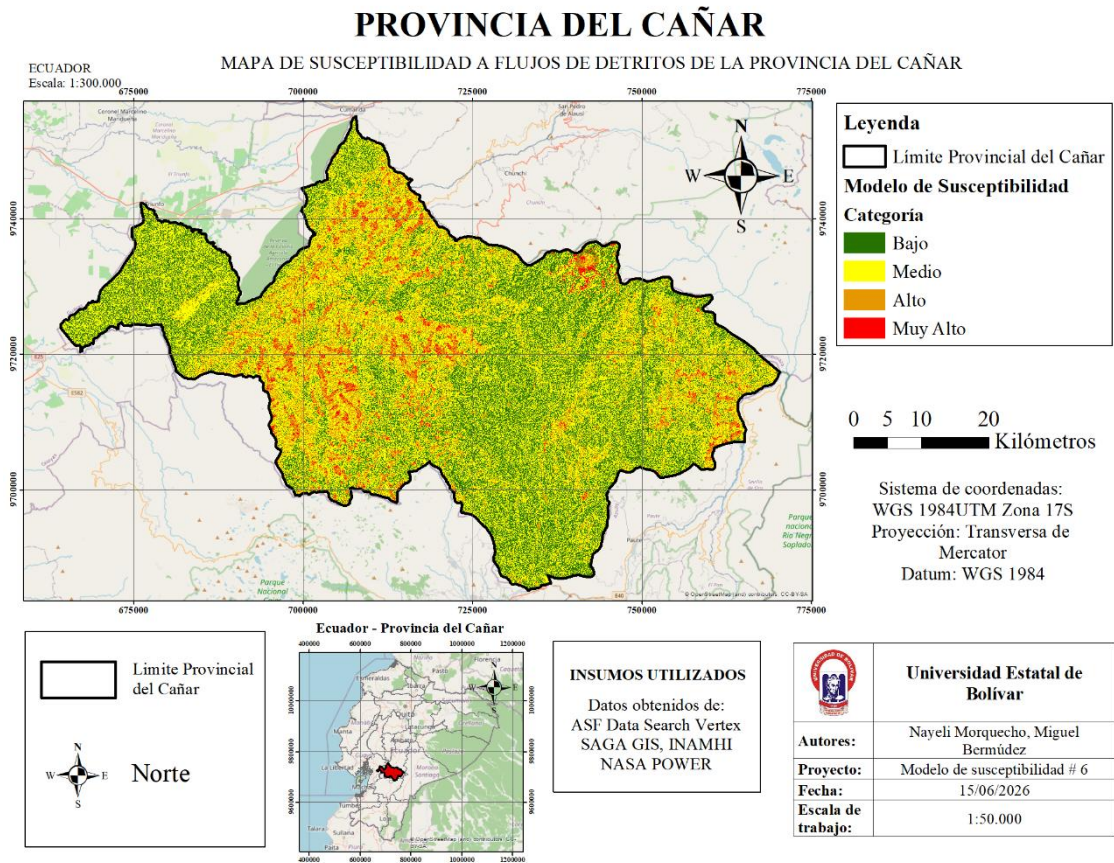
En el modelo 5 se integró la variable de “curvatura plana” para la siguiente fórmula:

$$(Pendiente + Área de Captación Total + Precipitación + Humedad + Distancia de la Red de Canal + Curvatura plana)$$

En este modelo, al integrar dicha variable, se distinguen las zonas del terreno donde el agua de lluvia tiende a concentrarse de manera horizontal. Ubica las laderas que tienen forma de embudo y las áreas más próximas a los canales donde el agua se dirige y acumula. En el modelo se observa como las zonas de alta susceptibilidad se

reducen en las laderas convexas o donde el agua se expande, y en la categoría “alta” como se reúne en las partes altas de las microcuencas y en las zonas donde comienza la concentración de agua. Esto origina un mapa con áreas de riesgos más fraccionadas, pero que concuerdan de manera lógica con los eventos históricos analizados.

Mapa 8. *Modelo 6 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

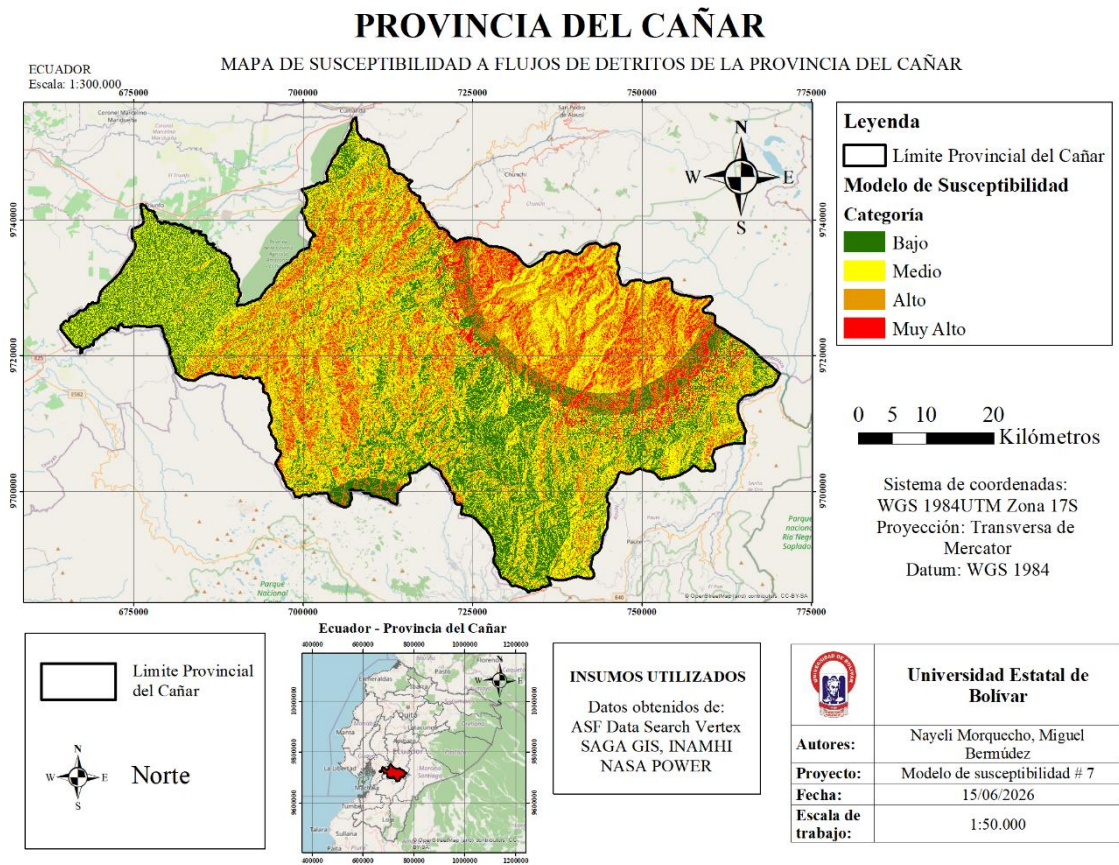
En el modelo 6 empleamos la fórmula:

$$\begin{aligned}
 &(\text{Pendiente} + \text{Área Total de Captación} + \text{Precipitación} \\
 &+ \text{Índice Topográfico de Humedad} \\
 &+ \text{Distancia de la Red de Canal} + \text{Curvatura plana})
 \end{aligned}$$

Esta distribución acopla los factores hídricos superficiales y subsuperficiales, junto con el forzante pluvial de manera continua. En el mapa se visualiza una

distribución espacial elevada de la susceptibilidad, donde las categorías altas abarcan los esquemas reticulados que representan la red de drenaje natural del Cañar. Pese a la ausencia de la normalización de las variables, la convergencia de Pendiente, Índice Topográfico de Humedad y Distancia de la Red del Canal representa los ejes preferenciales de difusión de flujos de detritos.

Mapa 9. *Modelo 7 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

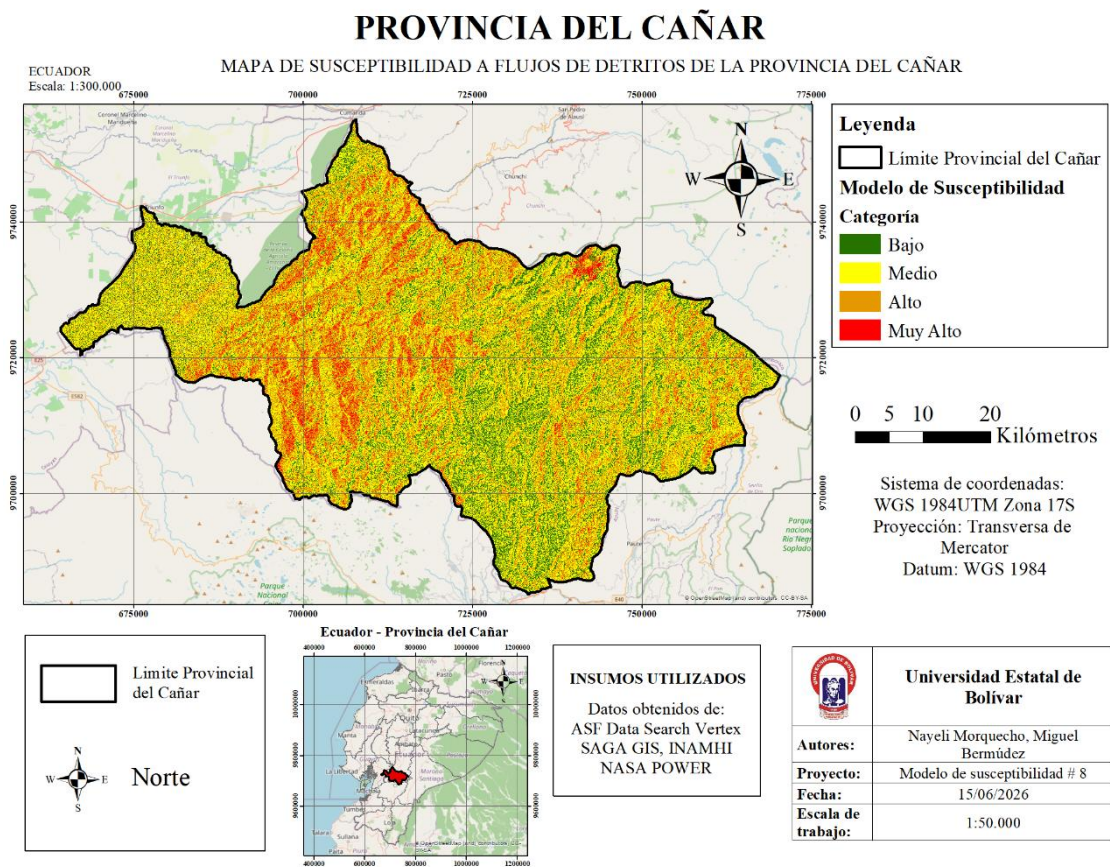
El modelo de susceptibilidad 7 fue elaborado mediante la fórmula:

$$(Pendiente + \text{Área Total de Captación} + Precipitación + Humedad + Orientación + Curvatura plana)$$

La inclusión de la variable “Orientación” identifica la influencia de la exposición solar y de los vientos húmedos en la oscilación del terreno. Sin embargo, al

incorporar esta variable de forma continua entre 0° y 360°, se observan patrones espaciales anómalos, generando áreas categorizadas con alta susceptibilidad que no representan una geomorfología evidente. Este comportamiento nos evidencia que la variable “Orientación” distorsiona completamente el modelo dado que no se realizó el proceso de transformación.

Mapa 10. *Modelo 8 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



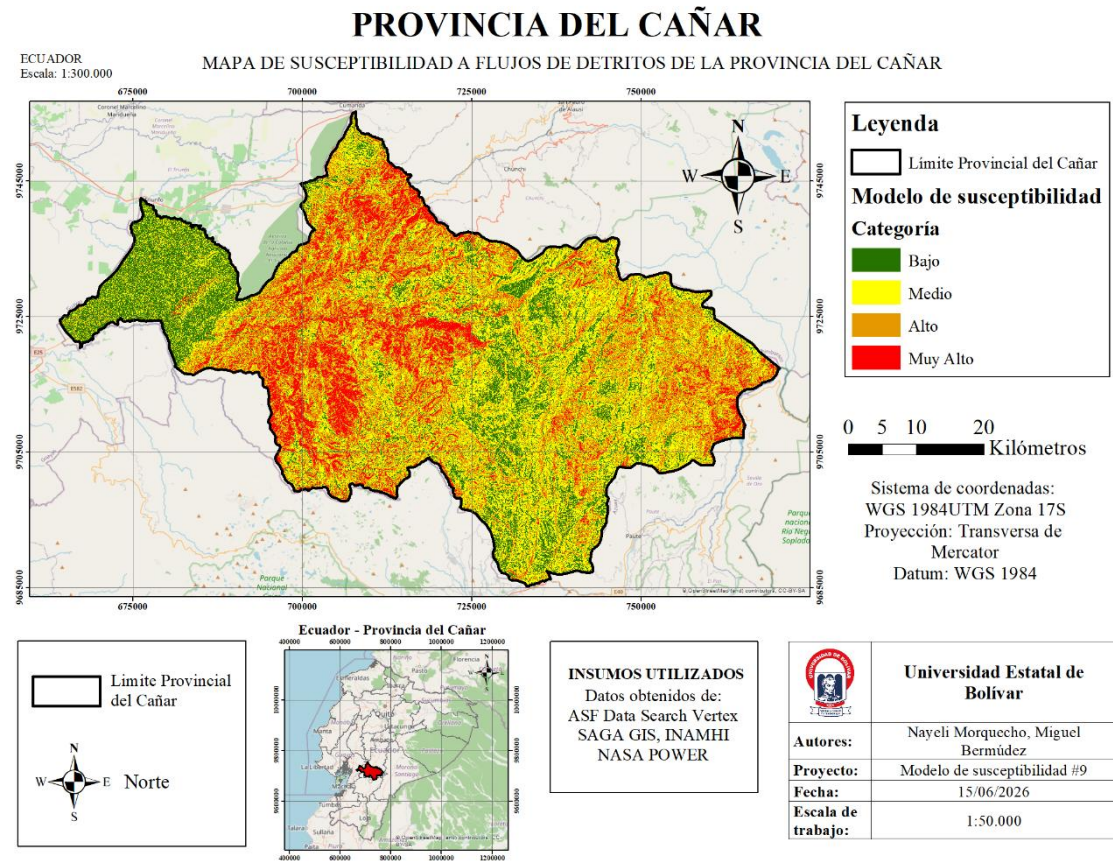
Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

Para la construcción de este modelo se empleó la siguiente combinación de variables:

*(Pendiente + Área Total de Captación + Precipitación
+ Índice Topográfico de Humedad + Orientación
+ Curvatura plana)*

Este último modelo de la primera parte combinó la orientación de laderas con el Índice Topográfico de Humedad, Curvatura plana y la Precipitación para identificar las laderas críticas orientadas hacia los frentes de lluvia. Este mapa muestra una suma híbrida y texturizada, donde existen zonas de profunda saturación en las microcuencas lluviosas con laderas totalmente inactivas; este patrón permite observar una gran dispersión de los valores de susceptibilidad, puesto que agregar demasiadas variables morfológicas no mejoró el modelo, por el contrario, generó resultados más dispersos y difíciles de interpretar.

Mapa 11. *Modelo 9 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



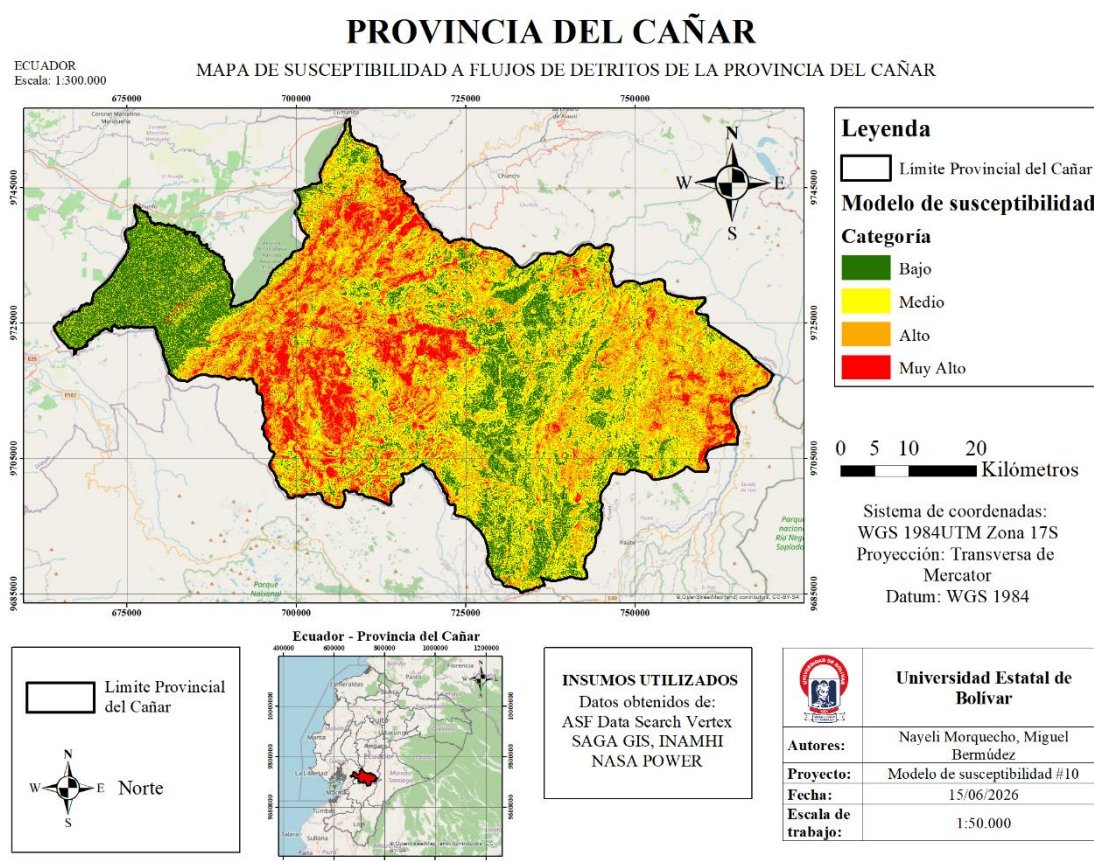
Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

La formulación matemática aplicada en este modelo estuvo conformada por las siguientes variables:

$$(F_{LS\ factor} + F_{Pendiente} + F_{Índice\ Topográfico\ de\ Humedad} \\ + F_{Perfil\ de\ Curvatura})$$

Este modelo valora la susceptibilidad del terreno con las variables geométricas y topográficas previamente normalizadas, sin considerar la influencia de factores climáticos. En la cartografía se visualiza una alta dispersión espacial de datos fragmentados, donde las categorías alta y muy alta se concentran en los bordes de las cordilleras, escarpes y zonas con pendientes pronunciadas. Por otro lado, las zonas de llanura y valles abiertos presentan una categoría baja de susceptibilidad, demostrando que la normalización de las variables sobresale en las áreas del relieve montañoso que ayudarían en la ocurrencia de los flujos de detritos.

Mapa 12. Modelo 10 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

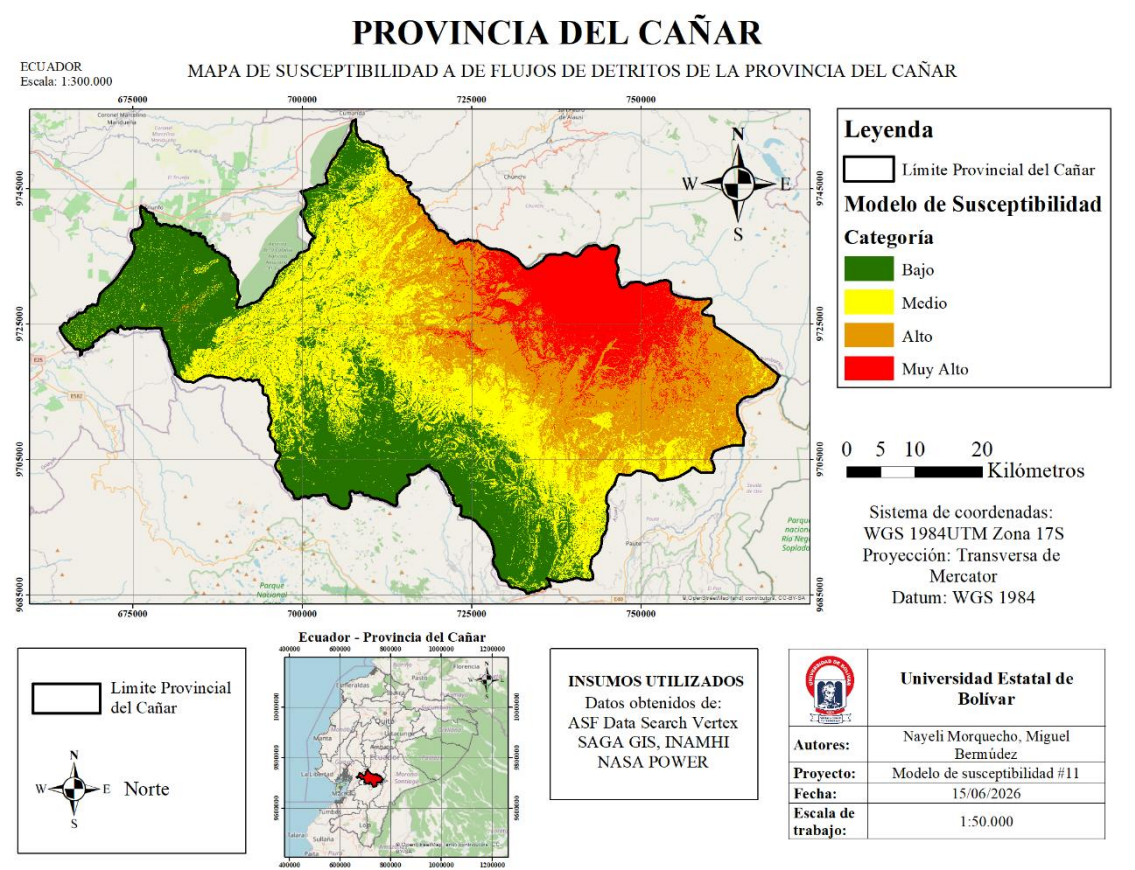
La estructura del modelo se definió mediante la combinación de las variables que se presentan a continuación:

$$(F_{LS \text{ factor}} + F_{Pendiente} + F_{\text{Índice Topográfico de Humedad}} + F_{Distancia \text{ de la Red del Canal}} + F_{Perfil \text{ de Curvatura}})$$

Al integrar la variable de Distancia de la Red del Canal que es la red de canales, se observa cómo el modelo incorpora un criterio de conectividad con las vías naturales de drenaje y deposición. Este modelo evidencia una concentración de manchas rojas en la categoría “muy alta”, mismas que dejan de esparcirse ligeramente por las laderas y comienzan a alinearse de forma dendrítica a lo largo de las quebradas del Cañar; este

arreglo minimiza el ruido visual que existe entre las pendientes desiertas y focaliza la susceptibilidad en las zonas asociadas a la red de drenaje.

