

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN CRISTÓBAL
DE HUAMANGA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA DE MINAS, GEOLOGÍA Y
CIVIL**

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL



TESIS:

**Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional
utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado
de Maizhondo, Ayacucho - 2024**

Para optar el título profesional de:

INGENIERO CIVIL

PRESENTADO POR:

Bach. Carlos Eduardo MEZA GONZALES

ASESOR:

Ing. Jaime Leonardo BENDEZÚ PRADO

AYACUCHO - PERÚ

2025

DEDICATORIA

A Dios, por guiarme en cada paso; y a mi familia, cuyo respaldo constante y aliento fueron pilares para mantenerme firme y motivado a lo largo de este camino.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente a Dios por acompañarme y sostenerme en cada etapa de este proceso formativo.

Extiendo mi reconocimiento a la Universidad Nacional San Cristóbal de Huamanga, institución emblemática de la región ayacuchana, por fomentar el desarrollo de profesionales íntegros y comprometidos con el progreso de la sociedad.

A la Facultad de Ingeniería de Minas, Geología y Civil, por ofrecer un espacio de crecimiento académico y práctico que enriqueció mi preparación profesional.

De igual manera, a la Escuela Profesional de Ingeniería Civil, por ser fuente de aprendizaje constante y formación integral a través del intercambio de saberes y experiencias.

Mi gratitud también está dirigida a los docentes de la carrera de Ingeniería Civil, por compartir sus conocimientos con dedicación y contribuir significativamente a mi desarrollo académico.

Al Ing. Jaime Leonardo Bendezú Prado, asesor de esta tesis, por su valioso tiempo, guía paciente y disposición para compartir su experiencia en cada etapa del trabajo.

Finalmente, agradezco a todas aquellas personas que, de una u otra forma, me acompañaron y apoyaron a lo largo de este camino.

RESUMEN

El presente proyecto de investigación tuvo como finalidad determinar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del centro poblado de Maizhondo, mediante la implementación de algoritmos de aprendizaje supervisado, específicamente redes neuronales artificiales. Esta herramienta tecnológica se planteó como una alternativa innovadora para la clasificación automatizada del riesgo, facilitando la identificación oportuna de zonas críticas y fortaleciendo la toma de decisiones en la gestión del riesgo.

Para ello, se desarrolló un modelo predictivo capaz de evaluar, por separado, los niveles de peligrosidad y vulnerabilidad. En la etapa de evaluación de la peligrosidad, el modelo alcanzó una precisión del 94.85 %, con una tasa de efectividad del 97.56 % en la clasificación de los casos. Por su parte, el modelo de vulnerabilidad logró una precisión del 98.24 %, y una efectividad del 85.37 % en la clasificación dentro de los rangos definidos. Posteriormente, se integraron ambos factores para calcular el nivel de riesgo mediante una lógica de intersección, obteniendo una precisión del 82.93% en la clasificación final.

Los resultados obtenidos evidencian el potencial de los modelos de aprendizaje supervisado como herramientas de apoyo en la gestión del riesgo, demostrando una alta capacidad predictiva y un bajo margen de error, contribuyendo al fortalecimiento de estrategias preventivas frente a desastres naturales.

Palabras Clave: Aprendizaje supervisado, deslizamiento traslacional, Riesgo.

ABSTRACT

The purpose of this research project was to determine the risk levels of translational landslides in the urban expansion areas of downtown Maizhondo by implementing supervised learning algorithms, specifically artificial neural networks. This technological tool was proposed as an innovative alternative for automated risk classification, facilitating the timely identification of critical areas and strengthening decision-making in risk management.

To this end, a predictive model was developed capable of separately assessing hazard and vulnerability levels. In the hazard assessment stage, the model achieved an accuracy of 94.85%, with a 97.56% success rate in case classification. The vulnerability model, meanwhile, achieved an accuracy of 98.24% and a 87.80% success rate in classification within the defined ranges. Both factors were subsequently integrated to calculate the risk level using intersection logic, achieving a 90.24% accuracy in the final classification.

The results obtained demonstrate the potential of supervised learning models as tools to support risk management, with high predictive capacity and a low margin of error, which contributes to strengthening prevention strategies for natural disasters.

Keywords: Supervised learning, translational slippage, risk level.

ÍNDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTOS.....	iii
RESUMEN.....	iv
ABSTRACT	v
ÍNDICE DE CONTENIDO	vi
ÍNDICE DE TABLAS.....	ix
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xi
INTRODUCCIÓN.....	xii
I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.1. Descripción del problema.....	1
1.2. Delimitación del problema	3
1.2.1. Espacial (geográfica).....	3
1.2.2. Temática y unidad de análisis	3
1.3. Formulación del problema.....	3
1.3.1. Problema general	3
1.3.2. Problemas específicos	3
1.4. Justificación e importancia	4
1.4.1. Justificación.....	4
1.4.2. Importancia.....	4
1.5. Limitaciones de la investigación	5
1.6. Objetivos	5
1.6.1. Objetivo general	5
1.6.2. Objetivos específicos.....	5
II. MARCO TEÓRICO	6
2.1. Antecedentes	6
2.1.1. Investigaciones internacionales	6
2.1.2. Investigaciones nacionales	7
2.2. Bases teóricas.....	8

2.3.	Marco Conceptual	28
III.	MÉTODO DE LA INVESTIGACIÓN	30
3.1.	Enfoque de Investigación	30
3.2.	Alcance	30
3.3.	Diseño de investigación.....	30
3.4.	Población y muestra.....	30
3.4.1.	Población.....	30
3.4.2.	Muestra	31
3.5.	Hipótesis	31
3.5.1.	Hipótesis general.....	31
3.5.2.	Hipótesis específicas.....	31
3.6.	Operacionalización de variables.....	32
3.7.	Técnicas e instrumentos.....	32
3.7.1.	Técnicas	32
3.7.2.	Instrumentos.....	32
3.8.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos.....	34
3.9.	Desarrollo de Trabajo de Tesis.....	35
3.9.1.	Ubicación Geográfica	35
3.9.2.	Características físicas.....	35
3.9.2.1.	Umbral de Precipitación	35
3.9.2.2.	Geología.....	37
3.9.2.3.	Pendiente	39
3.9.2.4.	Cobertura vegetal	39
3.9.3.	Descripciones Sociales.....	40
3.9.3.1.	Población.....	40
3.9.3.2.	Vivienda.....	41
3.9.4.	Determinación del nivel de peligrosidad.....	42
3.9.4.1.	Volumen de material inestable.....	43
3.9.4.2.	Factores Condicionantes	44

3.9.4.3.	Factor Desencadenante.....	47
3.9.4.4.	Nivel de peligrosidad.....	49
3.9.5.	Determinación del nivel de Vulnerabilidad	49
3.9.5.1.	Vulnerabilidad social.....	49
3.9.5.2.	Vulnerabilidad económica.....	54
3.9.5.3.	Vulnerabilidad ambiental.....	58
3.9.5.4.	Nivel de Vulnerabilidad	63
3.9.6.	Determinación del nivel de riesgo.....	63
3.9.6.1.	Nivel de Riesgo.....	64
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	65
4.1.	Modelo de Redes Neuronales	65
4.2.	Cálculo del peligro	65
4.3.	Cálculo de la vulnerabilidad	74
4.4.	Cálculo del Riesgo.....	88
	CONCLUSIONES	99
	RECOMENDACIONES.....	100
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	101
	ANEXOS	104

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Cuadro de Operacionalización de variables.....	33
Tabla 2 Coordenadas de ubicación espacial	35
Tabla 3 Umbrales de Precipitación para estación Wayllapampa	36
Tabla 4 Umbrales de Precipitación para estación La Quinua	36
Tabla 5 Población por grupo etario.....	41
Tabla 6 Tipo de material de construcción	41
Tabla 7 Conocimiento en gestión del riesgo	41
Tabla 8 Conocimiento de conservación ambiental.....	42
Tabla 9 Matriz de comparación de pares para evaluar el nivel de peligrosidad	42
Tabla 10 Matriz de comparaciones pareadas normalizada para nivel de peligrosidad	43
Tabla 11 Matriz de comparación de pares Volumen de material inestable	43
Tabla 12 Matriz de comparaciones pareadas normalizada Volumen de material inestable	44
Tabla 13 Matriz de comparación de pares Geología	45
Tabla 14 Matriz de comparaciones pareadas Geología.....	45
Tabla 15 Matriz de comparación de pares Pendiente	46
Tabla 16 Matriz de comparaciones pareadas Pendiente	46
Tabla 17 Matriz de comparación de pares Cobertura vegetal.....	47
Tabla 18 Matriz de comparaciones pareadas Cobertura vegetal	47
Tabla 19 Matriz de comparación de pares Precipitación.....	48
Tabla 20 Matriz de comparaciones pareadas Precipitación	48
Tabla 21 Nivel de peligro	49
Tabla 22 Matriz de comparación de pares en dimensión social.....	50
Tabla 23 Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión social.	50
Tabla 24 Matriz de comparación de pares Cercanía a área peligro	51
Tabla 25 Matriz de comparaciones pareadas Cercanía a área peligro	51
Tabla 26 Matriz de comparación de pares Grupo de edades comunidad	52
Tabla 27 Matriz de comparaciones pareadas Grupo de edades comunidad.....	52
Tabla 28 Matriz de comparación de pares Conocimiento en gestión del riesgo.....	53
Tabla 29 Matriz de comparaciones pareadas Conocimiento en gestión del riesgo	53
Tabla 30 Matriz de comparación de pares en dimensión económica.....	54
Tabla 31 Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión económica.	54

Tabla 32 Matriz de comparación de pares Localización de la edificación	55
Tabla 33 