Mapa 13. Modelo 11 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

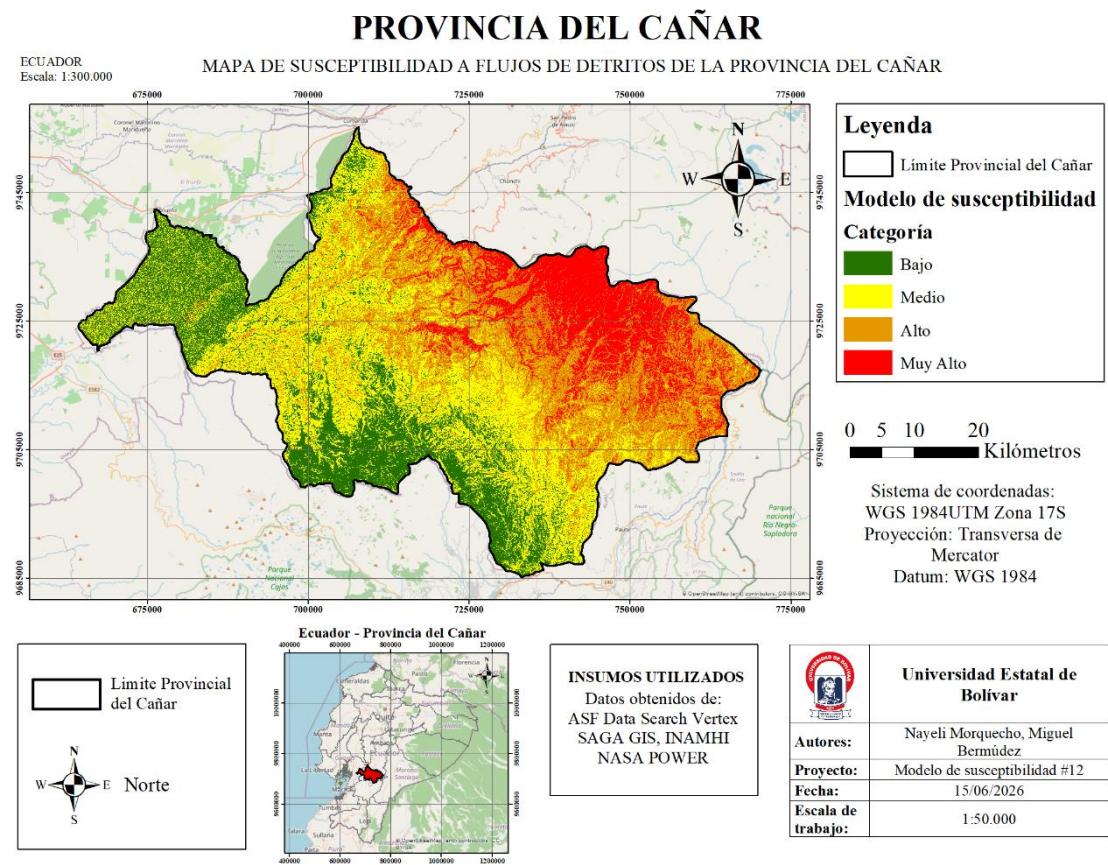
La formulación matemática utilizada para el modelo 11 está conformada por las siguientes variables:

$$(F_{Pendiente} + F_{Área\ Total\ de\ Captación} + F_{Precipitación} + F_{Humedad} + F_{Perfil\ de\ Curvatura})$$

Este modelo nos muestra un enfoque hidroclimático al momento de integrar las variables de precipitación, humedad y el área de captación total, con el objetivo de realizar de manera más visible la influencia de los factores hidrológicos con la ocurrencia de flujos de detritos. En el mapa se observa un cambio demostrativo de la

susceptibilidad 1; en las categorías “alta” y “muy alta” se dispersa en grandes áreas, principalmente en los sectores nororientales y centrales del Cañar. Este procedimiento demuestra cómo la humedad y la precipitación son las que predominan en las zonas susceptibles a comparación de las variables geomorfológicas, ayudando a identificar las áreas que son propensas a estos eventos.

Mapa 14. Modelo 12 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

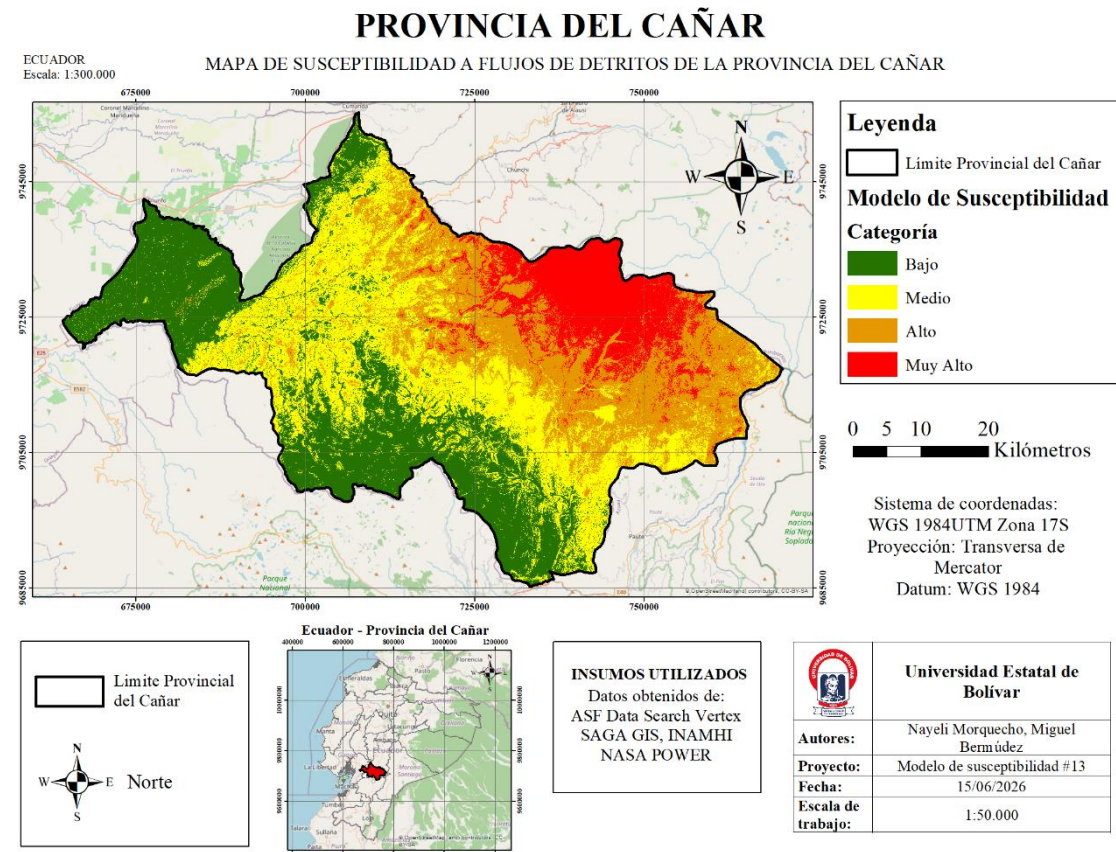
La estructura del modelo 12 se definió mediante las variables:

$$(F_{\text{Pendiente}} + F_{\text{Área Total de Captación}} + F_{\text{Precipitación}} + F_{\text{Índice Topográfico de Humedad}} + F_{\text{Perfil de Curvatura}})$$

Para este modelo se elaboró la sustitución de la humedad por el índice de humedad topográfica, permitiendo determinar cómo las lluvias influyen en la capacidad

del relieve que acumula el agua en el suelo. En la cartografía del modelo 12 se observa una distribución espacial similar a la del modelo 11, manteniendo las áreas en la categoría de alta y muy alta en los sectores norte y oriental de la provincia. Este procedimiento indica que la precipitación predomina dentro del modelo, determinando en gran medida la susceptibilidad. Como resultado, el aporte de las variables del “Perfil de Curvatura” y el “Índice Topográfico de Humedad” representa una menor incidencia en el modelo, quedando enmascarado por el efecto de los componentes climáticos.

Mapa 15. Modelo 13 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.



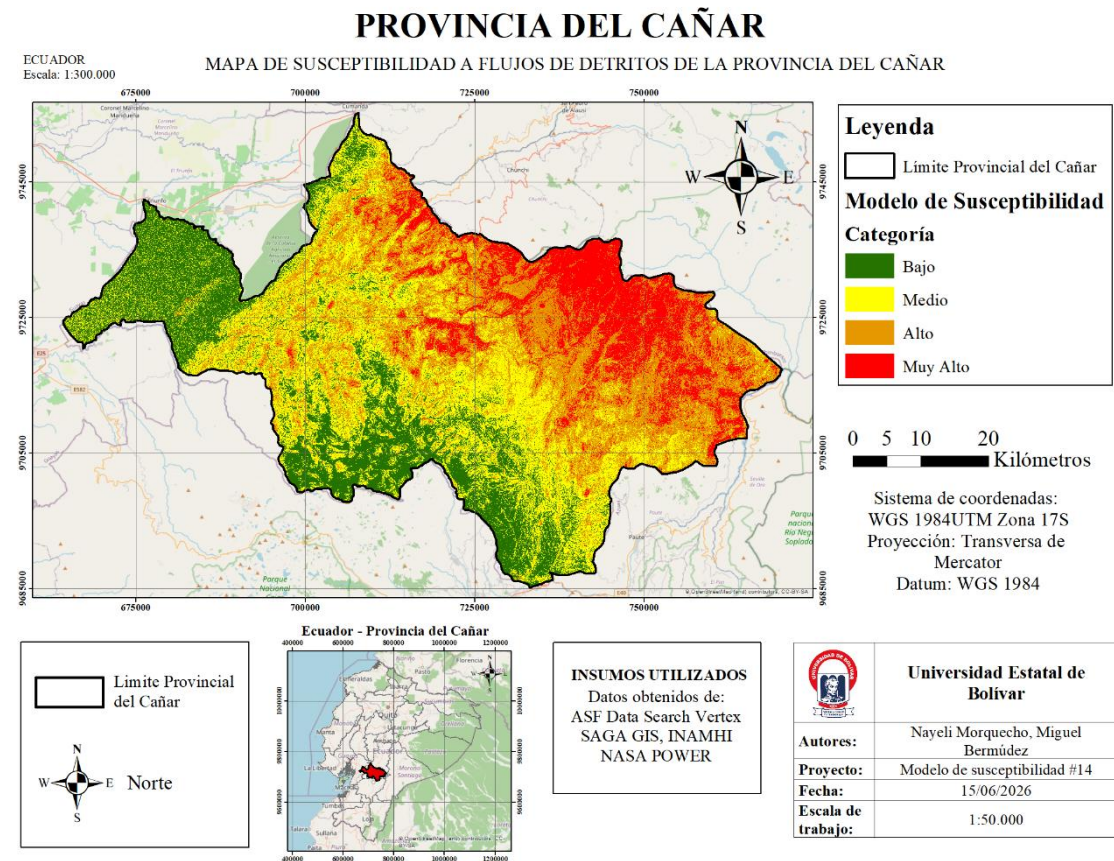
Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

La ecuación utilizada para la elaboración del modelo 13 es:

$$\begin{aligned}
 & (F_{\text{Pendiente}} + F_{\text{Área Total de Captación}} + F_{\text{Precipitación}} \\
 & + F_{\text{Humedad}} + F_{\text{Distancia de la Red del Canal}} \\
 & + F_{\text{Curvatura plana}})
 \end{aligned}$$

Este modelo incorpora la variable de curvatura plana, con la intención de identificar las áreas propensas a flujos superficiales mediante la distribución del relieve, incorporando variables como: distancia a la red de drenaje y la humedad del terreno. En el mapa se observa una disposición espacial igual que los anteriores modelos, distinguiéndose áreas de susceptibilidad “alta” y “muy alta” en los sectores nororientales del Cañar, a diferencia de las zonas occidentales que representan un nivel moderado de susceptibilidad. La combinación de estas variables muestra que las variables hidrológicas normalizadas ayudan a generar una representación espacial similar, delimitando áreas con entornos propicios a dicho evento y destacando la importancia de los procesos hidrológicos.

Mapa 16. *Modelo 14 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



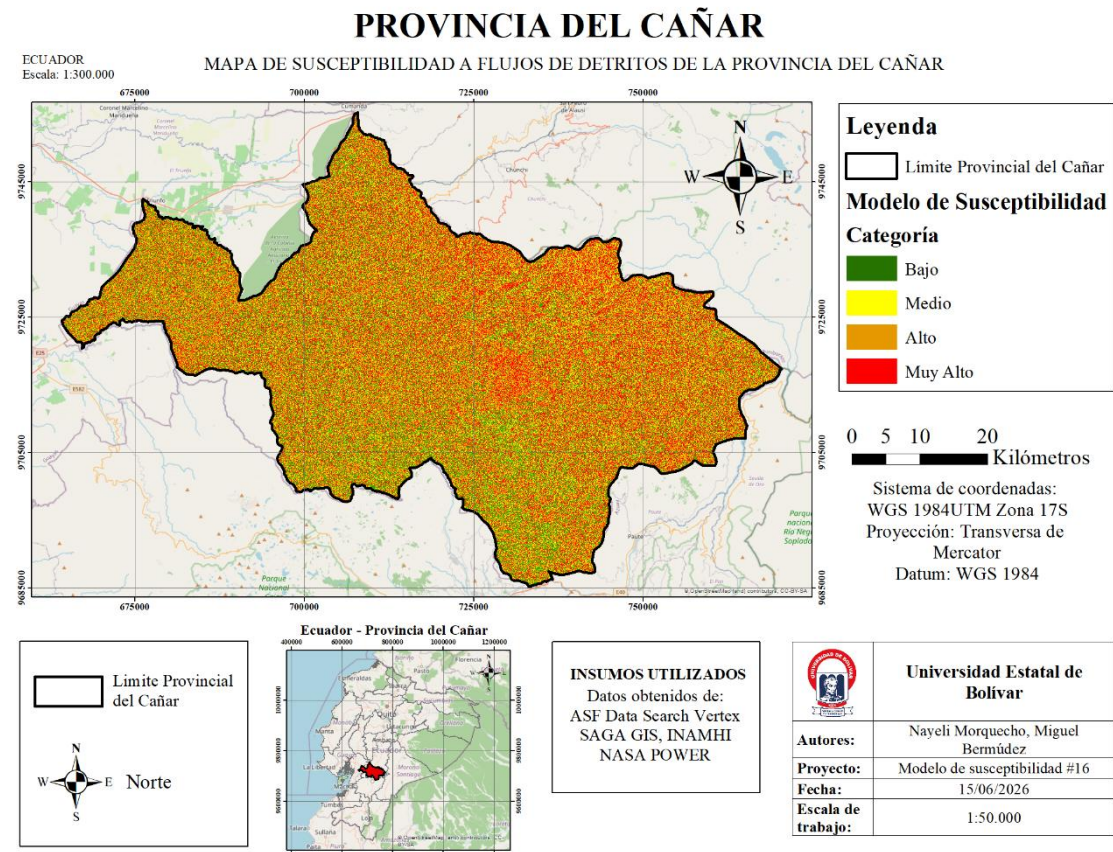
Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

El presente modelo fue elaborado a partir de la integración de las siguientes variables:

$$\begin{aligned} & (F_{\text{pendiente}} + F_{\text{Área Total de Captación}} + F_{\text{precipitación}} \\ & + F_{\text{Índice Topográfico de Humedad}} \\ & + F_{\text{Distancia de la Red de Canal}} + F_{\text{Curvatura plana}}) \end{aligned}$$

Este modelo integra el índice topográfico de humedad, el área de captación total, la distancia a la red de drenaje, la precipitación y la curva horizontal, con el propósito de encontrar el modelo hidro-topográfico más riguroso. En el modelo 14, se examina la similitud de la distribución espacial con respecto a los modelos precedentes, representada por áreas de susceptibilidad alta y muy alta, centradas en la parte norte y oriental de la provincia del Cañar. Este comportamiento, demuestra cómo la precipitación normalizada influye drásticamente en la disposición espacial de la susceptibilidad. Como resultado, el efecto de las variables geomorfológicas presenta una representación visual mínima en el mapa, pero, colabora en la delimitación de las zonas susceptibles.

Mapa 18. *Modelo 16 de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



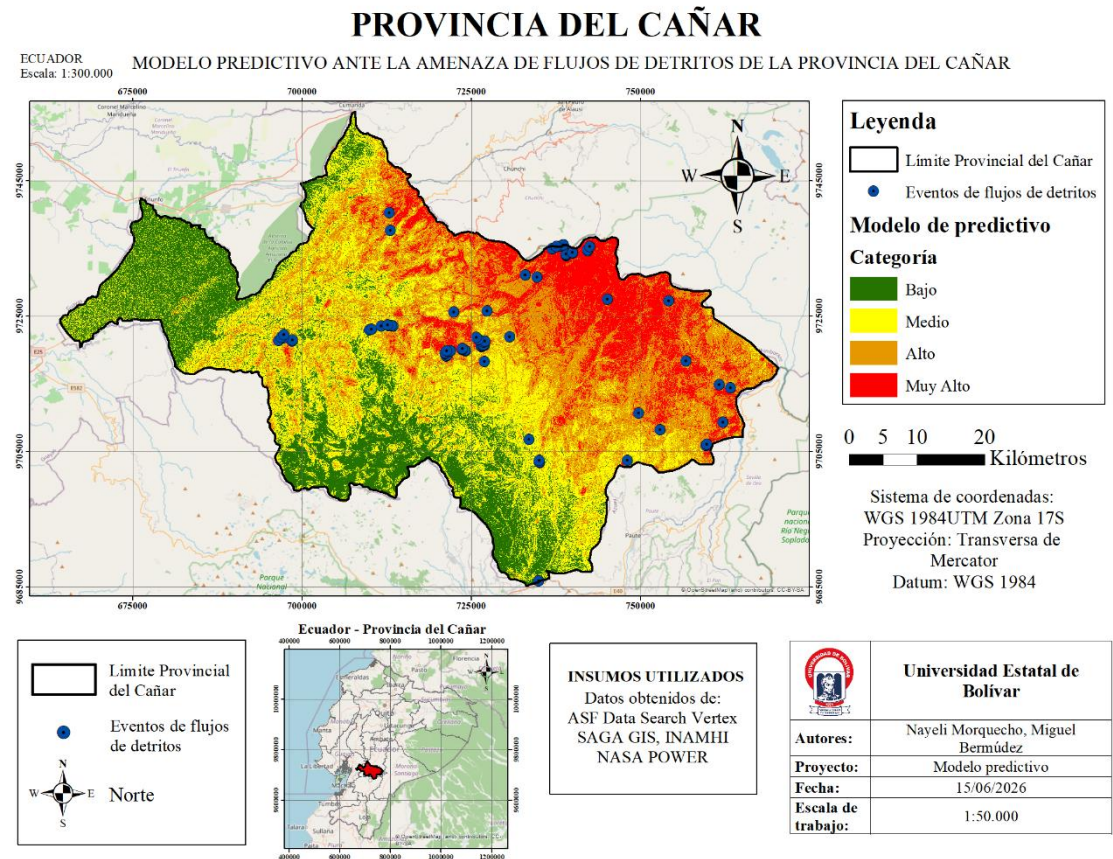
Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

Finalmente, el modelo de susceptibilidad 16 fue elaborado mediante la fórmula de:

$$\begin{aligned}
 & (F_{\text{pendiente}} + F_{\text{Área Total de Captación}} + F_{\text{precitación}} \\
 & + F_{\text{Índice Topográfico de Humedad}} + \cos \text{ Orientación} \\
 & + \sin \text{ Orientación} + F_{\text{Curvatura plana}})
 \end{aligned}$$

Este modelo combina las variables Índice Topográfico de Humedad y Orientación normalizados, aunque matemáticamente es más completo, la incorporación de la variable de orientación no mejora la distribución espacial con los eventos suscitados, generando cierta dispersión en el modelo.

Mapa 19. *Modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos de la provincia del Cañar.*



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

A partir de la comparación espacial de los 16 modelos de susceptibilidad y de su correspondencia con el inventario histórico de flujos de detritos, se seleccionó el modelo 14 como el modelo preselectivo de susceptibilidad para la provincia del Cañar. Este modelo presentó una mayor correspondencia entre la distribución espacial de las categorías de susceptibilidad y localización de los eventos históricos registrados, concentrando una mayor proporción de estos en las categorías Alta y Muy Alta.

Comparación de las ocurrencias históricas con los 16 modelos

La correspondencia espacial entre las ocurrencias históricas y las categorías superiores de susceptibilidad permitió comparar los 16 modelos generados en la primera aproximación.

Los resultados mostraron un incremento de la proporción de eventos localizados en las categorías alta y muy alta en determinadas configuraciones. El modelo 14 presentó la mayor proporción conjunta con 91,11% de las ocurrencias históricas localizadas en las categorías alta y muy alta. Este resultado fue superior al obtenido por las demás configuraciones evaluadas y permitió identificarlo como el modelo representativo de la primera aproximación geoespacial.

Tabla 5. Matriz comparativa de superficie y porcentaje de ocupación territorial según las categorías de susceptibilidad de los 16 modelos de sensibilidad.

Modelos de sensibilidad	Superficie y porcentaje de ocupación territorial según las categorías de susceptibilidad de los 16 modelos de sensibilidad.								Total (km2)	%
	Bajo (km2)	%	Medio (km2)	%	Alto (km2)	%	Muy Alto (km2)	%		
1	1043	32,94	1574	49,70	487	15,37	63	2,00	3167	100
2	1003	31,68	1477	46,64	544	17,18	142	4,49	3167	100
3	1194	37,70	1034	32,66	551	17,41	387	12,23	3167	100
4	1041	32,86	1616	51,04	314	9,93	195	6,16	3167	100
5	1291	40,76	1095	34,58	579	18,27	202	6,38	3167	100
6	1034	32,65	1605	50,66	455	14,35	74	2,34	3167	100
7	800	25,25	1230	38,84	823	25,98	315	9,94	3167	100
8	614	19,40	1407	44,41	953	30,10	193	6,09	3167	100
9	632	19,97	1173	37,04	938	29,62	424	13,38	3167	100
10	690	21,79	1139	35,98	936	29,56	401	12,67	3167	100
11	982	31,01	1005	31,73	776	24,52	404	12,74	3167	100
12	698	22,05	1066	33,66	903	28,52	499	15,77	3167	100
13	966	30,50	1005	31,75	797	25,18	398	12,57	3167	100
14	729	23,04	1013	31,99	919	29,01	505	15,96	3167	100
15	738	23,29	705	22,28	826	26,08	898	28,35	3167	100
16	818	25,84	633	19,99	761	24,04	954	30,13	3167	100

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En la tabla 5, se presenta la distribución espacial de la superficie territorial correspondiente a las cuatro categorías de susceptibilidad Baja, Media, Alta y Muy Alta obtenidas para los 16 modelos de sensibilidad desarrollados. Los resultados permiten

evidenciar la extensión espacial de cada categoría y analizar las distintas combinaciones de variables utilizadas en los modelos.

La comparación de las categorías de susceptibilidad evidencia diferencias en la distribución territorial entre los modelos de sensibilidad. En la categoría baja, los modelos 1, 3 y 5 presentan las mayores proporciones de superficie, con 32,94 %, 37,70 % y 40,76 % respectivamente. Para la categoría media, los mayores porcentajes corresponden a los modelos 1, 4 y 6, con 49,70 %, 51,04 % y 50,66 % respectivamente. En la categoría alta, los modelos 8, 9 y 10 presentan las mayores proporciones, con 30,10 %, 29,62 % y 29,56 %. Por otra parte, la categoría muy alta alcanza su mayor extensión en los modelos 14, 15 y 16, con 15,96 %, 28,35 % y 30,13 %, respectivamente.

Las diferencias encontradas entre los modelos muestran que la incorporación y combinación de varias variables modifica la distribución espacial de las categorías de susceptibilidad. En particular, los modelos de susceptibilidad 15 y 16 presentan una mayor extensión de la categoría muy alta, asociada con la incorporación de los componentes seno y coseno de la variable Orientación, lo que da como resultado una distribución espacial diferente respecto de los modelos que no incorporan esta transformación.

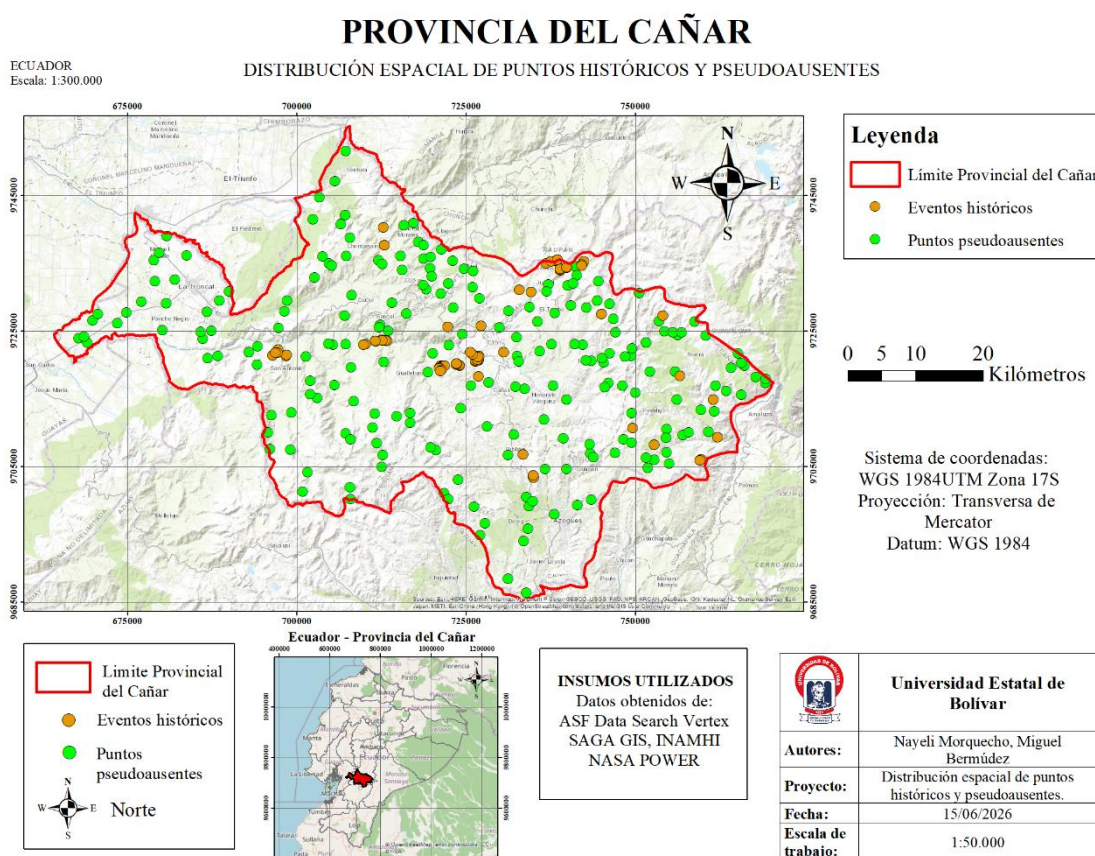
Finalmente, en el modelo 14, las categorías Alta y muy Alta representan conjuntamente el 44,97 % de la superficie analizada, correspondientes al 29,01 % y 15,96 %, respectivamente. Esta distribución espacial constituye una de las características del modelo y, en conjunto con la comparación de los eventos históricos, permite evaluar su desempeño como modelo predictivo de susceptibilidad a flujos de detritos.

Construcción de la base para el enfoque LR–RF

Para la segunda aproximación se utilizaron las 85 ocurrencias localizadas dentro de la provincia del Cañar y se generaron 270 pseudoausencias, la base estuvo conformada por 85 presencias (23,94%) y 270 pseudoausencias (76,06%), para un total de 355 observaciones.

Los puntos de pseudoausencia fueron generados con una separación mínima de 100 m respecto de las ocurrencias históricas y de 100 m entre pseudoausencias. En la configuración obtenida, la distancia mínima efectiva entre pseudoausencias fue aproximadamente **338,6 m**, mientras que la menor distancia entre una pseudoausencia y una ocurrencia histórica fue aproximadamente **116,9 m**.

Mapa 20. Distribución espacial de puntos históricos y pseudoausentes.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Evaluación y selección de variables predictoras

El análisis exploratorio permitió identificar relaciones importantes entre determinados predictores. La pendiente y el índice de rugosidad del terreno mostraron una correlación muy elevada: $r \approx 0.9854$ lo que indicó una fuerte redundancia entre ambas variables. Por otra parte, Área Total de Captación transformada e Índice Topográfico de Humedad presentaron $r \approx 0.771$ mientras que las variables climáticas MAP (Precipitación) y MAX1D (Precipitación Máxima Diaria) presentaron $r \approx 0.879$.

A partir del análisis de redundancia, fundamento físico y comportamiento de los modelos exploratorios, la configuración principal quedó constituida por seis variables continuas:

Pendiente

Índice Topográfico de Humedad

Distancia a la Red del Canal

Curvatura plana

Perfil de Curvatura

Precipitación (MAP) 1991 – 2020

y tres variables categóricas:

Geología, Cobertura, Textura

Estos 9 predictores fueron utilizados para realizar el proceso LR y RF.

Efecto de la incorporación de variables categóricas

Durante la evaluación progresiva de las configuraciones del Random Forest, el modelo basado únicamente en los predictores numéricos seleccionados alcanzó aproximadamente:

$$\text{ROC-AUC} = 0.716$$

$$\text{PR-AUC} = 0.454$$

$$\text{Brier} = 0.148$$

Al incorporar las variables categóricas el desempeño aumentó a:

$$\text{ROC-AUC} = 0.798$$

$$\text{PR-AUC} = 0.587$$

$$\text{Brier} = 0.131$$

La incorporación de las variables categóricas incrementó el ROC-AUC en aproximadamente 0,082 y el PR-AUC en aproximadamente 0,133, mientras que el Brier Score disminuyó. En consecuencia, esta configuración fue seleccionada para la comparación definitiva entre Regresión Logística y Random Forest.

4.2. Resultados del Objetivo 2: Evaluar y comparar el desempeño de los modelos de susceptibilidad mediante registros históricos de ocurrencia y procedimientos de validación estadística y espacial con el fin de seleccionar la alternativa con mayor capacidad predictiva.

Comparación entre Regresión Logística y Random Forest mediante validación espacial anidada

La capacidad predictiva de los modelos fue evaluada mediante validación cruzada espacial anidada, utilizando cinco particiones externas y un procedimiento interno para la selección de hiperparámetros.

Los resultados medios obtenidos fueron los siguientes:

Tabla 6. *Desempeño predictivo de LR y RF mediante Nested Spatial Cross-Validation.*

Métrica	Regresión Logística	Random Forest
ROC-AUC	0,7434	0,8064
Desv. estándar ROC-AUC	0,1788	0,1088
PR-AUC	0,5176	0,5932
Balanced Accuracy	0,6479	0,6286
Sensibilidad	0,5094	0,2927
Especificidad	0,7864	0,9644
F1-score	0,3910	0,3254
Brier Score	0,1618	0,1329

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Los resultados muestran que Random Forest obtuvo el mayor:

ROC-AUC=0.8064,

frente a:

ROC-AUC=0.7434

de la Regresión Logística.

RF también presentó una mayor PR-AUC y un menor Brier Score.

Una característica importante fue la menor variabilidad del ROC-AUC entre las particiones espaciales:

SDRF=0.1088

frente a:

SDLR=0.1788

En consecuencia, Random Forest fue seleccionado como modelo principal para la generación de la superficie continua de susceptibilidad.

LR presentó mayor sensibilidad, balanced accuracy y F1 cuando se utilizaron los umbrales correspondientes a ese análisis.

RF fue seleccionado principalmente por su mejor capacidad discriminativa global, mayor PR-AUC, menor Brier Score y menor variabilidad espacial del ROC-AUC.

Hiperparámetros del Random Forest

La optimización interna mostró una recurrencia de determinadas configuraciones del algoritmo. El parámetro:

min_samples_leaf=2

fue seleccionado en todas las particiones externas.

En cuanto a la profundidad máxima, max_depth = 8 fue seleccionado en tres de las cinco particiones, mientras que otras configuraciones incluyeron 12 y ausencia de límite explícito.

El número de árboles seleccionado osciló entre 500 y 1000.

A partir de estos resultados se estableció una configuración representativa para el modelo final:

$$n_{estimators} = 1000$$

$$\text{max_depth} = 8$$

$$\text{min_samples_leaf} = 2$$

$$\text{max_feature} = \sqrt{p}$$

Con ponderación balanced_subsample.

Sensibilidad del desempeño al tamaño de los bloques espaciales

Para evaluar la estabilidad del modelo frente a cambios en la configuración espacial de la validación, se analizaron bloques de 5, 7.5, 10 km

Tabla 7. *Sensibilidad del Random Forest al tamaño de bloque.*

Tamaño de bloque	ROC-AUC	SD ROC-AUC	PR-AUC	Brier
5 km	0,8054	0,1125	0,6149	0,1328
7,5 km	0,6923	—	0,4355	0,1550
10 km	0,8129	0,0820	0,4599	0,1306

Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

El desempeño mostró variaciones en función de la configuración espacial de los bloques. El ROC-AUC alcanzó 0,805 para bloques de 5 km, descendió a 0,692 con bloques de 7,5 km y aumentó a 0,813 con bloques de 10 km. No se observó, por tanto, una disminución monotónica del desempeño al incrementar el tamaño del bloque.

El esquema de 5 km se mantuvo como configuración principal, mientras que 7,5 y 10 km fueron considerados análisis de sensibilidad.

Selección del umbral operacional

Las predicciones agrupadas obtenidas fuera de muestra mediante los folds externos permitieron evaluar distintos umbrales.

Con el valor convencional $S=0.50$ se obtuvo:

$$\textit{Sensibilidad} = 0.2118$$

$$\textit{Especificidad} = 0.9667$$

$$\textit{Balanced Accuracy} = 0.5892$$

El análisis del índice de Youden identificó como valor operativo $S=0.27$ con:

$$\textit{Sensibilidad} = 0.6941$$

$$\textit{Especificidad} = 0.7444$$

$$\textit{Balanced Accuracy} = 0.7193$$

$$F1 = 0.5540$$

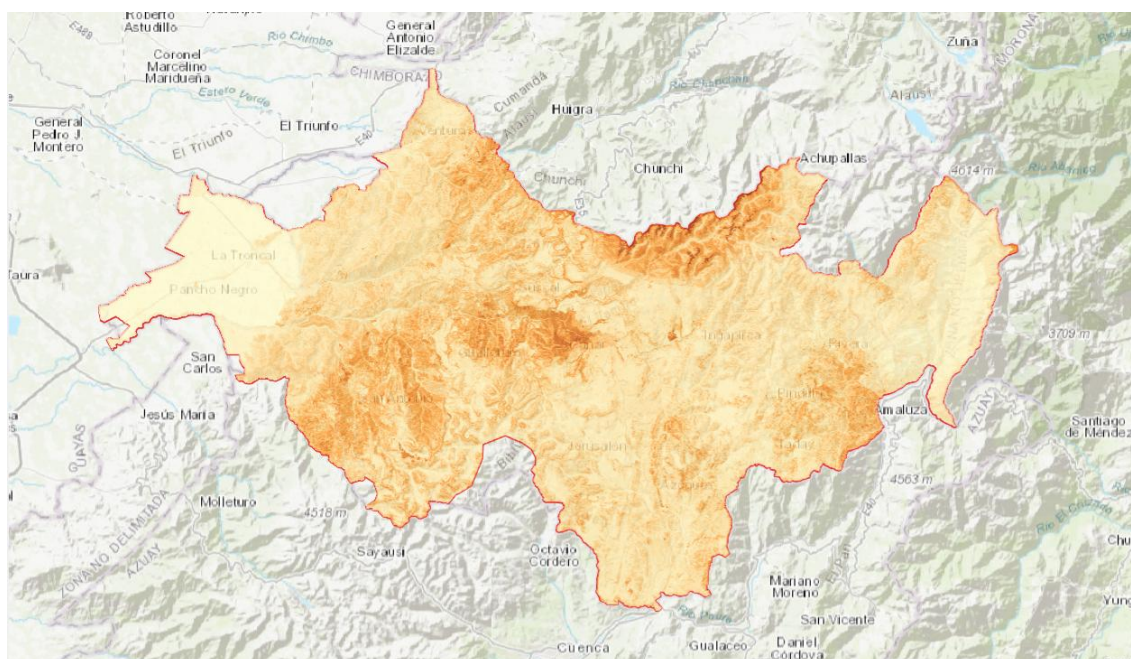
$$\textit{Youden} = 0.4386$$

El máximo del F1-score se produjo alrededor de $S=0.28$, valor prácticamente coincidente con el identificado mediante el índice de Youden.

Generación del mapa continuo de susceptibilidad mediante Random Forest

El modelo RF seleccionado fue aplicado espacialmente a las capas predictoras para generar una superficie continua de susceptibilidad, El ráster resultante presentó 9452 X 5573 celdas, con una resolución geométrica de 12.5 X 12.5 m

Mapa 21. Superficie continua de susceptibilidad a flujos de detritos obtenida mediante Random Forest.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

La superficie continua evidencia una alta variabilidad espacial de los scores de susceptibilidad y conserva patrones locales que se atenúan al realizar procesos de reclasificación. Por esta razón, el producto continuo delimitado a la provincia fue seleccionado como referencia principal para el análisis posterior de la red vial.

Distribución territorial de los scores

Dentro del territorio provincial se obtuvieron los siguientes quintiles:

$$P20 = 0.14522$$

$$P40 = 0.19528$$

$$P60 = 0.25052$$

$$P80 = 0.33213$$

Estos valores fueron explorados para generar una representación cartográfica en cinco clases. Sin embargo, al tratarse de quintiles, cada categoría concentró aproximadamente 20 % del territorio por construcción estadística, generando superficies categóricas relativamente extensas.

La representación por quintiles fue considerada como un producto cartográfico auxiliar y no como el resultado predictivo principal, debido a que la agrupación categórica reduce la variabilidad contenida en la superficie continua.

Concentración territorial de los scores elevados

Tabla 8. Superficie provincial por encima de distintos scores RF.

Score mínimo	Área (km ²)	% de Cañar	Ocurrencias	% ocurrencias*
≥ 0,20	2083,00	57,11	85	100,00
≥ 0,25	1467,98	40,25	83	97,65
≥ 0,27	1260,27	34,55	82	96,47
≥ 0,30	993,92	27,25	79	92,94
≥ 0,35	655,45	17,97	75	88,24
≥ 0,40	420,51	11,53	71	83,53
≥ 0,45	256,02	7,02	68	80,00
≥ 0,50	144,44	3,96	64	75,29
≥ 0,60	36,47	1,00	48	56,47
≥ 0,70	12,70	0,35	33	38,82

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Las ocurrencias fueron utilizadas durante el ajuste del modelo RF final; por tanto, su distribución sobre la superficie final constituye un análisis descriptivo de concentración y no una validación independiente del desempeño predictivo.

Los scores iguales o superiores a 0,45 ocuparon aproximadamente 7,02 % del territorio provincial y concentraron descriptivamente 80 % de las ocurrencias utilizadas en el modelo final.

4.3. Resultados del Objetivo 3: Determinar la exposición potencial de la red vial mediante el análisis espacial de su intersección con los niveles y valores de susceptibilidad a flujos de detritos obtenidos mediante los modelos evaluados.

Tabla 9. *Análisis de la red vial de la provincia del Cañar frente a la susceptibilidad de flujos de detritos*

Análisis de la red vial de la provincia del Cañar frente a la susceptibilidad de flujos de detritos		
Categorías	Vías (km)	Porcentaje
Bajo	1249,58	25,87
Medio	2088,79	43,24
Alto	1307,62	27,07
Muy Alto	184,79	3,83
Total	4830,79	100

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En la tabla 9 se identifica un total de 4830,79 km de elementos viales expuestos ante la amenaza de flujos de detritos. La tabla evidencia que existe un 27,07% en la categoría alta y un 3,83% en la categoría muy alta frente a la amenaza de estudio, representando en conjunto el 30,9% (1492,41 km) de la red vial ubicada en las categorías alta y muy alta de susceptibilidad.

Por otra parte, aunque la categoría media refleja el mayor porcentaje de la infraestructura vial estimada del 43,24% (2088,79 km), la presencia de sectores clasificados en la categoría muy alta que representada el 3,83% de la red vial (184,79 km), revela que es un tema sustancial para la gestión de riesgos. Esto asegura la existencia de los tramos críticos con una alta probabilidad de afectación por flujos de

detritos. Lo que demuestra la necesidad de priorizar a estos sectores dentro de los procesos de planificación territorial y gestión de riesgos.

Tabla 10. *Cantidad de tramos viales y distribución porcentual por niveles de susceptibilidad a flujos de detritos.*

Cantidad de tramos viales y distribución porcentual por niveles ante la susceptibilidad de flujos de detritos		
Categorías	Número de Vías "Tramos"	Porcentaje %
Bajo	10398	27%
Medio	18019	47%
Alto	7331	19%
Muy Alto	2203	6%
Total	37951	100%

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En la tabla 10 se observa que el proceso de intersección cartográfica generó 37.951 tramos viales, distribuidos entre las categorías Baja, Media, Alta y Muy Alta de susceptibilidad. Es importante mencionar que, este dato corresponde únicamente al número de tramos individuales en los que se fragmenta la red vial al realizar un cruce cartográfico espacial en ArcGIS. De tal manera, estos valores no simbolizan vías continuas completas, sino la frecuencia de tramos específicos expuestos a cada nivel de flujos de detritos. La mayor concentración de tramos viales se encuentra en las categorías: Baja con 27% y Media con 47%. Sin embargo, resalta los 9.534 tramos de tramos viales ubicados en las categorías Alta y Muy alta con un total de 1492,41 km.

Tabla 11. *Distribución de tramos viales según su nivel de susceptibilidad a flujos de detritos.*

Distribución de la red vial según su jerarquía funcional, cantidad de tramos, longitud ante lo niveles de flujos de detritos										
Vías	Bajo	km	Medio	km	Alto	km	Muy Alto	km	Total	Total (km)
Red Vial Estatal	419	50,27	714	103,60	320	47,82	40	1,59	1493	203,28

Vías Primarias	460	46,98	678	44,78	108	16,08	20	3,44	1266	111,27
Vías Secundarias	115	16,18	231	29,54	84	36,75	81	11,03	511	93,51
Vías Terciarias	2678	415,49	5291	820,24	2555	663,06	1033	91,09	11557	1989,88
Calles Residenciales	5603	625,45	9297	925,48	3488	459,89	874	66,94	19262	2077,76
Vías Peatonales	1123	95,21	1808	165,16	776	84,03	155	10,70	3862	355,09
Total	10398	1249,58	18019	2088,79	7331	1307,62	2203	184,79	37951	4830,79

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Al analizar la tabla 11, de la red vial según su jerarquía funcional, cantidad de tramos, longitud ante los niveles de flujos de detritos, se aprecia que las vías terciarias y calles residenciales se unen en la mayor cantidad de tramos ubicados en la categoría alta y muy alta representando juntamente $7165,95 = 7166$ tramos. En efecto, este resultado demuestra una mayor exposición de la red vial de representación local frente a ocurrencia de flujos de detritos, lo que llegaría a influir en la accesibilidad y movilidad en las zonas rurales y urbanas. Como resultado, la red vial estatal reconoce a 360 de sus 1493 en la categoría de alta y muy alta, que representa en kilómetros con 49,41 de la extensión estimada. Este resultado revela el valor de considerar estas vías dentro de las técnicas de planificación y gestión de riesgos, debido a su conectividad territorial.

Tabla 12. Distribución cantonal de la red vial según la cantidad de tramos, longitud ante los flujos de detritos.

Distribución cantonal de la red vial según la cantidad de tramos, longitud ante los flujos de detritos										
Cantones	Bajo	km	Medio	Km	Alto	km	Muy Alto	km	Total	Total (km)
Azogues	3706	295,78	5050	622,00	1900	393,40	707	57,22	11363	1368,40
Biblián	1768	180,64	1497	320,68	497	19,33	9	0,24	3771	520,89
Cañar	1965	185,05	4406	962,04	3717	857,02	1261	123,90	11349	2128,02
Déleg	565	190,61	596	34,65	31	0,61	3	0,02	1195	225,89
El Tambo	0	0	851	51,17	785	109,05	227	14,19	1863	174,40
La Troncal	2354	453,36	5678	178,33	352	6,94	12	0,18	8396	638,81
Suscal	160	4,50	198	71,37	176	30,50	14	0,56	548	106,92

Total	10518	1309,94	18276	2240,24	7458	1416,84	2233	196,30	38485	5163,33
--------------	--------------	----------------	--------------	----------------	-------------	----------------	-------------	---------------	--------------	----------------

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Al evaluar la tabla 12, consideramos un total de 38485 tramos viales (5163,33 km) en los cantones de Cañar y Azogues que representan una mayor exposición en la provincia, agrupando en su totalidad los kilómetros de la susceptibilidad alta y muy alta de ambos cantones debido a la configuración del terreno.

Por otro lado, evidenciamos como en el cantón La Troncal predomina una susceptibilidad media con 178,33 km al encontrarse ubicado en zonas planas. Además, se identificó que el Tambo presenta una alta proporción de su red vial en categorías de susceptibilidad media, alta y muy alta, donde el 100% de su red vial equivale a 174,40 km y no representa tramos con vulnerabilidad baja. Este análisis demuestra una significativa exposición de la infraestructura vial ante flujos de detritos.

Tabla 13. *Distribución parroquial de la red vial según la cantidad de tramos viales y longitud ante la amenaza de flujos de detritos.*

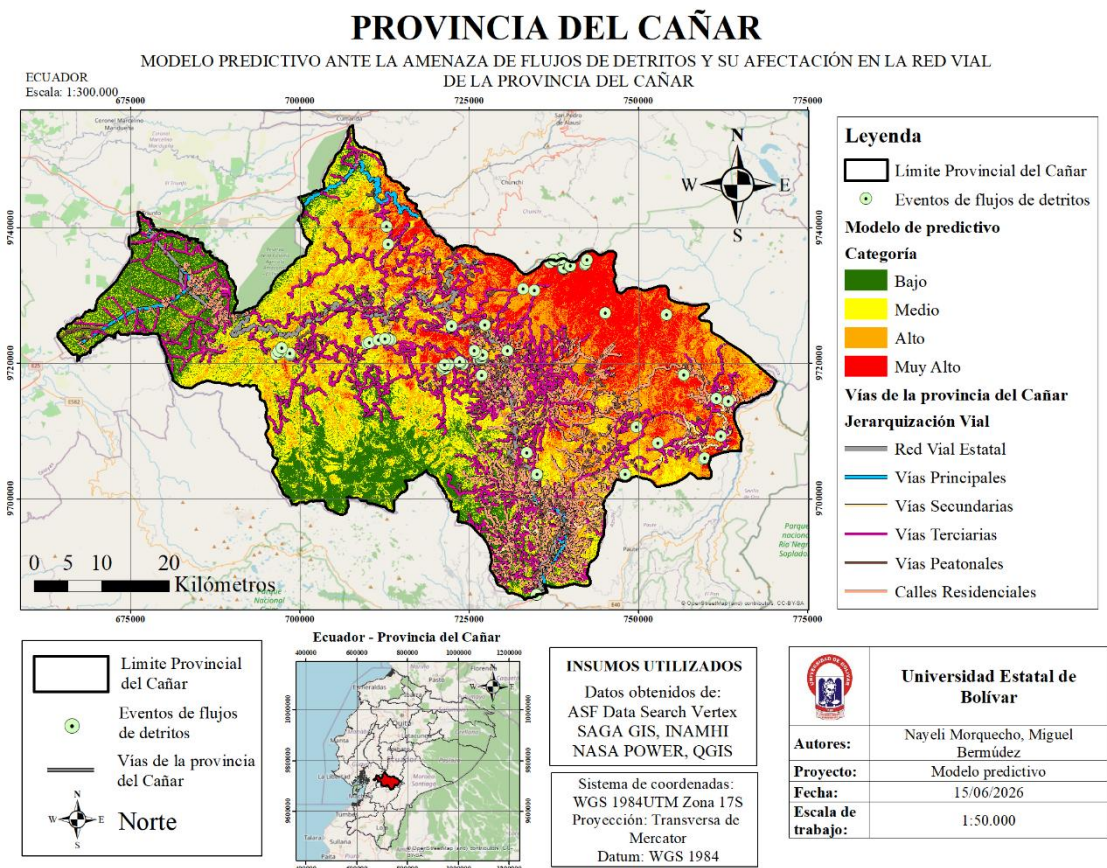
Distribución parroquial de la red vial según la cantidad de tramos viales y longitud ante la amenaza de flujos de detritos										
Parroquias	Bajo	km	Medio	km	Alto	km	Muy Alto	km	Total	Total (km)
Azogues	1844	93,33	2082	267,37	573	52,81	40	1,50	4539	415
Biblián	1036	61,22	741	182,16	290	9,88	1	0,05	2068	253,30
Cañar	65	2,08	676	156,11	768	81,46	75	9,68	1584	249,34
Chontamarca	228	15,86	264	78,74	137	40,25	32	3,34	661	138,19
Chorocopte	336	8,91	208	84,64	193	10,59	1	0,002	738	104,13
Cojitambo	242	42,50	213	38,81	27	1,42	0	0	482	82,74
Déleg	397	130,98	431	29,87	27	0,56	3	0,02	858	161,43
Ducur	332	27,03	185	102,14	193	28,82	18	0,67	728	158,66
El Tambo	0	0	851	51,17	785	109,05	227	14,19	1863	174,40
General Morales (Solarte)	18	0,27	269	36,23	146	94,38	91	13,87	524	144,76
Gualleturo	400	55,92	321	122,81	197	45,11	47	3,51	965	227,36
Guapán	306	13,16	549	118,40	354	95,58	121	4,60	1330	231,74
Honorato Vásquez	113	1,92	626	128,70	870	77,80	57	3,12	1666	211,54

(Tambo Viejo)										
Ingapirca	0	0	960	45,20	632	297,09	725	57,99	2317	400,28
Javier Loyola	671	121,61	807	81,50	59	0,80	1	0,01	1538	203,91
(Chuquipata)										
Jerusalén	308	49,11	351	45,81	85	2,46	2	0,03	746	97,41
Juncal	0	0	170	13,83	156	61,30	93	16,82	419	91,94
La Troncal	1487	290,22	3442	102,46	142	3,76	6	0,09	5077	396,54
Luís Cordero	287	9,72	221	71,12	131	8,11	2	0,05	641	89,01
Manuel	218	47,98	626	19,73	20	0,24	0	0	864	67,94
Jesús Calle										
Nazón	244	52,01	260	43,93	75	2,74	4	0,03	583	98,71
Pancho Negro	649	115,16	1610	56,14	190	2,94	6	0,09	2455	174,32
Pindilig	1	0,01	387	26,66	220	134,12	203	15,07	811	175,87
Rivera	1	0,02	233	10,88	231	119,43	275	35,33	740	165,66
San Antonio	310	54,12	349	74,92	167	19,84	22	0,77	848	149,65
San Francisco de Sageo	76	3,30	68	25,11	39	4,07	2	0,14	185	32,62
San Miguel	351	36,38	300	69,10	73	3,60	1	0,01	725	109,09
Solano	168	59,63	165	4,78	4	0,05	0	0	337	64,46
Suscal	160	4,50	198	71,37	176	30,50	14	0,56	548	106,92
Taday	3	0,02	258	40,11	232	55,29	64	3,77	557	99,20
Turupamba	104	15	77	23,67	8	0,19	0	0	189	38,85
Ventura	156	18,88	128	29,56	59	7,76	6	0,26	349	56,46
Zhud	7	0,06	250	35,16	199	91,62	94	13,88	550	140,71
Total	10518	1330,90	18276	2288,19	7458	1493,61	2233	199,44	38485	5312,14

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

En base al análisis de la tabla 13 de la distribución parroquial de la red vial según la cantidad de tramos viales y longitud ante la susceptibilidad de flujos de detritos, se demuestra que la parroquia Ingapirca representa la mayor longitud de exposición vial, clasificados en las categorías alta con 297,09 km y muy alta con 57,99 km. De igual forma, las parroquias Pindilig (134,12 km en alto y 15,07 en muy alto) y Rivera (119,43 km en alto y 35,33 km en muy alto) representan una alta proporción de su red vial en niveles altos de susceptibilidad. Por el contrario, la Troncal presenta 290,22 km de red vial en la categoría baja, mientras que Pancho Negro registra 115,16 km en esta misma categoría, dado que son sectores con pendientes suaves.

Mapa 22. *Susceptibilidad de la red vial frente a flujos de detritos en la provincia del Cañar.*



Nota: *Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.*

El mapa 22 expone que una gran parte de la red vial está expuesta a una amenaza alta y muy alta por flujos de detritos. La intersección cartográfica entre el modelo predictivo y la clasificación vial permitió evidenciar que los tramos de la Red Vial Estatal, vías principales, secundarias y terciarias se encuentran en sectores de alta susceptibilidad, lo que puede incrementar la posibilidad de afectaciones e interrupciones en la red vial.

Igualmente, los puntos de los eventos históricos exhiben una correspondencia espacial con los tramos viales clasificados en una susceptibilidad alta y muy alta, lo que demuestra la capacidad del modelo predictivo para identificar los sectores latentemente expuestos.

Tabla 14. Comparación de la exposición utilizando los dos rásters RF.

Indicador	RF 12,5 m	RF Provincia
Longitud total de red	1705,122 km	1705,122 km
Score medio de los tramos	0,179903	0,179962
Longitud con $S \geq 0.27$	275,950 km	275,887 km
Longitud con $S \geq 0.45$	42,905 km	42,920 km
% red con $S \geq 0.27$	16,184 %	16,180 %
% red con $S \geq 0.45$	2,516 %	2,517 %

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

Los resultados obtenidos mediante la superficie original y la superficie delimitada al territorio provincial fueron prácticamente equivalentes. Las diferencias en la estimación de la longitud vial fueron inferiores a 0,1 km para el umbral de 0,27 y a 0,02 km para el umbral de 0,45.

Debido a esta equivalencia y a su correspondencia estricta con el dominio geográfico del estudio, se seleccionó la superficie de susceptibilidad generada mediante Random Forest para el análisis definitivo de exposición vial.

Exposición potencial de la red vial mediante RF

De los 1705,12 km de la red vial evaluada, 275,89 km presentaron valores $S \geq 0,27$, equivalentes 16,18% de la longitud vial total.

Por otra parte 42,92 km presentaron $S \geq 0,45$, equivalentes al 2,52% de la red analizada.

Tabla 15. *Exposición longitudinal de la red vial.*

Condición	Longitud (km)	% de la red
Red vial total	1705,12	100,00
$S \geq 0.27S$	275,89	16,18
$S \geq 0.45$	42,92	2,52

Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

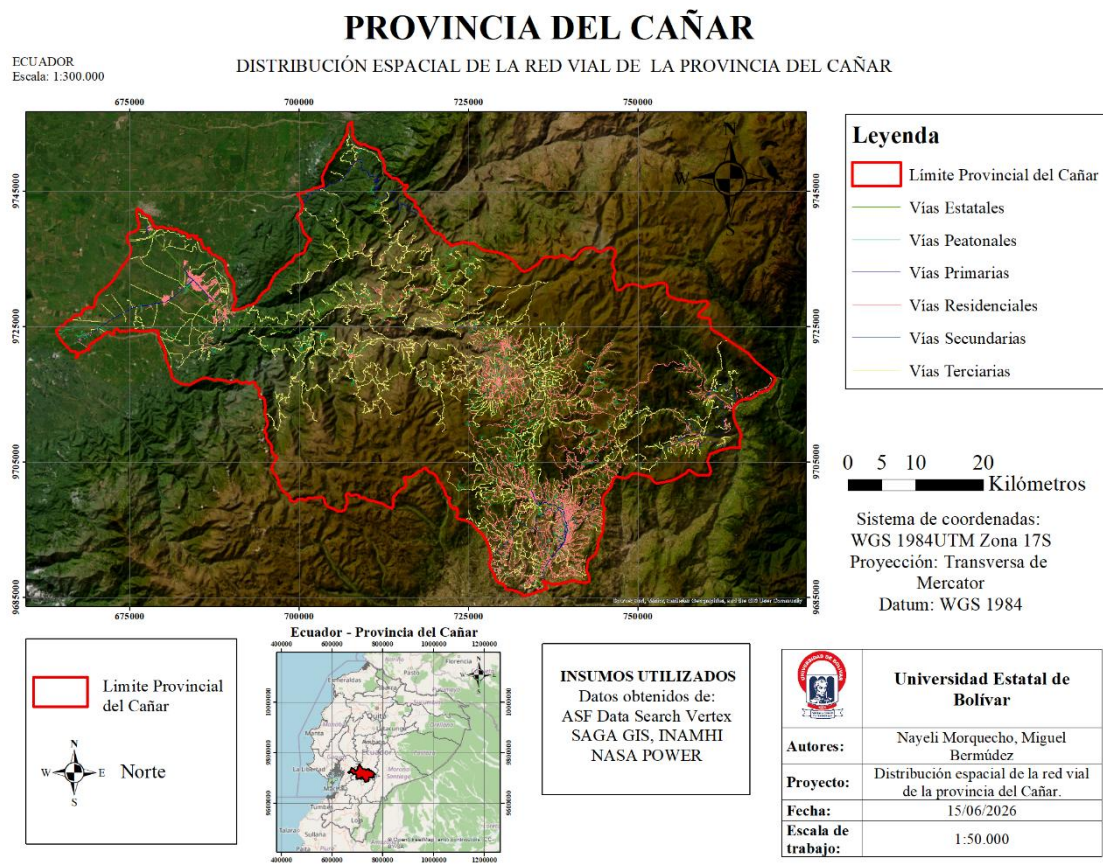
La integración de la superficie continua de susceptibilidad con la red vial permitió estimar la longitud potencialmente expuesta a diferentes niveles del score generado por Random Forest. De los 1705,12 km analizados, 275,89 km presentaron valores iguales o superiores al umbral operacional de 0,27, equivalentes al 16,18 % de la red. Adicionalmente, 42,92 km, correspondientes al 2,52 %, se localizaron en sectores con scores iguales o superiores a 0,45.

Estos valores representan exposición potencial de la infraestructura vial a condiciones espaciales de susceptibilidad y no cuantifican por sí mismos daño, pérdida económica, probabilidad temporal de interrupción ni riesgo vial.

Indicadores por tramo vial

Para cada tramo vial se calcularon los siguientes indicadores: S_{media} , S_{max} , S_{P90} , $Pcts \geq 0,27$, $Pcts \geq 0,45$, $Kms \geq 0,27$ y $Kms \geq 0,47$.

Mapa 23. Distribución espacial de la red vial de la provincia del Cañar.



Nota: Elaborado por: Morquecho, V., y Bermúdez, M., 2026.

4.4 Discusión

Los resultados obtenidos en la provincia del Cañar evidencian que la susceptibilidad a flujos de detritos debe analizarse como el resultado de la interacción de múltiples condiciones geomorfológicas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales. Esta consideración coincide con diferentes investigaciones que han abordado el fenómeno mediante la integración de factores topográficos, características de las cuencas, disponibilidad de materiales y condiciones de precipitación (Ji et al., 2020), por ejemplo, analizaron 70 quebradas con presencia de flujos de detritos en el suroeste de China mediante nueve indicadores relacionados con área de captación, gradiente longitudinal, pendiente, morfología de la cuenca, orientación del valle, disponibilidad y localización de materiales sueltos, precipitación antecedente e

intensidad de lluvia. Los autores demostraron que la susceptibilidad no depende de una única variable, sino de la interacción de diferentes condiciones ambientales.

Integración de factores condicionantes y representación de la susceptibilidad

La utilización en esta investigación de variables relacionadas con pendiente, humedad topográfica, drenaje, curvaturas del terreno, precipitación y características territoriales presenta correspondencia con los factores considerados en estudios previos sobre flujos de detritos. Sin embargo, esta coincidencia no implica que todas las variables posean la misma importancia en diferentes territorios, puesto que su influencia depende de las condiciones geomorfológicas, geológicas y climáticas locales.

Según (Zhang et al., 2019) al analizar deslizamientos y flujos de detritos inducidos por precipitación en la provincia de Shaanxi, China, encontraron que la cantidad, duración e intensidad de la precipitación, junto con la pendiente del terreno, constituyeron factores dominantes. Los autores también identificaron influencia de la cobertura del suelo y observaron diferencias entre la respuesta de los deslizamientos y los flujos de detritos frente a determinados factores.

Este antecedente guarda relación con la inclusión de pendiente, precipitación y cobertura dentro del modelamiento desarrollado para Cañar y refuerza la necesidad de integrar variables de diferente naturaleza en lugar de explicar la susceptibilidad mediante un único factor.

De manera complementaria, (Qing et al., 2020) desarrollaron un análisis de susceptibilidad a flujos de detritos a lo largo de la carretera Karakoram entre China y Pakistán, utilizando 544 cuencas y 17 factores relacionados con geomorfología, materiales del suelo y condiciones desencadenantes. Entre las variables con mayor importancia encontraron indicadores geomorfológicos como Melton Ratio, densidad de

drenaje, índice hipsométrico y pendiente media. Este resultado evidencia la importancia que pueden adquirir las características geomorfológicas y de drenaje dentro del modelamiento de flujos de detritos.

Estos antecedentes permiten interpretar la incorporación de pendiente, índice topográfico de humedad, distancia a la red del canal y curvaturas en el modelo de Cañar como variables destinadas a representar diferentes componentes de la configuración topográfica e hidrológica del territorio. No obstante, la presente investigación no pretende establecer relaciones causales individuales entre cada predictor y la ocurrencia del fenómeno, sino utilizar su información conjunta para discriminar espacialmente condiciones asociadas con la susceptibilidad.

La precipitación requiere una consideración particular. (Ji et al., 2020) incorporaron precipitación antecedente e intensidad de lluvia, mientras (Zhang et al., 2019) analizaron cantidad, duración e intensidad de precipitación. En contraste, el modelo principal desarrollado para Cañar utiliza precipitación media anual 1991–2020. En consecuencia, esta variable representa principalmente diferencias climáticas espaciales de largo plazo y no las características específicas de una tormenta desencadenante.

Esta diferencia es fundamental para establecer el alcance del modelo. La superficie generada en Cañar representa susceptibilidad espacial, es decir, dónde existen condiciones relativamente más favorables para el fenómeno según las variables incorporadas, pero no permite determinar cuándo ocurrirá un flujo de detritos. La incorporación futura de precipitación antecedente, intensidad, duración o umbrales de lluvia permitiría avanzar hacia aproximaciones de carácter temporal o dinámico.

Comparación de diferentes aproximaciones de modelamiento

Esta investigación produjo 16 configuraciones espaciales mediante diferentes combinaciones de variables. Las diferencias observadas entre estas superficies muestran que la representación de la susceptibilidad depende de las variables seleccionadas y de la metodología utilizada para integrarlas.

Este comportamiento coincide con lo reportado por (Carrara et al., 2008) quienes compararon cinco modelos de susceptibilidad a flujos de detritos en los Alpes italianos. Los modelos diferían tanto en el enfoque utilizado estadístico o físicamente basado, como en la unidad territorial de análisis, unidades de pendiente o celdas ráster. Los autores encontraron diferencias entre las representaciones obtenidas y destacaron factores como pendientes elevadas, ausencia o tipo de cobertura vegetal, disponibilidad de materiales detríticos y procesos erosivos activos.

La comparación con (Carrara et al., 2008) permite interpretar las diferencias entre las configuraciones desarrolladas para Cañar como una consecuencia esperable de las decisiones metodológicas. Por ello, el hecho de que una configuración concentre un mayor número de ocurrencias históricas en categorías altas no demuestra automáticamente que posea mayor capacidad para predecir nuevas ocurrencias.

Esta distinción es importante para interpretar el modelo 14 del enfoque geoespacial. Su elevada correspondencia con las ocurrencias históricas constituye evidencia de concordancia espacial con el inventario utilizado, pero no equivale a una evaluación independiente de generalización predictiva. Esta limitación motivó la incorporación posterior de modelos supervisados y procedimientos específicos de validación espacial.

Comparación de Random Forest y Regresión Logística con estudios similares

La segunda aproximación de esta investigación permitió comparar Random Forest (RF) y Regresión Logística (LR). Los resultados obtenidos mediante validación cruzada espacial anidada mostraron un comportamiento agregado favorable de RF, aunque la comparación de las predicciones OOF evidenció que las diferencias entre ambos algoritmos no deben interpretarse como una superioridad absoluta de Random Forest.

Este comportamiento puede analizarse frente a estudios específicamente orientados a susceptibilidad de flujos de detritos. Una investigación particularmente relevante es la desarrollada a escala nacional en China (Huang et al., 2022), en la que se compararon Information Value (IV), Regresión Logística y Random Forest utilizando doce factores causales. Los autores obtuvieron AUC de 0,8198 para IV, 0,7996 para LR y 0,9738 para RF, concluyendo que RF presentó el mejor desempeño bajo el procedimiento de evaluación aplicado en ese estudio.

Este antecedente presenta una coincidencia parcial con los resultados de Cañar. En ambos estudios RF mostró un comportamiento favorable frente a LR bajo determinadas evaluaciones; sin embargo, la magnitud de las diferencias es considerablemente distinta. Mientras el estudio realizado en China reportó un AUC de 0,9738 para RF, la validación espacial anidada desarrollada en Cañar produjo un ROC-AUC medio de aproximadamente 0,806.

Esta diferencia no debe interpretarse automáticamente como un menor desempeño metodológico del modelo desarrollado para Cañar. Los valores de AUC obtenidos en investigaciones diferentes dependen del inventario, número de observaciones, selección de muestras negativas, predictores, resolución espacial,

extensión territorial y, especialmente, del procedimiento de validación utilizado. Por tanto, los valores absolutos de AUC entre estudios distintos deben compararse con precaución.

Según (Di et al., 2019) proporcionan otro antecedente relevante. Los autores analizaron 3.839 eventos de flujos de detritos registrados entre 1949 y 2017 en Sichuan, China, y utilizaron Gradient Boosting Machine (GBM), comparándolo con Regresión Logística, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine y redes neuronales. El modelo GBM obtuvo una exactitud predictiva de 82 % y AUC de 0,88, superando a los modelos utilizados como referencia. Entre las variables de mayor importancia identificaron rango de elevación, precipitación e índice de aridez.

La comparación con (Di et al., 2019) respalda la utilización de algoritmos capaces de representar relaciones complejas y no lineales entre los factores condicionantes. No obstante, también muestra que no existe un algoritmo universalmente superior: en aquel estudio GBM presentó el mejor desempeño, mientras que en otras investigaciones RF, SVM u otros algoritmos han resultado seleccionados.

4.5 Comprobación de hipótesis

Con el propósito de integrar los resultados obtenidos mediante los diferentes procedimientos de evaluación, la tabla 16 sintetiza las principales evidencias estadísticas y espaciales utilizadas para la comprobación de la hipótesis de investigación. La decisión se fundamentó principalmente en la capacidad discriminativa fuera de muestra del modelo, complementada por la evaluación de su incertidumbre, la prueba de permutación, el comportamiento bajo validación espacial y la aplicación territorial de la superficie de susceptibilidad sobre la red vial.

Tabla 16. *Síntesis de evidencias para la comprobación de la hipótesis*

Componente evaluado	Procedimiento	Resultado principal	Interpretación
Discriminación RF	ROC-AUC OOF	0,7817	Capacidad discriminativa fuera de muestra
Incertidumbre	Bootstrap, 10.000 remuestreos	IC95 %: 0,7272–0,8332	Intervalo completamente superior a 0,50
Contrastación	Permutación OOF por fold, 9.999 iteraciones	p = 0,0001	Evidencia contra H ₀ de ausencia de discriminación
Desempeño espacial	Nested Spatial CV	AUC medio = 0,8064	Capacidad predictiva evaluada mediante particiones espaciales
Desbalance de clases	PR-AUC medio	0,5932	Evidencia complementaria de desempeño
Error probabilístico	Brier Score medio	0,1329	Evaluación del error de las probabilidades predichas
Umbral operacional	S* = 0,27	Sens. = 0,6941; Esp. = 0,7444	Compromiso entre detección y discriminación
Clasificación	Balanced Accuracy	0,7193	Desempeño balanceado entre las clases

Comparación RF– LR	Bootstrap pareado	$\Delta AUC =$ –0,0190; IC95 % [–0,0779; 0,0406]	Sin evidencia suficiente de diferencia global en AUC OOF
Exposición vial	Integración espacial	275,89 km $\geq$ 0,27	16,18 % de la red vial analizada
Exposición vial restrictiva	Integración espacial	42,92 km $\geq$ 0,45	2,52 % de la red vial analizada
Contrastación estadística	$\alpha = 0,05$	$p = 0,0001$	Se rechaza H_0 respecto de la ausencia de capacidad discriminativa

La evidencia obtenida permite establecer que el modelo Random Forest presentó capacidad discriminativa fuera de muestra, con un ROC-AUC OOF de 0,7817 y un intervalo de confianza del 95 % comprendido entre 0,7272 y 0,8332. La prueba de permutación restringida por fold produjo un valor de $p = 0,0001$, inferior al nivel de significancia establecido de $\alpha = 0,05$.

Adicionalmente, el modelo presentó una sensibilidad de 69,41 %, especificidad de 74,44 % y exactitud balanceada de 71,93 % al aplicar el umbral operacional de 0,27. La evaluación mediante validación cruzada espacial anidada mostró, además, un ROC-AUC medio de 0,8064 para Random Forest.

En consecuencia:

$$p = 0.0001 < 0.05$$

por lo que se rechaza la hipótesis nula en lo referente a la ausencia de capacidad discriminativa del componente predictivo y se encuentra evidencia estadística compatible con la hipótesis de investigación de que la integración de las variables utilizadas permite construir un modelo con capacidad para discriminar espacialmente la susceptibilidad a flujos de detritos dentro del área estudiada.

Por otra parte, la integración de la superficie continua con la red vial permitió identificar 275,89 km de infraestructura con valores de susceptibilidad iguales o superiores a 0,27 y 42,92 km con valores iguales o superiores a 0,45. Esta segunda evidencia confirma la aplicabilidad territorial del modelo para cuantificar exposición potencial, pero corresponde a un análisis espacial y no a una prueba inferencial de daño vial.

Por tanto, la comprobación de la hipótesis se sustenta conjuntamente en evidencia estadística de capacidad predictiva fuera de muestra y evidencia geoespacial de aplicabilidad sobre la red vial, sin interpretar los resultados como predicción temporal de ocurrencia, estimación directa de daño o cuantificación integral del riesgo.

CAPÍTULO V.

CONCLUSIONES

La investigación permitió desarrollar y comparar dos aproximaciones para el análisis de la susceptibilidad a flujos de detritos en la provincia del Cañar, una basada en la integración geoespacial de variables geomorfométricas, hidrológicas e hidrometeorológicas mediante 16 configuraciones de modelamiento y otra sustentada en algoritmos supervisados de Regresión Logística y Random Forest. La coexistencia de ambos enfoques permitió conservar los productos cartográficos originales y, al mismo tiempo, incorporar una evaluación predictiva espacial más rigurosa.

Respecto al primer objetivo específico, se construyeron 16 modelos espaciales de susceptibilidad a flujos de detritos mediante la integración de variables geomorfométricas, hidrológicas, hidrometeorológicas y territoriales. El modelo 14 presentó la mayor correspondencia espacial con los registros históricos, concentrando el 91,11% de las ocurrencias en las categorías alta y muy alta de susceptibilidad. Además, para el modelamiento predictivo mediante aprendizaje automático se utilizaron 85 ocurrencias históricas y 270 pseudoausencias, conformando una base de 355 registros.

En relación con el segundo objetivo específico, la validación cruzada espacial anidada permitió comparar la Regresión Logística y Random Forest. Random Forest presentó un ROC-AUC de 0,8084. PR-AUC de 0,5932 y Brier Score de 0,1329, por lo que fue seleccionado para generar la superficie continua de susceptibilidad. El umbral operacional fue 0,27, con una sensibilidad de 0,6941 y especificidad de 0,7444.

Respecto al tercer objetivo específico, la integración de la superficie continua de susceptibilidad con los 1705,12 km de red vial permitió identificar que 275,89 km (16,18 %) presentan valores de susceptibilidad $\geq 0,27$, mientras que 42,92 km (2,52 %) presentan valores $\geq 0,45$. Estos resultados permiten identificar sectores prioritarios para

inspección, monitoreo y estudios específicos, sin representar directamente daño, riesgo vial o probabilidad temporal de ocurrencia.

El modelo predictivo desarrollado mediante Random Forest y validación espacial permitió representar la susceptibilidad espacial a flujos de detritos en la provincia del Cañar y relacionarla con la red vial, generando información que puede servir como apoyo para la identificación de sectores prioritarios para la evaluación y gestión territorial.

RECOMENDACIONES

A partir de los resultados obtenidos, las limitaciones identificadas durante el modelamiento y las posibilidades de aplicación del producto generado, se establecen las siguientes recomendaciones:

Actualizar periódicamente el inventario histórico de flujos de detritos, incorporando nuevos eventos con información precisa sobre la localización, fecha, magnitud y condiciones asociadas, con el propósito de fortalecer el entrenamiento y validación futura del modelo.

Validar el modelo con eventos independientes que no hayan sido utilizados durante su entrenamiento, manteniendo procedimientos de validación espacial y verificando la estabilidad del umbral operacional de 0,27 ante nuevos registros.

Incorporar información de precipitación con mayor resolución temporal y espacial, incluyendo registros de estaciones meteorológicas, productos satelitales y series diarias, para complementar el análisis de susceptibilidad con información relacionada con las condiciones desencadenantes de los flujos de detritos.

Utilizar la superficie continua generada mediante Random Forest como herramienta de apoyo para identificar sectores prioritarios de la red vial, complementando los resultados con inspecciones de campo y estudios topográficos, geomorfológicos, hidrológicos o geotécnicos de mayor detalle.

Incorporar los productos generados como información de apoyo para la planificación y gestión de la infraestructura vial de la provincial del Cañar, especialmente para orientar actividades de monitoreo, mantenimiento preventivo y priorización de estudios. La superficie de susceptibilidad debe considerarse un insumo de escala provincial y no sustituir estudios técnicos específicos en los sectores intervenidos.

BIBLIOGRAFÍA

- Abarca, O., & Bernabé, M. (2011). Desarrollo De Un Indicador Para Valorar La Disponibilidad Potencial Distribuida De Recursos Hídricos A Partir De Variables Geomorfométricas. *Revista Geografica Venezolana*, 52(1), 11–29.
- Acero, S. (2019). *Predicción de flujos de detritos detonados por lluvias extremas mediante exportación de modelos estocásticos: aplicación en la cuenca de la Quebrada Grande (Labranzagrande- Boyacá, Colombia)*. 142.
<https://repositorio.unal.edu.co/items/99b65e02-536e-4d28-a7e9-fe517fa9e23b>
- Acosta, J., & Salazar, H. (2021). Método del Código Orgánico de Organización Territorial, Autonomía y Descentralización en la dirección postal del Ecuador. 593
Digital Publisher CEIT, 6(6–1), 5–18. <https://doi.org/10.33386/593dp.2021.6-1.923>
- Alfaro, E., & Benedicto, G. (2007). Evaluación de riesgo por ocurrencia de flujo de detritos en un centro poblado rural. In *No. 2019/1* (pp. 1–20). moz-extension://0e3db551-0fe0-4752-9402-ba2e01ca72eb/enhanced-reader.html?openApp&pdf=https%3A%2F%2Feclass.duth.gr%2Fmodules%2Fdocument%2Ffile.php%2FKOM03138%2F%25CE%2591%25CE%259D%25CE%2591%25CE%259B%25CE%25A5%25CE%25A3%25CE%2597%2520%25CE%2593%25CE%25A1
- Álvarez, M. (2013). *Modelización a escala regional de flujos de detritos en el Parque Provincial Aconcagua, Mendoza, Argentina | Enhanced Reader*.
- Angilleiri, E. (2011). [Inventario de procesos de remoción en masa de un sector del departamento Iglesia, San Juan]. *Revista de La Asociacion Geologica Argentina*, 68(2), 225–232.
https://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0004-

48222011000200006&lng=es&nrm=iso&tlng=es

- Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y. (2006). Modelando la segregación residencial con indicadores locales de autocorrelación espacial Una herramienta metodológica para el estudio de las desigualdades espaciales urbanas. In *Geographical Analysis* (Vol. 38, Number 1, pp. 5–22). <https://doi.org/10.1111/j.0016-7363.2005.00671.x>
- Arce, S., Geraldi, A., & Barragán, F. (2026). *Validación cruzada y mejora de clasificación supervisada en coberturas de la tierra del partido de Puan mediante GEE y WorldCover*.
<https://portal.amelica.org/ameli/journal/739/7395700002/html/>
- Asamblea Constituyente de Montecristi. (2008). *CONSTITUCIÓN DE LA REPÚBLICA DEL ECUADOR*.
- Barrios, P. (2021). Los efectos de la red vial en el comportamiento de viaje de las personas. *Revista Arquitectura +*, 6(11), 2–20.
<https://doi.org/10.5377/arquitectura.v6i11.11722>
- Callejas, B., & Magri, E. (2010). *UNIVERSIDAD DE CHILE FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS DEPARTAMENTO DE INGENIERIA DE MINAS COMPARACIÓN DE MÉTODOS PARA CO-SIMULACIÓN DE LEYES MINERALES MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS*.
- Carrara, A., Crosta, G., & Frattini, P. (2008). Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment. *Geomorphology*, 94(3–4), 353–378.
<https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.033>
- Carreton, A. (2022). Los Sistemas de Información Geográfica Los Sistemas de Información Geográfica. *Patrimonio Inteligente*, 789–804.
- Castellanos, L. (2017). Álgebra De Mapas Con Datos Vectoriales. *Cenrto Publico de*

Investigacion.

<https://centrogeo.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1012/153/1/09->

Algebra de Mapas con Datos Vectoriales - Diplomado en Análisis de Información Geoespacial.pdf

Cenepred. (2025). DETERMINACIÓN DE LAS ZONAS SUSCEPTIBLES Y ELEMENTOS EXPUESTOS (VIVIENDAS Y POBLACIÓN) A FLUJO DE DETRITOS EN LA QUEBRADA RAYO DEL SOL DEL DISTRITO DE LURIGANCHO CHOSICA MEDIANTE EL MODELO DE RANDOM FOREST. No. 2019/1, 1–20. moz-extension://0e3db551-0fe0-4752-9402-ba2e01ca72eb/enhanced-reader.html?openApp&pdf=https%3A%2F%2Fclass.duth.gr%2Fmodules%2Fdocument%2Ffile.php%2FKOM03138%2F%25CE%2591%25CE%259D%25CE%2591%25CE%259B%25CE%25A5%25CE%25A3%25CE%2597%2520%25CE%2593%25CE%25A1

Chimborazo, M. (2019). Facultad De Ciencias Agropecuarias , Recursos. *Universidad Técnica De Babahoyo*, 1(2), 131.

<http://www.dspace.ueb.edu.ec/bitstream/123456789/1143/1/125.pdf>

Constitución de la República del Ecuador. (2008). *ORGANO DEL GOBIERNO DEL ECUADOR*.

Corba, W., & Bennasar, F. (2024). Techniques and applications of Machine Learning and Artificial Intelligence in education: a systematic review. *RIED-Revista Iberoamericana de Educacion a Distancia*, 27(1), 209–253.

<https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37491>

Correa, J., & García, B. (2024). Revisión de conceptos básicos del aprendizaje automático y sus algoritmos de implementación. *Revista Lumen Gentium*, 8(2),

133–152.

<https://www.revistas.unicatolica.edu.co/revista/index.php/LumGent/article/view/81>

2

Delgado Rodríguez, M., & Llorca Díaz, J. (2004). Estudios longitudinales: Concepto y particularidades. In *Revista Espanola de Salud Publica* (Vol. 78, Number 2, pp. 141–148).

Di, B., Zhang, H., Liu, Y., Li, J., Chen, N., Stamatopoulos, C. A., Luo, Y., & Zhan, Y. (2019). Assessing Susceptibility of Debris Flow in Southwest China Using Gradient Boosting Machine. *Scientific Reports*, 9(1), 12532-.

<https://doi.org/10.1038/s41598-019-48986-5>

Díaz. (2023). *Modelamiento geoespacial para identificar zonas vulnerables a movimientos de masa en el distrito de Chugur provincia de Hualgayoc* [Universidad Nacional Autónoma de Chota].

<https://hdl.handle.net/20.500.14142/1067>

Díaz, C., & Valiente, L. (2024). La dramática pérdida de potencia estadística al dicotomizar variables continuas. In *Revista de Neurologia* (Vol. 78, Number 1, pp. 27–29). <https://doi.org/10.33588/rn.7801.2023163>

Durán, J. (2025). *Aplicación de un modelo Random Forest en la evaluación de la susceptibilidad a deslizamientos bajo escenarios de cambio climático: un estudio de caso*. <https://repositorio.unal.edu.co/items/a1ac8d07-2d3c-4988-b132-282a1b467096>

Esper, M. (2014). Susceptibilidad a La Ocurrencia De Flujos De. *Revista de La Asociación Geológica Argentina*, 71(2), 267–274.

Frau, C. M., Pino, L. M., Rojas, Y. O., & Hernández, Y. M. (2011). Digital elevation model generalization constrained by critical points of the terrain. *Boletim de*

- Ciencias Geodesicas*, 17(3), 439–457. <https://doi.org/10.1590/s1982-21702011000300007>
- Gouy-Gilbert, C. (2019). Datos generales. In *Ocumicho y Patamban* (pp. 9–15). <https://doi.org/10.4000/books.cemca.5418>
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., & Ardizzone, F. (2005). Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72(1–4), 272–299. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.06.002>
- Hu, J., & Szymczak, S. (2023). A review on longitudinal data analysis with random forest. In *Briefings in Bioinformatics* (Vol. 24, Number 2). Oxford Academic. <https://doi.org/10.1093/bib/bbad002>
- Huang, H., Wang, Y., Li, Y., Zhou, Y., & Zeng, Z. (2022). Debris-Flow Susceptibility Assessment in China: A Comparison between Traditional Statistical and Machine Learning Methods. *Remote Sensing*, 14(18), 4475. <https://doi.org/10.3390/rs14184475>
- Ismael, R., Pérez, G., Fernandes, D., Latorre, P., & López, C. (2025). Simulador docente para la comprensión de la construcción de árboles de decisión ID3. *Actas de Las Jenui*, 10. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.RWeka>
- Iverson, R. M. (1997). The physics of debris flows. *Reviews of Geophysics*, 35(3), 245–296. <https://doi.org/10.1029/97RG00426>
- Ji, F., Dai, Z., & Li, R. (2020). A multivariate statistical method for susceptibility analysis of debris flow in southwestern China. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20(5), 1321–1334. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-1321-2020>
- Jiménez, E., Hernández, Y., Hernández, J., Martínez, A., & Estrada, H. (2023). Configuración de hiperparámetros mediante algoritmos de optimización: Aplicación en la predicción de enfermedades cardiovasculares Hyperparameter

- Configuration by Optimization Algorithms: Application in the Prediction of Cardiovascular Disease. *Research in Computing Science*, 152(8), 2023.
https://rcs.cic.ipn.mx/2023_152_8/
- Manzano, J., & Sevilla, A. (2020). *Análisis de datos panel para variables caa tegóricas*
 Tutora: María Dolores Cubiles de la Vega.
- Martínez, M. (2017). Muestreo de pseudo-ausencias en modelos de distribución de especies y transferibilidad en condiciones de cambio climático. *Muestreo de Pseudo-Ausencias En Modelos de Distribución de Especies y Transferibilidad En Condiciones de Cambio Climático*.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=211419&info=resumen&idioma=SPA>
- Martos, S., Medina, I. M., Álvarez, C., Ortega, L., & Álvarez, C. (2024). Predictor variables of contraceptive method use in young people: A systematic review. *Atencion Primaria*, 56(4), 102773. <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2023.102773>
- Mejía, M., & García, A. (2025). *Teoría y aplicación de curvas ROC con estimadores de validación cruzada para datos con observaciones faltantes*. Universidad Nacional de Colombia. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/89716>
- Menoscal, J., & Córdova, M. (2022). La planificación local y su enfoque de gestión de riesgos en el Ecuador a partir del terremoto de 2016. *Quivera Revista de Estudios Territoriales*, 24(1), 65. <https://doi.org/10.36677/qret.v24i1.15859>
- Montero, J. C. (2008). *Curitiba (Brasil)*.
- Morales, V., & Garcia, B. (2023). MTest: a Bootstrap Test for Multicollinearity. *Revista Politecnica*, 51(2), 53–62. <https://doi.org/10.33333/rp.vol51n2.05>
- Ochoa, Y., Alonso, B., Alegre, R., Gerardo, L., Medina, G., & Iván, R. (2026). *Evaluación del riesgo de deslizamientos mediante algoritmos de machine learning*

- en el distrito de Quinistaquillas, Moquegua - 2024, para mejorar la prevención y gestión de desastres naturales.* Universidad Católica de Santa María.
<https://hdl.handle.net/20.500.12920/16964>
- Pauta, F. (2019). ¿Son técnicamente viables los planes de uso y gestión de suelo previstos por la ley ecuatoriana de ordenamiento territorial? *Eidos*, (13), 39–54.
<https://doi.org/10.29019/eidos.v13i1.543>
- Pereira, A. (2009). *ANALISIS PREDICTIVO DE DATOS MEDIANTE TECNICAS DE REGRESION ESTADISTICA.*
- Poslavskaya, E., & Korolev, A. (2023). *Encoding categorical data: Is there yet anything “hotter” than one-hot encoding?* <https://arxiv.org/abs/2312.16930v1>
- Qing, F., Zhao, Y., Meng, X., Su, X., Qi, T., & Yue, D. (2020). Application of machine learning to debris flow susceptibility mapping along the China-Pakistan Karakoram Highway. *Remote Sensing*, 12(18), 2933.
<https://doi.org/10.3390/RS12182933>
- Rodríguez, M., Murillo, B., Garibay, A., Trujillo, J. G., Pacheco, F., & Suástegui, M. (2022). Natrum muriaticum modifies productive response variables in *Salicornia bigelovii* (Torr.). *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 13(28 Special Issue), 161–172. <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i28.3271>
- Romero, J., Muñoz, B., & Critina, D. (2023). *Vista de Seguridad pública en el Ecuador.*
<https://ciencialatina.org/index.php/cienciala/article/view/8302/12501>
- Salas, R. (2024). Análisis sobre las plataformas LMS considerando el deep learning y random forest. *Sistemasusables.Com.*
<https://revistascientificas.us.es/index.php/fuentes/article/view/24123/22578>
- Secretaría Nacional de Gestión de Riesgos. (2024). “GUÍA DE ACCIONES DE PREVENCIÓN Y MITIGACIÓN ANTE ÉPOCA SECA PARA GOBIERNOS

AUTÓNOMOS DESCENTRALIZADOS.” In No. 2019/1 (pp. 1–20). moz-extension://0e3db551-0fe0-4752-9402-ba2e01ca72eb/enhanced-reader.html?openApp&pdf=https%3A%2F%2Fclass.duth.gr%2Fmodules%2Fdocument%2Ffile.php%2FKOM03138%2F%25CE%2591%25CE%259D%25CE%2591%25CE%259B%25CE%25A5%25CE%25A3%25CE%2597%2520%25CE%2593%25CE%25A1

Sepúlveda, A., Patiño, J., & Pineda, E. (2016). Metodología para evaluación de riesgo por flujo de detritos detonados por lluvia: caso Útica, Cundinamarca, Colombia. *Obras y Proyectos*, (20), 31–43. <https://doi.org/10.4067/s0718-28132016000200003>

Silva, P. (2026). *Comparación de metodologías de análisis de susceptibilidad por movimientos en masa aplicado en un área de la cuenca del río Bogotá*. <https://repositorio.unal.edu.co/items/c04f77ad-1d17-4612-a68b-8ce3ec0203bb>

Sugawara, E., & Nikaido, H. (2014). Properties of AdeABC and AdeIJK efflux systems of *Acinetobacter baumannii* compared with those of the AcrAB-TolC system of *Escherichia coli*. *Antimicrobial Agents and Chemotherapy*, 58(12), 7250–7257. <https://doi.org/10.1128/AAC.03728-14>

Toro, L. (2016). Actualidad Contable Faces. *UNIVERSIDAD DE LOS ANDES MERIDA - VENEZUELA*, 16(27), 4–4. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=25701406>

Vide, J. (2009). Conceptos previos y conceptos nuevos en el estudio del cambio climático reciente. *Investigaciones Geográficas*, 49(49), 51. <https://doi.org/10.14198/ingeo2009.49.03>

Zhang, K., Wang, S., Bao, H., & Zhao, X. (2019). Characteristics and influencing factors of rainfall-induced landslide and debris flow hazards in Shaanxi Province, China. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 19(1), 93–105.

<https://doi.org/10.5194/nhess-19-93-2019>

ANEXOS

Anexo 1: Inventario de eventos.

PROVINCIA	X	Y	EVENTO
AZUAY	766287,8	9713032,23	Flujos de detritos
CAÑAR	726846,67	9718206,78	Flujos de detritos
CAÑAR	761539,01	9714791,02	Flujos de detritos
CAÑAR	726915,97	9720609,51	Flujos de detritos
CAÑAR	734951,66	9703398,22	Flujos de detritos
CAÑAR	735020,5	9703325,77	Flujos de detritos
CAÑAR	734974,62	9703618,63	Flujos de detritos
CAÑAR	733504,91	9706731,87	Flujos de detritos
CAÑAR	724078,97	9719820,49	Flujos de detritos
CAÑAR	724023,96	9719856,52	Flujos de detritos
CAÑAR	723662,53	9719982,72	Flujos de detritos
CAÑAR	723656,16	9720037,7	Flujos de detritos
CAÑAR	723595,02	9720132,14	Flujos de detritos
CAÑAR	732947,61	9730988,63	Flujos de detritos
CAÑAR	754131,26	9727165,28	Flujos de detritos
CAÑAR	762163,81	9709243,38	Flujos de detritos
CAÑAR	759741,92	9705974,43	Flujos de detritos
CAÑAR	759599,9	9705821,7	Flujos de detritos
CAÑAR	727281,25	9725655,31	Flujos de detritos
CAÑAR	722369,42	9725523,68	Flujos de detritos
CAÑAR	734622,83	9730708,51	Flujos de detritos
CAÑAR	730610,29	9721823,75	Flujos de detritos
CAÑAR	756657,61	9718276,71	Flujos de detritos
CAÑAR	747975,8	9703602,43	Flujos de detritos
CAÑAR	734889,66	9685848,88	Flujos de detritos
CAÑAR	734924,33	9685831,45	Flujos de detritos
CAÑAR	738235,52	9735288,59	Flujos de detritos
CAÑAR	736868,98	9734876,04	Flujos de detritos
CAÑAR	737531,93	9735291,9	Flujos de detritos
CAÑAR	737606,5	9735164,14	Flujos de detritos
CAÑAR	738942,57	9733951,2	Flujos de detritos
CAÑAR	738912,61	9733863,42	Flujos de detritos
CAÑAR	738962,39	9733895,09	Flujos de detritos
CAÑAR	738917,2	9733881	Flujos de detritos
CAÑAR	738931,54	9734015,7	Flujos de detritos
CAÑAR	738922,62	9734071,68	Flujos de detritos
CAÑAR	738958,67	9734073,84	Flujos de detritos
CAÑAR	738539,47	9735432,24	Flujos de detritos
CAÑAR	738546,7	9735432,78	Flujos de detritos
CAÑAR	738552,71	9735430,45	Flujos de detritos
CAÑAR	738553,84	9735443,05	Flujos de detritos

CAÑAR	739889,44	9734353,54	Flujos de detritos
CAÑAR	739869,93	9734330,9	Flujos de detritos
CAÑAR	739881,75	9734275,91	Flujos de detritos
CAÑAR	739870,99	9734295,17	Flujos de detritos
CAÑAR	742406,59	9735220,73	Flujos de detritos
CAÑAR	742127,93	9734690,57	Flujos de detritos
CAÑAR	742088,99	9734551,26	Flujos de detritos
CAÑAR	745085,88	9727394,91	Flujos de detritos
CAÑAR	698492,99	9721226,4	Flujos de detritos
CAÑAR	698504,35	9721400,78	Flujos de detritos
CAÑAR	697289,56	9722204,52	Flujos de detritos
CAÑAR	697181,99	9721703,49	Flujos de detritos
CAÑAR	696508,47	9721319,9	Flujos de detritos
CAÑAR	696846,27	9721744,2	Flujos de detritos
CAÑAR	752852,66	9708168,82	Flujos de detritos
CAÑAR	749695,22	9710596,43	Flujos de detritos
CAÑAR	712805,37	9740188,9	Flujos de detritos
CAÑAR	713014,58	9737575,94	Flujos de detritos
CAÑAR	726891,99	9721207,58	Flujos de detritos
CAÑAR	726844,94	9720641,48	Flujos de detritos
CAÑAR	726706,62	9720605,64	Flujos de detritos
CAÑAR	726679,91	9720600,81	Flujos de detritos
CAÑAR	726490,7	9720459,43	Flujos de detritos
CAÑAR	726466,91	9720468,87	Flujos de detritos
CAÑAR	726425,86	9720469,6	Flujos de detritos
CAÑAR	726386,82	9720474,86	Flujos de detritos
CAÑAR	726370,82	9720480,85	Flujos de detritos
CAÑAR	726651,42	9720520,12	Flujos de detritos
CAÑAR	726746,5	9720641,74	Flujos de detritos
CAÑAR	726965,34	9721233,79	Flujos de detritos
CAÑAR	726778,09	9721067,18	Flujos de detritos
CAÑAR	725972,17	9721500,68	Flujos de detritos
CAÑAR	725716,6	9721820,49	Flujos de detritos
CAÑAR	713409,51	9723451,81	Flujos de detritos
CAÑAR	713133,65	9723525,2	Flujos de detritos
CAÑAR	712556,43	9723581,45	Flujos de detritos
CAÑAR	712681,34	9723502,3	Flujos de detritos
CAÑAR	711609,62	9723424,01	Flujos de detritos
CAÑAR	710208,4	9723005,12	Flujos de detritos
CAÑAR	709922,68	9722873,71	Flujos de detritos
CAÑAR	721334,07	9719774,72	Flujos de detritos
CAÑAR	721447,84	9719708,55	Flujos de detritos
CAÑAR	721648,95	9719727,18	Flujos de detritos
CAÑAR	721754,83	9719738,98	Flujos de detritos
CAÑAR	721867,63	9719769,34	Flujos de detritos
CAÑAR	721066,23	9719465,72	Flujos de detritos

CAÑAR	721101,35	9719415,95	Flujos de detritos
CAÑAR	721440,75	9719167,66	Flujos de detritos
CAÑAR	721266,87	9718975,58	Flujos de detritos

Anexo 2. Pseudoausencias

Id	PROVINCIA	X	Y	EVENTO	Dentro_Canar	Dist_limite_m	Tipo_muestra	Presence
PA_001	CAÑAR	744396.35	9729400.52	Pseudoausencia/background	1	-6.727.043.301.574.810	Pseudoausencia	0
PA_002	CAÑAR	728383.50	9717320.47	Pseudoausencia/background	1	-13.890.946.990.403.300	Pseudoausencia	0
PA_003	CAÑAR	674909.23	9727625.71	Pseudoausencia/background	1	-29.154.393.056.986.400	Pseudoausencia	0
PA_004	CAÑAR	775237.38	9720586.88	Pseudoausencia/background	1	-1.952.134.786.128.720	Pseudoausencia	0
PA_005	CAÑAR	734171.15	9695716.78	Pseudoausencia/background	1	-6.681.705.657.945.690	Pseudoausencia	0
PA_006	CAÑAR	693119.27	9729549.00	Pseudoausencia/background	1	-6.110.826.589.514.470	Pseudoausencia	0
PA_007	CAÑAR	707284.33	9722982.30	Pseudoausencia/background	1	-16.997.357.959.509.100	Pseudoausencia	0
PA_008	CAÑAR	705613.99	9716935.35	Pseudoausencia/background	1	-1.253.639.769.096.360	Pseudoausencia	0
PA_009	CAÑAR	718772.91	9735634.65	Pseudoausencia/background	1	-30.141.178.817.194.000	Pseudoausencia	0
PA_010	CAÑAR	696323.48	9733395.87	Pseudoausencia/background	1	-40.284.243.516.732.600	Pseudoausencia	0
PA_011	CAÑAR	737652.13	9722997.13	Pseudoausencia/background	1	-10.884.494.936.794.400	Pseudoausencia	0
PA_012	CAÑAR	772271.89	9736559.02	Pseudoausencia/background	1	-23.159.705.521.165.200	Pseudoausencia	0
PA_013	CAÑAR	694232.84	9722647.27	Pseudoausencia/background	1	-9.067.941.934.952.570	Pseudoausencia	0
PA_014	CAÑAR	680795.01	9728988.54	Pseudoausencia/background	1	-5.621.207.020.193.730	Pseudoausencia	0
PA_015	CAÑAR	678947.63	9735336.45	Pseudoausencia/background	1	-35.407.096.620.657.100	Pseudoausencia	0
PA_016	CAÑAR	742834.59	9728398.37	Pseudoausencia/background	1	-6.913.140.104.185.880	Pseudoausencia	0
PA_017	CAÑAR	698262.25	9727847.07	Pseudoausencia/background	1	-947.158.303.541.827	Pseudoausencia	0
PA_018	CAÑAR	756337.96	9724325.35	Pseudoausencia/background	1	-4.701.342.083.740.600	Pseudoausencia	0
PA_019	CAÑAR	697313.75	9739270.49	Pseudoausencia/background	1	-4.496.772.869.863.190	Pseudoausencia	0
PA_020	CAÑAR	743569.17	9720497.75	Pseudoausencia/background	1	-13.556.670.295.814.200	Pseudoausencia	0
PA_021	CAÑAR	724488.92	9724460.00	Pseudoausencia/background	1	-10.545.210.221.712.300	Pseudoausencia	0
PA_022	CAÑAR	741459.75	9699280.38	Pseudoausencia/background	1	-30.225.301.959.514.900	Pseudoausencia	0
PA_023	CAÑAR	771269.13	9711842.26	Pseudoausencia/background	1	-35.586.927.412.799.200	Pseudoausencia	0
PA_024	CAÑAR	754655.90	9710417.77	Pseudoausencia/background	1	-625.628.359.199.346	Pseudoausencia	0
PA_025	CAÑAR	669113.79	9723210.65	Pseudoausencia/background	1	-8.223.899.773.975.250	Pseudoausencia	0
PA_026	CAÑAR	694160.31	9719953.78	Pseudoausencia/background	1	-7.110.596.579.137.580	Pseudoausencia	0
PA_027	CAÑAR	748639.31	9733943.54	Pseudoausencia/background	1	-3.432.840.328.061.100	Pseudoausencia	0
PA_028	CAÑAR	774759.97	9718915.20	Pseudoausencia/background	1	-12.919.984.202.101.700	Pseudoausencia	0
PA_029	CAÑAR	719755.48	9734179.25	Pseudoausencia/background	1	-3.462.564.324.532.970	Pseudoausencia	0
PA_030	CAÑAR	719198.19	9731061.96	Pseudoausencia/background	1	-6.496.314.167.096.140	Pseudoausencia	0
PA_031	CAÑAR	686154.17	9723801.92	Pseudoausencia/background	1	-6.524.300.076.836.750	Pseudoausencia	0
PA_032	CAÑAR	700494.18	9736518.55	Pseudoausencia/background	1	-3.817.029.020.780.020	Pseudoausencia	0
PA_033	CAÑAR	752848.62	9705884.52	Pseudoausencia/background	1	-2.771.200.457.372.000	Pseudoausencia	0
PA_034	CAÑAR	703845.36	9735940.91	Pseudoausencia/background	1	-6.606.338.674.459.310	Pseudoausencia	0
PA_035	CAÑAR	739862.43	9714828.29	Pseudoausencia/background	1	-13.142.231.875.029.000	Pseudoausencia	0
PA_036	CAÑAR	740534.94	9728728.06	Pseudoausencia/background	1	-5.982.869.858.639.740	Pseudoausencia	0

PA_037	CAÑAR	721313.08	9730455.62	Pseudoausencia/background	1	-6.355.416.948.049.960	Pseudoausencia	0
PA_038	CAÑAR	745400.60	9720243.66	Pseudoausencia/background	1	- 12.734.101.265.594.700	Pseudoausencia	0
PA_039	CAÑAR	743374.81	9706833.40	Pseudoausencia/background	1	-4.893.379.700.249.650	Pseudoausencia	0
PA_040	CAÑAR	758818.04	9726300.85	Pseudoausencia/background	1	-2.406.364.007.446.560	Pseudoausencia	0
PA_041	CAÑAR	699132.40	9707453.22	Pseudoausencia/background	1	- 45.535.951.839.067.400	Pseudoausencia	0
PA_042	CAÑAR	747050.12	9706946.30	Pseudoausencia/background	1	-2.669.703.629.120.110	Pseudoausencia	0
PA_043	CAÑAR	776845.15	9728483.08	Pseudoausencia/background	1	- 28.345.623.251.874.800	Pseudoausencia	0
PA_044	CAÑAR	730008.39	9725409.84	Pseudoausencia/background	1	-7.288.164.641.739.510	Pseudoausencia	0
PA_045	CAÑAR	736701.14	9704594.01	Pseudoausencia/background	1	-8.981.813.529.141.430	Pseudoausencia	0
PA_046	CAÑAR	715835.87	9740509.92	Pseudoausencia/background	1	-1.768.582.677.681.650	Pseudoausencia	0
PA_047	CAÑAR	715388.87	9735957.19	Pseudoausencia/background	1	-4.830.506.670.882.000	Pseudoausencia	0
PA_048	CAÑAR	702646.83	9732795.72	Pseudoausencia/background	1	-8.113.886.740.872.200	Pseudoausencia	0
PA_049	CAÑAR	693009.25	9721806.55	Pseudoausencia/background	1	-7.654.450.822.936.930	Pseudoausencia	0
PA_050	CAÑAR	725794.29	9716900.92	Pseudoausencia/background	1	- 12.007.969.615.070.400	Pseudoausencia	0
PA_051	CAÑAR	727828.02	9696558.10	Pseudoausencia/background	1	-2.230.875.657.533.350	Pseudoausencia	0
PA_052	CAÑAR	750075.33	9715846.06	Pseudoausencia/background	1	- 11.261.123.659.864.500	Pseudoausencia	0
PA_053	CAÑAR	766138.55	9719825.78	Pseudoausencia/background	1	-5.018.156.420.236.370	Pseudoausencia	0
PA_054	CAÑAR	712110.14	9735367.42	Pseudoausencia/background	1	-7.856.374.747.922.760	Pseudoausencia	0
PA_055	CAÑAR	707243.83	9709833.79	Pseudoausencia/background	1	-6.750.978.099.081.260	Pseudoausencia	0
PA_056	CAÑAR	696346.92	9712492.26	Pseudoausencia/background	1	-7.153.701.444.420.330	Pseudoausencia	0
PA_057	CAÑAR	765919.79	9723794.08	Pseudoausencia/background	1	-4.849.337.446.382.180	Pseudoausencia	0
PA_058	CAÑAR	693319.70	9706847.21	Pseudoausencia/background	1	-1.037.817.096.039.550	Pseudoausencia	0
PA_059	CAÑAR	746802.49	9726698.74	Pseudoausencia/background	1	-6.793.533.315.650.050	Pseudoausencia	0
PA_060	CAÑAR	749428.25	9721256.55	Pseudoausencia/background	1	-1.012.456.158.945.510	Pseudoausencia	0
PA_061	CAÑAR	703069.39	9715008.53	Pseudoausencia/background	1	- 12.948.807.560.384.900	Pseudoausencia	0
PA_062	CAÑAR	695776.36	9709981.73	Pseudoausencia/background	1	-4.842.523.075.608.530	Pseudoausencia	0
PA_063	CAÑAR	718706.48	9731717.94	Pseudoausencia/background	1	-6.130.175.753.303.010	Pseudoausencia	0
PA_064	CAÑAR	749593.78	9722377.08	Pseudoausencia/background	1	-9.114.291.738.689.540	Pseudoausencia	0
PA_065	CAÑAR	707189.68	9741988.64	Pseudoausencia/background	1	-5.370.702.445.754.720	Pseudoausencia	0
PA_066	CAÑAR	765689.35	9720194.10	Pseudoausencia/background	1	- 55.984.892.875.194.200	Pseudoausencia	0
PA_067	CAÑAR	720143.22	9721660.99	Pseudoausencia/background	1	- 13.929.968.481.700.400	Pseudoausencia	0
PA_068	CAÑAR	721819.98	9701008.50	Pseudoausencia/background	1	-8.345.741.860.753.900	Pseudoausencia	0
PA_069	CAÑAR	776784.32	9719509.77	Pseudoausencia/background	1	- 13.089.246.088.406.100	Pseudoausencia	0
PA_070	CAÑAR	763448.33	9716059.17	Pseudoausencia/background	1	- 29.732.292.469.448.600	Pseudoausencia	0
PA_071	CAÑAR	737236.25	9731749.03	Pseudoausencia/background	1	-3.412.842.995.416.570	Pseudoausencia	0
PA_072	CAÑAR	769350.77	9733757.99	Pseudoausencia/background	1	-921.615.516.778.767	Pseudoausencia	0
PA_073	CAÑAR	755911.30	9718908.38	Pseudoausencia/background	1	- 10.070.625.985.625.500	Pseudoausencia	0
PA_074	CAÑAR	746230.65	9721648.57	Pseudoausencia/background	1	- 11.102.310.766.648.800	Pseudoausencia	0
PA_075	CAÑAR	777955.14	9734783.12	Pseudoausencia/background	1	- 16.839.456.506.377.700	Pseudoausencia	0
PA_076	CAÑAR	705329.05	9722867.36	Pseudoausencia/background	1	-1.769.613.553.344.090	Pseudoausencia	0
PA_077	CAÑAR	708430.00	9714599.55	Pseudoausencia/background	1	-898.522.123.350.547	Pseudoausencia	0
PA_078	CAÑAR	712590.41	9704916.74	Pseudoausencia/background	1	-5.544.625.446.703.370	Pseudoausencia	0
PA_079	CAÑAR	690031.92	9730792.79	Pseudoausencia/background	1	- 40.286.254.720.059.600	Pseudoausencia	0

PA_080	CAÑAR	679072.69	9732296.59	Pseudoausencia/background	1	-4.115.512.365.224.140	Pseudoausencia	0
PA_081	CAÑAR	769777.79	9721515.48	Pseudoausencia/background	1	-4.211.765.378.694.000	Pseudoausencia	0
PA_082	CAÑAR	748498.62	9735950.84	Pseudoausencia/background	1	-3.025.905.938.573.650	Pseudoausencia	0
PA_083	CAÑAR	755048.15	9705336.19	Pseudoausencia/background	1	- 17.869.681.426.326.500	Pseudoausencia	0
PA_084	CAÑAR	761906.17	9716884.87	Pseudoausencia/background	1	-4.550.293.455.927.570	Pseudoausencia	0
PA_085	CAÑAR	750648.08	9730501.44	Pseudoausencia/background	1	- 13.908.215.844.116.600	Pseudoausencia	0
PA_086	CAÑAR	760812.44	9710001.98	Pseudoausencia/background	1	- 32.897.130.687.350.700	Pseudoausencia	0
PA_087	CAÑAR	748878.72	9738781.27	Pseudoausencia/background	1	-9.947.495.549.415.740	Pseudoausencia	0
PA_088	CAÑAR	669905.26	9726485.15	Pseudoausencia/background	1	- 11.611.791.256.768.500	Pseudoausencia	0
PA_089	CAÑAR	751641.37	9706257.93	Pseudoausencia/background	1	- 24.210.128.066.355.500	Pseudoausencia	0
PA_090	CAÑAR	733920.87	9700410.86	Pseudoausencia/background	1	-9.194.171.000.916.870	Pseudoausencia	0
PA_091	CAÑAR	698641.54	9729372.55	Pseudoausencia/background	1	-8.483.083.986.830.550	Pseudoausencia	0
PA_092	CAÑAR	708105.91	9719569.14	Pseudoausencia/background	1	- 13.526.476.452.179.800	Pseudoausencia	0
PA_093	CAÑAR	774348.65	9721183.17	Pseudoausencia/background	1	-3.019.721.810.772.600	Pseudoausencia	0
PA_094	CAÑAR	735603.04	9726318.19	Pseudoausencia/background	1	-6.983.547.671.336.000	Pseudoausencia	0
PA_095	CAÑAR	733971.77	9686337.61	Pseudoausencia/background	1	- 23.496.578.304.750.600	Pseudoausencia	0
PA_096	CAÑAR	704806.90	9734912.38	Pseudoausencia/background	1	-8.007.536.719.071.400	Pseudoausencia	0
PA_097	CAÑAR	764164.66	9719453.63	Pseudoausencia/background	1	-5.846.379.594.383.950	Pseudoausencia	0
PA_098	CAÑAR	705677.40	9747012.03	Pseudoausencia/background	1	-2.117.617.444.693.160	Pseudoausencia	0
PA_099	CAÑAR	692768.66	9708611.97	Pseudoausencia/background	1	-2.005.100.395.422.280	Pseudoausencia	0
PA_100	CAÑAR	770475.19	9733040.24	Pseudoausencia/background	1	- 22.024.444.907.166.500	Pseudoausencia	0
PA_101	CAÑAR	696111.15	9707482.54	Pseudoausencia/background	1	-3.112.745.509.063.030	Pseudoausencia	0
PA_102	CAÑAR	688831.90	9713201.94	Pseudoausencia/background	1	-6.778.646.539.118.330	Pseudoausencia	0
PA_103	CAÑAR	703347.32	9744656.75	Pseudoausencia/background	1	-7.225.253.005.569.020	Pseudoausencia	0
PA_104	CAÑAR	715634.29	9733905.62	Pseudoausencia/background	1	-6.064.209.273.747.180	Pseudoausencia	0
PA_105	CAÑAR	769258.67	9717283.98	Pseudoausencia/background	1	-1.006.852.098.912.060	Pseudoausencia	0
PA_106	CAÑAR	732143.61	9709667.81	Pseudoausencia/background	1	- 12.638.667.817.116.300	Pseudoausencia	0
PA_107	CAÑAR	679769.67	9736505.13	Pseudoausencia/background	1	- 25.241.355.766.813.600	Pseudoausencia	0
PA_108	CAÑAR	743874.57	9706305.73	Pseudoausencia/background	1	- 41.810.703.205.533.500	Pseudoausencia	0
PA_109	CAÑAR	680870.26	9738951.27	Pseudoausencia/background	1	-7.793.081.673.431.770	Pseudoausencia	0
PA_110	CAÑAR	747090.46	9733405.73	Pseudoausencia/background	1	- 37.509.306.409.890.900	Pseudoausencia	0
PA_111	CAÑAR	739877.16	9704587.40	Pseudoausencia/background	1	- 63.108.039.268.866.600	Pseudoausencia	0
PA_112	CAÑAR	731282.93	9688334.28	Pseudoausencia/background	1	- 12.299.413.639.736.700	Pseudoausencia	0
PA_113	CAÑAR	742266.15	9722886.48	Pseudoausencia/background	1	- 12.020.679.113.216.100	Pseudoausencia	0
PA_114	CAÑAR	752217.21	9718921.44	Pseudoausencia/background	1	- 10.825.888.587.843.600	Pseudoausencia	0
PA_115	CAÑAR	769158.84	9733479.09	Pseudoausencia/background	1	-9.571.600.891.385.660	Pseudoausencia	0
PA_116	CAÑAR	731308.58	9727933.51	Pseudoausencia/background	1	- 45.233.465.323.545.200	Pseudoausencia	0
PA_117	CAÑAR	751848.89	9704697.64	Pseudoausencia/background	1	-121.938.201.736.751	Pseudoausencia	0
PA_118	CAÑAR	693747.02	9736563.53	Pseudoausencia/background	1	-5.283.481.137.011.140	Pseudoausencia	0
PA_119	CAÑAR	768004.55	9729453.21	Pseudoausencia/background	1	- 25.266.791.022.332.300	Pseudoausencia	0
PA_120	CAÑAR	754643.99	9706985.63	Pseudoausencia/background	1	- 34.064.745.249.655.700	Pseudoausencia	0
PA_121	CAÑAR	749462.40	9712802.33	Pseudoausencia/background	1	-8.172.577.224.072.330	Pseudoausencia	0

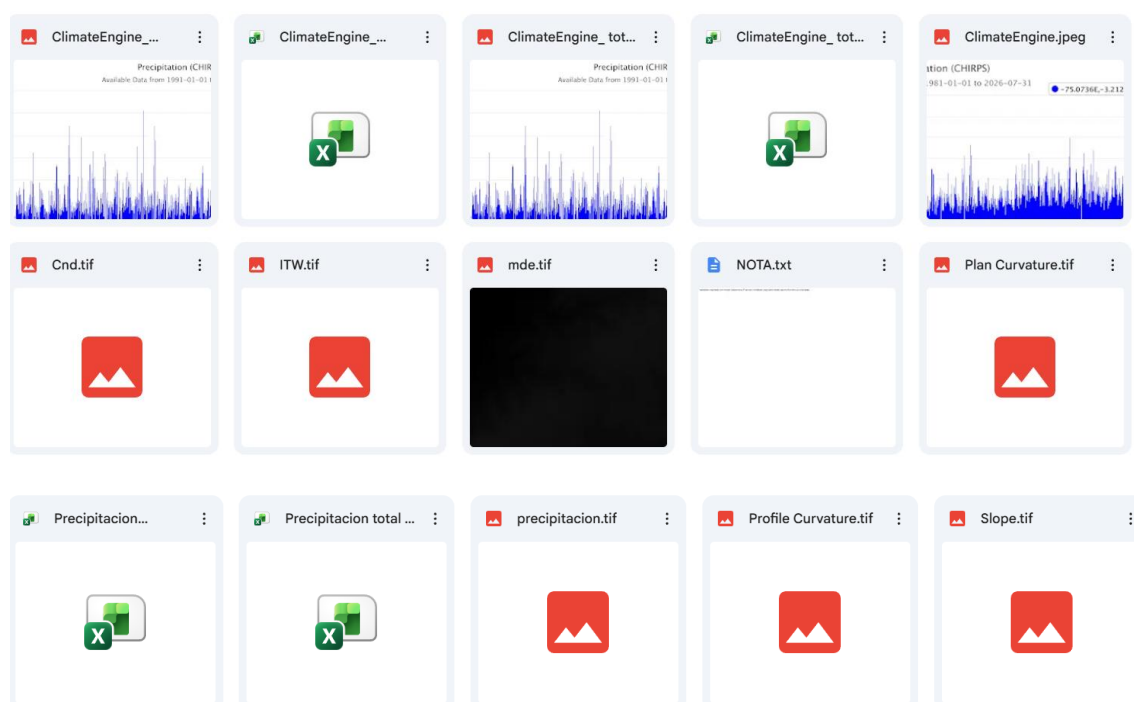
PA_122	CAÑAR	722431.49	9700127.18	Pseudoausencia/background	1	- 41.888.089.198.990.800	Pseudoausencia	0
PA_123	CAÑAR	702036.43	9715614.22	Pseudoausencia/background	1	- 13.065.955.567.673.600	Pseudoausencia	0
PA_124	CAÑAR	727028.08	9729698.68	Pseudoausencia/background	1	-4.811.680.812.950.090	Pseudoausencia	0
PA_125	CAÑAR	732573.72	9721229.82	Pseudoausencia/background	1	- 11.159.250.828.019.000	Pseudoausencia	0
PA_126	CAÑAR	732489.25	9724015.22	Pseudoausencia/background	1	-8.372.714.964.140.460	Pseudoausencia	0
PA_127	CAÑAR	728113.84	9710800.69	Pseudoausencia/background	1	-9.457.610.715.493.720	Pseudoausencia	0
PA_128	CAÑAR	734302.72	9699108.35	Pseudoausencia/background	1	-8.594.082.217.764.320	Pseudoausencia	0
PA_129	CAÑAR	716786.46	9711417.88	Pseudoausencia/background	1	-3.184.740.042.122.500	Pseudoausencia	0
PA_130	CAÑAR	736554.87	9711855.18	Pseudoausencia/background	1	- 13.362.660.982.016.400	Pseudoausencia	0
PA_131	CAÑAR	701605.68	9704092.94	Pseudoausencia/background	1	-2.883.440.697.917.690	Pseudoausencia	0
PA_132	CAÑAR	738085.49	9697869.77	Pseudoausencia/background	1	-6.538.535.836.877.080	Pseudoausencia	0
PA_133	CAÑAR	717983.86	9738030.01	Pseudoausencia/background	1	- 15.308.595.640.940.700	Pseudoausencia	0
PA_134	CAÑAR	753537.77	9726423.41	Pseudoausencia/background	1	- 35.255.140.979.166.600	Pseudoausencia	0
PA_135	CAÑAR	688596.08	9729373.36	Pseudoausencia/background	1	-5.111.193.393.636.730	Pseudoausencia	0
PA_136	CAÑAR	735910.11	9721927.08	Pseudoausencia/background	1	- 11.113.762.605.872.400	Pseudoausencia	0
PA_137	CAÑAR	697356.57	9725396.19	Pseudoausencia/background	1	- 11.222.453.127.264.200	Pseudoausencia	0
PA_138	CAÑAR	738143.68	9727568.09	Pseudoausencia/background	1	-7.339.604.483.594.090	Pseudoausencia	0
PA_139	CAÑAR	765623.15	9722347.99	Pseudoausencia/background	1	-6.153.608.913.861.250	Pseudoausencia	0
PA_140	CAÑAR	757004.04	9709593.21	Pseudoausencia/background	1	-4.681.487.133.386.040	Pseudoausencia	0
PA_141	CAÑAR	774147.43	9740762.81	Pseudoausencia/background	1	-2.657.190.200.277.480	Pseudoausencia	0
PA_142	CAÑAR	753076.50	9737833.14	Pseudoausencia/background	1	-2.273.977.517.344.130	Pseudoausencia	0
PA_143	CAÑAR	711717.57	9723379.05	Pseudoausencia/background	1	- 15.792.020.569.006.500	Pseudoausencia	0
PA_144	CAÑAR	733561.78	9693921.57	Pseudoausencia/background	1	-5.545.060.469.499.330	Pseudoausencia	0
PA_145	CAÑAR	711553.56	9712748.17	Pseudoausencia/background	1	-5.910.634.665.362.920	Pseudoausencia	0
PA_146	CAÑAR	771809.55	9711391.23	Pseudoausencia/background	1	-483.517.530.195.684	Pseudoausencia	0
PA_147	CAÑAR	746075.13	9717255.48	Pseudoausencia/background	1	- 12.864.786.953.918.700	Pseudoausencia	0
PA_148	CAÑAR	769384.32	9717834.52	Pseudoausencia/background	1	- 12.527.744.230.101.900	Pseudoausencia	0
PA_149	CAÑAR	767820.81	9718157.60	Pseudoausencia/background	1	- 26.887.409.418.762.900	Pseudoausencia	0
PA_150	CAÑAR	737893.43	9716832.28	Pseudoausencia/background	1	-159.322.033.053.946	Pseudoausencia	0
PA_151	CAÑAR	707115.08	9727155.38	Pseudoausencia/background	1	- 15.283.145.494.554.100	Pseudoausencia	0
PA_152	CAÑAR	777540.65	9725323.21	Pseudoausencia/background	1	- 13.518.175.086.411.800	Pseudoausencia	0
PA_153	CAÑAR	686774.99	9727727.70	Pseudoausencia/background	1	-693.642.960.744.215	Pseudoausencia	0
PA_154	CAÑAR	751669.82	9723211.07	Pseudoausencia/background	1	-7.221.640.711.180.020	Pseudoausencia	0
PA_155	CAÑAR	705213.26	9734557.28	Pseudoausencia/background	1	-8.545.702.098.071.600	Pseudoausencia	0
PA_156	CAÑAR	748281.87	9708965.79	Pseudoausencia/background	1	-4.343.079.835.379.030	Pseudoausencia	0
PA_157	CAÑAR	695721.44	9704824.61	Pseudoausencia/background	1	-8.271.712.868.425.660	Pseudoausencia	0
PA_158	CAÑAR	736933.69	9730724.31	Pseudoausencia/background	1	-4.432.845.860.381.820	Pseudoausencia	0
PA_159	CAÑAR	756200.99	9714794.82	Pseudoausencia/background	1	-8.337.395.123.966.930	Pseudoausencia	0
PA_160	CAÑAR	751881.72	9742741.60	Pseudoausencia/background	1	- 24.489.820.681.036.500	Pseudoausencia	0
PA_161	CAÑAR	740026.63	9731653.04	Pseudoausencia/background	1	-303.046.851.133.657	Pseudoausencia	0
PA_162	CAÑAR	712946.40	9720357.83	Pseudoausencia/background	1	- 12.547.569.022.660.800	Pseudoausencia	0
PA_163	CAÑAR	745569.75	9716639.84	Pseudoausencia/background	1	- 12.363.269.167.851.700	Pseudoausencia	0

PA_164	CAÑAR	727121.17	9694761.22	Pseudoausencia/background	1	-5.672.666.029.819.960	Pseudoausencia	0
PA_165	CAÑAR	749500.96	9708449.48	Pseudoausencia/background	1	- 38.544.028.523.660.000	Pseudoausencia	0
PA_166	CAÑAR	707312.54	9751503.21	Pseudoausencia/background	1	-8.003.577.924.732.870	Pseudoausencia	0
PA_167	CAÑAR	770916.26	9717927.53	Pseudoausencia/background	1	-5.456.524.437.613.440	Pseudoausencia	0
PA_168	CAÑAR	724771.39	9734073.16	Pseudoausencia/background	1	-1.451.308.475.470.210	Pseudoausencia	0
PA_169	CAÑAR	776849.50	9723717.42	Pseudoausencia/background	1	- 15.853.185.691.242.500	Pseudoausencia	0
PA_170	CAÑAR	711896.52	9708398.60	Pseudoausencia/background	1	- 19.883.643.091.796.100	Pseudoausencia	0
PA_171	CAÑAR	774787.93	9736943.83	Pseudoausencia/background	1	- 18.155.866.298.480.900	Pseudoausencia	0
PA_172	CAÑAR	667855.29	9723879.63	Pseudoausencia/background	1	- 11.668.346.222.541.600	Pseudoausencia	0
PA_173	CAÑAR	723105.65	9735259.56	Pseudoausencia/background	1	- 18.525.368.428.542.700	Pseudoausencia	0
PA_174	CAÑAR	699285.73	9712861.55	Pseudoausencia/background	1	-9.191.443.215.240.710	Pseudoausencia	0
PA_175	CAÑAR	717270.51	9740868.19	Pseudoausencia/background	1	-4.270.214.413.548.610	Pseudoausencia	0
PA_176	CAÑAR	778638.97	9728917.19	Pseudoausencia/background	1	-9.920.102.085.110.520	Pseudoausencia	0
PA_177	CAÑAR	708002.67	9708953.00	Pseudoausencia/background	1	-572.556.984.598.567	Pseudoausencia	0
PA_178	CAÑAR	683817.64	9736055.93	Pseudoausencia/background	1	- 16.247.712.179.299.000	Pseudoausencia	0
PA_179	CAÑAR	713523.07	9724996.73	Pseudoausencia/background	1	- 14.537.551.192.313.700	Pseudoausencia	0
PA_180	CAÑAR	761741.98	9713017.82	Pseudoausencia/background	1	- 25.528.215.772.640.400	Pseudoausencia	0
PA_181	CAÑAR	742740.27	9720605.79	Pseudoausencia/background	1	- 13.998.787.913.833.200	Pseudoausencia	0
PA_182	CAÑAR	747461.55	9732654.01	Pseudoausencia/background	1	-4.140.042.625.372.990	Pseudoausencia	0
PA_183	CAÑAR	754312.11	9724910.35	Pseudoausencia/background	1	-4.487.539.362.141.500	Pseudoausencia	0
PA_184	CAÑAR	700463.21	9699500.15	Pseudoausencia/background	1	-9.920.674.193.984.660	Pseudoausencia	0
PA_185	CAÑAR	712786.90	9706600.85	Pseudoausencia/background	1	-6.212.495.009.611.350	Pseudoausencia	0
PA_186	CAÑAR	780373.70	9731858.97	Pseudoausencia/background	1	-6.435.594.121.481.540	Pseudoausencia	0
PA_187	CAÑAR	688392.88	9721215.63	Pseudoausencia/background	1	-5.322.896.944.215.030	Pseudoausencia	0
PA_188	CAÑAR	747140.92	9724748.55	Pseudoausencia/background	1	-8.011.219.930.296.690	Pseudoausencia	0
PA_189	CAÑAR	734451.47	9728462.27	Pseudoausencia/background	1	-4.551.111.783.944.650	Pseudoausencia	0
PA_190	CAÑAR	765517.59	9725735.56	Pseudoausencia/background	1	-2.903.053.461.237.630	Pseudoausencia	0
PA_191	CAÑAR	741412.53	9733099.11	Pseudoausencia/background	1	- 21.530.849.108.111.700	Pseudoausencia	0
PA_192	CAÑAR	708135.89	9730167.22	Pseudoausencia/background	1	- 13.634.851.226.009.300	Pseudoausencia	0
PA_193	CAÑAR	746207.73	9728937.08	Pseudoausencia/background	1	-5.987.362.417.251.750	Pseudoausencia	0
PA_194	CAÑAR	670649.43	9727458.61	Pseudoausencia/background	1	-4.089.875.227.734.530	Pseudoausencia	0
PA_195	CAÑAR	702440.91	9741408.25	Pseudoausencia/background	1	- 15.850.758.875.573.400	Pseudoausencia	0
PA_196	CAÑAR	716203.90	9727541.95	Pseudoausencia/background	1	- 10.989.506.328.890.500	Pseudoausencia	0
PA_197	CAÑAR	700899.96	9701222.48	Pseudoausencia/background	1	- 10.963.224.232.999.700	Pseudoausencia	0
PA_198	CAÑAR	722395.15	9731914.69	Pseudoausencia/background	1	-4.539.538.373.487.080	Pseudoausencia	0
PA_199	CAÑAR	712633.41	9734768.68	Pseudoausencia/background	1	-7.793.504.355.409.510	Pseudoausencia	0
PA_200	CAÑAR	686897.58	9720913.66	Pseudoausencia/background	1	-5.114.254.507.662.150	Pseudoausencia	0
PA_201	CAÑAR	732842.15	9720405.22	Pseudoausencia/background	1	- 11.996.054.401.814.000	Pseudoausencia	0
PA_202	CAÑAR	719987.01	9732955.24	Pseudoausencia/background	1	-4.445.525.477.067.350	Pseudoausencia	0
PA_203	CAÑAR	707904.09	9701867.36	Pseudoausencia/background	1	- 20.624.255.226.372.800	Pseudoausencia	0
PA_204	CAÑAR	759724.53	9713264.26	Pseudoausencia/background	1	-4.561.594.308.437.850	Pseudoausencia	0
PA_205	CAÑAR	682024.21	9732521.51	Pseudoausencia/background	1	-5.096.076.364.253.080	Pseudoausencia	0

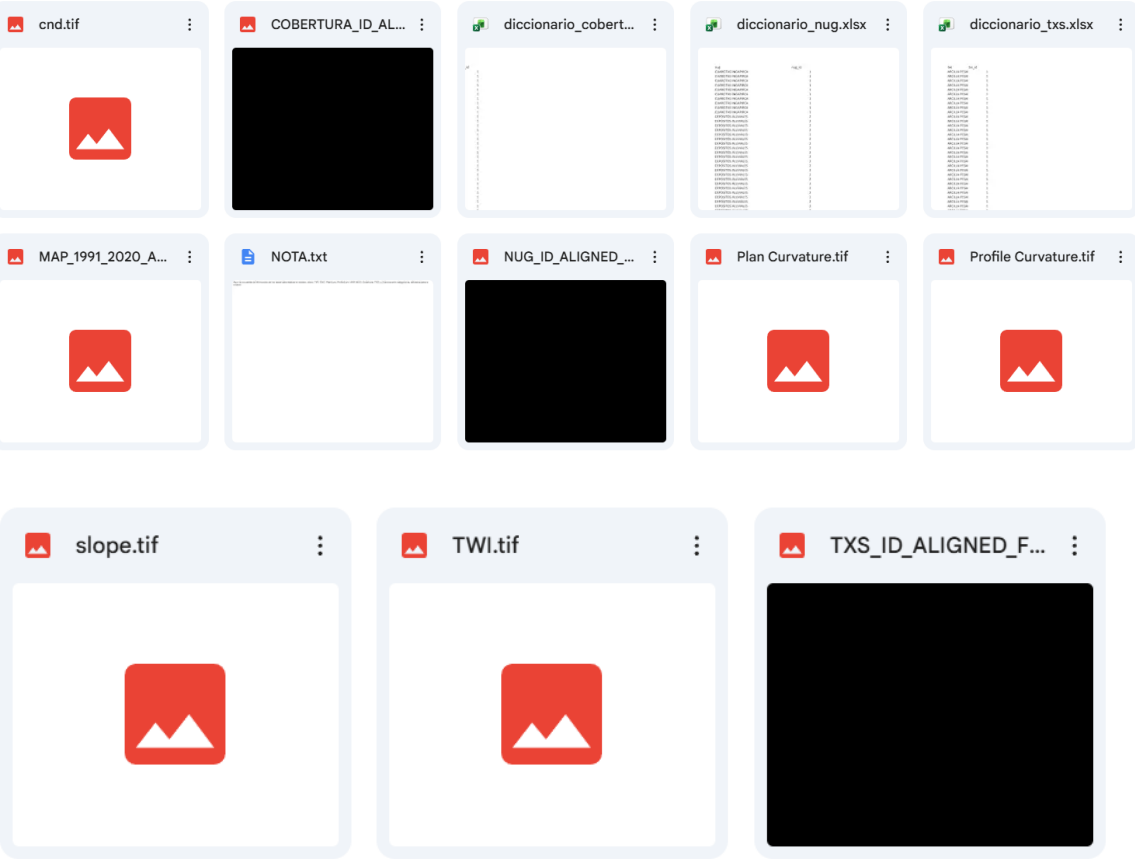
PA_206	CAÑAR	760870.32	9724740.58	Pseudoausencia/background	1	-4.334.669.653.880.170	Pseudoausencia	0
PA_207	CAÑAR	778366.22	9728072.20	Pseudoausencia/background	1	- 14.709.076.485.591.100	Pseudoausencia	0
PA_208	CAÑAR	773444.02	9719213.28	Pseudoausencia/background	1	-2.562.622.938.776.450	Pseudoausencia	0
PA_209	CAÑAR	760473.72	9724285.19	Pseudoausencia/background	1	-4.650.786.309.503.930	Pseudoausencia	0
PA_210	CAÑAR	775169.27	9724390.90	Pseudoausencia/background	1	-3.393.664.023.876.220	Pseudoausencia	0
PA_211	CAÑAR	774521.90	9722725.95	Pseudoausencia/background	1	- 32.759.333.818.259.100	Pseudoausencia	0
PA_212	CAÑAR	722506.19	9722801.10	Pseudoausencia/background	1	- 12.811.229.489.256.100	Pseudoausencia	0
PA_213	CAÑAR	714075.34	9729124.98	Pseudoausencia/background	1	- 10.895.222.309.401.900	Pseudoausencia	0
PA_214	CAÑAR	731257.52	9706658.71	Pseudoausencia/background	1	- 10.282.254.375.641.700	Pseudoausencia	0
PA_215	CAÑAR	726046.01	9733812.59	Pseudoausencia/background	1	- 13.090.945.495.849.500	Pseudoausencia	0
PA_216	CAÑAR	704767.67	9723022.56	Pseudoausencia/background	1	-1.730.097.975.710.990	Pseudoausencia	0
PA_217	CAÑAR	741060.18	9723012.43	Pseudoausencia/background	1	- 11.722.539.733.240.800	Pseudoausencia	0
PA_218	CAÑAR	675387.27	9724426.08	Pseudoausencia/background	1	-7.291.463.014.496.760	Pseudoausencia	0
PA_219	CAÑAR	725978.16	9731356.95	Pseudoausencia/background	1	-3.591.764.199.353.930	Pseudoausencia	0
PA_220	CAÑAR	765713.64	9715478.47	Pseudoausencia/background	1	- 16.758.493.810.630.000	Pseudoausencia	0
PA_221	CAÑAR	726222.38	9698996.71	Pseudoausencia/background	1	-2.269.070.084.366.150	Pseudoausencia	0
PA_222	CAÑAR	680179.97	9725070.98	Pseudoausencia/background	1	- 19.707.841.501.173.200	Pseudoausencia	0
PA_223	CAÑAR	772733.32	9724978.35	Pseudoausencia/background	1	-5.815.459.608.208.960	Pseudoausencia	0
PA_224	CAÑAR	714776.51	9712357.08	Pseudoausencia/background	1	-4.365.646.168.605.870	Pseudoausencia	0
PA_225	CAÑAR	733729.22	9716414.58	Pseudoausencia/background	1	- 16.045.179.730.360.900	Pseudoausencia	0
PA_226	CAÑAR	748188.89	9716838.93	Pseudoausencia/background	1	-1.219.988.153.667.190	Pseudoausencia	0
PA_227	CAÑAR	668583.81	9724091.39	Pseudoausencia/background	1	- 17.450.981.895.444.800	Pseudoausencia	0
PA_228	CAÑAR	706527.21	9740693.15	Pseudoausencia/background	1	-5.553.605.344.949.740	Pseudoausencia	0
PA_229	CAÑAR	723110.71	9728348.26	Pseudoausencia/background	1	-7.409.798.901.669.600	Pseudoausencia	0
PA_230	CAÑAR	756046.06	9738627.28	Pseudoausencia/background	1	- 12.373.008.751.224.100	Pseudoausencia	0
PA_231	CAÑAR	772303.88	9715700.10	Pseudoausencia/background	1	- 10.309.075.290.312.500	Pseudoausencia	0
PA_232	CAÑAR	771011.64	9721631.97	Pseudoausencia/background	1	-4.234.426.504.504.570	Pseudoausencia	0
PA_233	CAÑAR	702033.41	9717585.89	Pseudoausencia/background	1	- 13.601.177.665.680.600	Pseudoausencia	0
PA_234	CAÑAR	755642.89	9724742.49	Pseudoausencia/background	1	-4.312.750.544.283.800	Pseudoausencia	0
PA_235	CAÑAR	732392.67	9716727.56	Pseudoausencia/background	1	- 15.655.026.558.916.200	Pseudoausencia	0
PA_236	CAÑAR	720603.36	9707331.62	Pseudoausencia/background	1	- 12.422.109.097.340.700	Pseudoausencia	0
PA_237	CAÑAR	719828.72	9735799.05	Pseudoausencia/background	1	-2.087.785.955.445.920	Pseudoausencia	0
PA_238	CAÑAR	685832.10	9724824.34	Pseudoausencia/background	1	- 69.253.064.978.841.600	Pseudoausencia	0
PA_239	CAÑAR	743577.54	9700002.42	Pseudoausencia/background	1	-9.164.095.458.807.430	Pseudoausencia	0
PA_240	CAÑAR	743302.10	9708253.78	Pseudoausencia/background	1	-588.043.541.293.884	Pseudoausencia	0
PA_241	CAÑAR	741083.02	9734454.18	Pseudoausencia/background	1	- 11.502.151.332.705.700	Pseudoausencia	0
PA_242	CAÑAR	724257.82	9713530.30	Pseudoausencia/background	1	-8.381.923.802.368.990	Pseudoausencia	0
PA_243	CAÑAR	754550.27	9709143.91	Pseudoausencia/background	1	-5.172.372.629.629.410	Pseudoausencia	0
PA_244	CAÑAR	756886.94	9724709.24	Pseudoausencia/background	1	-4.190.318.895.817.440	Pseudoausencia	0
PA_245	CAÑAR	677071.32	9729213.77	Pseudoausencia/background	1	- 28.297.582.560.031.000	Pseudoausencia	0
PA_246	CAÑAR	716829.15	9712844.16	Pseudoausencia/background	1	-4.604.496.058.004.710	Pseudoausencia	0
PA_247	CAÑAR	721386.82	9736976.04	Pseudoausencia/background	1	-2.583.721.626.555.370	Pseudoausencia	0

PA_248	CAÑAR	707961.29	9700147.45	Pseudoausencia/background	1	-3.474.036.773.268.430	Pseudoausencia	0
PA_249	CAÑAR	719781.99	9707753.85	Pseudoausencia/background	1	- 10.767.610.985.248.000	Pseudoausencia	0
PA_250	CAÑAR	744601.07	9732287.67	Pseudoausencia/background	1	- 38.903.394.804.158.300	Pseudoausencia	0
PA_251	CAÑAR	771489.52	9715830.72	Pseudoausencia/background	1	- 21.222.674.412.545.100	Pseudoausencia	0
PA_252	CAÑAR	707924.02	9738712.97	Pseudoausencia/background	1	-7.645.852.465.554.620	Pseudoausencia	0
PA_253	CAÑAR	739426.51	9709125.04	Pseudoausencia/background	1	-9.446.211.162.370.010	Pseudoausencia	0
PA_254	CAÑAR	707391.75	9735975.43	Pseudoausencia/background	1	-8.929.394.927.863.030	Pseudoausencia	0
PA_255	CAÑAR	723874.54	9702968.86	Pseudoausencia/background	1	- 32.683.034.766.218.700	Pseudoausencia	0
PA_256	CAÑAR	748542.13	9721163.41	Pseudoausencia/background	1	-1.058.006.662.693.940	Pseudoausencia	0
PA_257	CAÑAR	757885.63	9709934.45	Pseudoausencia/background	1	-4.371.408.355.933.800	Pseudoausencia	0
PA_258	CAÑAR	711248.86	9710692.20	Pseudoausencia/background	1	-4.173.383.522.730.450	Pseudoausencia	0
PA_259	CAÑAR	769655.32	9731144.16	Pseudoausencia/background	1	-3.202.183.893.305.540	Pseudoausencia	0
PA_260	CAÑAR	734883.87	9699800.00	Pseudoausencia/background	1	-9.481.495.495.913	Pseudoausencia	0
PA_261	CAÑAR	687465.93	9724993.24	Pseudoausencia/background	1	-8.276.784.429.269.290	Pseudoausencia	0
PA_262	CAÑAR	701409.49	9721125.11	Pseudoausencia/background	1	-1.398.791.421.598.310	Pseudoausencia	0
PA_263	CAÑAR	745131.25	9720925.68	Pseudoausencia/background	1	- 12.298.275.621.108.800	Pseudoausencia	0
PA_264	CAÑAR	712350.85	9725844.67	Pseudoausencia/background	1	- 14.520.832.861.937.200	Pseudoausencia	0
PA_265	CAÑAR	765210.12	9721611.94	Pseudoausencia/background	1	-6.802.323.029.468.230	Pseudoausencia	0
PA_266	CAÑAR	740823.34	9731908.05	Pseudoausencia/background	1	-2.907.676.365.422.410	Pseudoausencia	0
PA_267	CAÑAR	712189.81	9725406.31	Pseudoausencia/background	1	- 14.965.925.766.863.400	Pseudoausencia	0
PA_268	CAÑAR	718793.39	9737621.98	Pseudoausencia/background	1	- 11.974.102.474.389.000	Pseudoausencia	0
PA_269	CAÑAR	673560.30	9726052.28	Pseudoausencia/background	1	-2.663.113.026.903.720	Pseudoausencia	0
PA_270	CAÑAR	719412.12	9718827.85	Pseudoausencia/background	1	-1.100.530.022.948.280	Pseudoausencia	0

Anexo 3: Variables originales



Anexo 4: Variables preprocesadas



Anexo 5: Matriz de modelamiento

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	id	PROVINCIA	X	Y	EVENTO	Densidad_Canar	Dist_Insula_m	Tipo_muestra	Presencia	Slope_deg	TCA	TCA_4hp	TWI	CND_m	PlanCurv	ProfileCurv	TBI	Dist_presencia_m	Dist_fa_vedado_m
2	1	AZUARY	766087.8	9713012.23	Flujo de desechos	0	789.2605761640657	Presencia	1	20.24300765991211	3570.482421875	8.6224164441474203	6.753434045	6.56176757	0.001025663	-0.00433293	2.93257370		
3	2	CAJAL	726846.67	9718206.78	Flujo de desechos	1	-13583.4177213107	Presencia	1	22.6696031188945	2086.298093701125	7.643623731420012	5.77134418	29.9650878	0.001698463	0.00019725	8.68933363	26672363	0.0
4	3	CAJAL	761539.01	9714791.02	Flujo de desechos	1	-3348.36588387610	Presencia	1	22.38204733961836	4077.704823964375	8.313334774331735	4875488	90525	22.3874269	0.000096027	5.16658487	987036	0.0
5	4	CAJAL	726915.97	9720509.51	Flujo de desechos	1	-12876.318604421	Presencia	1	40.8098627445484	2036.912737256525	7.61948138431128	6.16737966	18.790832	4251278648	-0.00083203	3.28633522		0.0
6	5	CAJAL	734951.66	9703396.22	Flujo de desechos	1	-10444.7892572403	Presencia	1	31.407058715820312	2360.599833515625	7.76709457329254	0419922	03125	2	8049146533	98736372		0.0
7	6	CAJAL	735020.5	9703325.77	Flujo de desechos	1	-10057.660998290	Presencia	1	25.007871657907617	4868.014484375	8.490236019575688	0891113	09375	7700222683	-0.00020104	3.68781781		0.0
8	7	CAJAL	734974.62	9703518.63	Flujo de desechos	1	-10190.351155183	Presencia	1	28.220447340283003	2688.619884765625	7.8971549699326715	813648	8125	6	882121081	12659424		0.0
9	8	CAJAL	73304.91	9706751.87	Flujo de desechos	1	-12076.7812942788	Presencia	1	23.30696103970312	1064.5830711484375	6.97127930123415	5.6995825	48.1003617	0.001124620	775827903	4.2872217		0.0
10	9	CAJAL	724078.97	9719820.49	Flujo de desechos	1	-13558.4483631364	Presencia	1	32.68743803833008	877.923828125	6.778648236506997	8005641	98675	0.002078834	0.001237302	3.4087733		0.0
11	10	CAJAL	724023.96	9719856.52	Flujo de desechos	1	-13469.1319234248	Presencia	1	39.50961683180664	1300.692138871875	7.171420342176215	1800337	9075	0812532318	0.00298669	1.7608463		0.0
12	11	CAJAL	723562.53	9719982.72	Flujo de desechos	1	-13443.8488723276	Presencia	1	32.87126541137695	4248.38623046875	8.35429835129123	3.64200576	160.370005	0.001970563	0.004209123	10.3923044		0.0
13	12	CAJAL	72356.16	9720097.7	Flujo de desechos	1	-13753.6529331996	Presencia	1	32.87126541137695	1460.19140625	7.287007413607638	34733107	48875	782379031	0.00172332	6.08776771		0.0
14	13	CAJAL	723595.02	9720132.14	Flujo de desechos	1	-1611.0742368808	Presencia	1	37.53768157938984	3288.1748046875	8.57341732113194	618842	21875	279529653	0.01136214	8200644		0.0
15	14	CAJAL	732947.61	9730968.63	Flujo de desechos	1	-1611.0742368808	Presencia	1	18.25501632904297	2165.010498046875	7.680422742929	6.07974280	20.8999511	0.001018058	0.001826493	2.60768103		0.0
16	15	CAJAL	734131.26	9727165.28	Flujo de desechos	1	-2375.46359999352	Presencia	1	14.366023063659668	10018.7216796875	9.212310597774788	7116899	71875	281344058	0.00087547	29454334		0.0
17	16	CAJAL	762163.81	9709543.38	Flujo de desechos	1	-1812.2442037487	Presencia	1	37.8349330810547	6921.8403203125	8.84158147704759	6647217	09375	0.00073348	0.000491775	7.0499007		0.0
18	17	CAJAL	759741.92	9709574.43	Flujo de desechos	1	-434.37342740884	Presencia	1	31.407058715820312	9038.48921875	9.109335324400664	6.23974704	28.0438864	-0.000326119	7718455791	6.18061494		0.0
19	18	CAJAL	739799.9	9705821.7	Flujo de desechos	1	-512.899656111928	Presencia	1	33.50917434693383	3408.682349609375	8.127562830309325	7430163	875	0.000995657	0.00011846	8.072105		0.0
20	19	CAJAL	727281.25	9725555.31	Flujo de desechos	1	-6293.74708952271	Presencia	1	21.899829844501953	6506.233984375	8.780666667675673	6.15780781	188.611548	0.000879013	0.00141736	5.2557007		0.0
21	20	CAJAL	723869.42	9725523.68	Flujo de desechos	1	-10325.2082779452	Presencia	1	36.330345133808594	17156.623046875	9.75019784636567	2110596	275	704210051	0.00294725	9804657		0.0
22	21	CAJAL	734822.82	9730708.51	Flujo de desechos	1	-2840.3344580980	Presencia	1	16.94231796264684	1993.3828125	7.59808914292149	707976799	2.64001933	-0.00043580	0.002127677	7.19374394		0.0
23	22	CAJAL	730630.29	9721823.79	Flujo de desechos	1	-10646.4683669002	Presencia	1	2.281674861907959	14204.2587890625	9.56167512389338	3927002	125	232649427	45005375	416891		0.0
24	23	CAJAL	756037.61	9718216.71	Flujo de desechos	1	-9940.499241968	Presencia	1	41.23923745239238	894.09643546875	6.796931461684712	7.26232003	6.20190429	0.001374433	-0.00081816	5.83091649		0.0

138

	X	Y	target	spatial_block	fold
2	726846.67	9718206.78		1 11_6	5
3	761539.01	9714791.02		1 18_5	3
4	726915.97	9720609.51		1 11_6	5
5	734951.66	9703398.22		1 13_3	2
6	735020.5	9703325.77		1 13_3	2
7	734974.62	9703618.63		1 13_3	2
8	733504.91	9706731.87		1 13_4	1
9	724078.97	9719820.49		1 11_6	5
10	724023.96	9719856.52		1 11_6	5
11	723662.53	9719982.72		1 11_6	5
12	723656.16	9720037.7		1 11_6	5
13	723595.02	9720132.14		1 11_6	5
14	732947.61	9730988.63		1 13_8	4
15	754131.26	9727165.28		1 17_8	5
16	762163.81	9709243.38		1 18_4	2
17	759741.92	9705974.43		1 18_3	4
18	759599.9	9705821.7		1 18_3	4
19	727281.25	9725655.31		1 11_7	4
20	722369.42	9725523.68		1 10_7	5
21	734622.83	9730708.51		1 13_8	4
22	730610.29	9721823.75		1 12_7	2
23	756657.61	9718276.71		1 17_6	2
24	738235.52	9735288.59		1 14_9	5
25	736868.98	9734876.04		1 13_9	1
26	737606.5	9735164.14		1 13_9	1
27	738942.57	9733951.2		1 14_9	5

Tamano_bloque_km	ROC_AUC_media	ROC_AUC_sd	PR_AUC_media	Balanced_Accuracy	Sensibilidad	Especificidad	F1	Brier
5	0.8054253528	0.1124752056	0.6148910455	0.7216230924	0.7428282828	0.7004179019	0.4405838326	0.1327548078
7.5	0.6923182692	0.111411516	0.4354712548	0.6293060835	0.5596873715	0.6989247955	0.4265156181	0.1550308759
10	0.8129248141	0.0819572795	0.4598680091	0.7377300989	0.7736596737	0.7073799166	0.4068540991	0.1305837609

Anexo 7: Comparación de modelos

Modelo	Algoritmo	Categoricas	ROC_AUC_media	ROC_AUC_sd	PR_AUC_media	PR_AUC_sd	Balanced_Accuracy	Sensibilidad	Especificidad	F1	Brier
N2_C0_Num_LR	LR	Ninguna	0.6611261449	0.1937338787	0.4285048459	0.3148484354	0.6386131666	0.5735016835	0.7037246497	0.3912269032	0.1958190405
N2_C1_Geologia_Lf LR	nug		0.7329147085	0.1679703667	0.456637925	0.3207660974	0.6457358132	0.5448821549	0.7465894715	0.3810548059	0.165667122
N2_C2_Geologia_Ci LR	nug, Cobertura		0.787554994	0.1395255487	0.5357410727	0.3208897332	0.6795141029	0.5241750842	0.8348531216	0.4318482966	0.1356842911
N2_C3_Geologia_Ci LR	nug, Cobertura, tss		0.7914872592	0.1255520163	0.523449135	0.2965479135	0.7114781677	0.5960606061	0.8268967292	0.4630590858	0.1352015371
N2_C4_Geologia_Ci LR	nug, Cobertura, ttd		0.7754415686	0.1464304264	0.527831787	0.306638116	0.7049445376	0.5630639731	0.8468251021	0.4492115472	0.1384736365
N2_C5_Completo_s LR	nug, Cobertura, tss, t		0.7743512759	0.1249973312	0.5031019463	0.2830937353	0.6953609754	0.5504713805	0.8402505704	0.4444907649	0.1399944131
N2_C0_Num_RF	RF	Ninguna	0.7159871523	0.1670956896	0.4542292735	0.2552014592	0.5728353121	0.1944781145	0.9511925097	0.2533717263	0.1477920388
N2_C1_Geologia_Rf RF	nug		0.7420978754	0.1383367282	0.4642641904	0.2752438342	0.5947154125	0.2315151515	0.9579156736	0.2935914831	0.1443105686
N2_C2_Geologia_Ci RF	nug, Cobertura		0.7886924996	0.1272844221	0.5562663198	0.307260183	0.6327011734	0.3074074074	0.9579949393	0.3156716418	0.1341962939
N2_C3_Geologia_Ci RF	nug, Cobertura, tss		0.7982949505	0.1235358811	0.5869341613	0.2805245363	0.6507090513	0.3237710438	0.9776470588	0.3625641026	0.1314910425
N2_C4_Geologia_Ci RF	nug, Cobertura, ttd		0.8031681498	0.101280975	0.5236892873	0.2783023793	0.6203987583	0.2703703704	0.9704271462	0.3017857143	0.1310778307
N2_C5_Completo_s RF	nug, Cobertura, tss, t		0.811626669	0.1071390739	0.5857118702	0.2726486259	0.6030996237	0.2285521886	0.9776470588	0.2672619048	0.1288702567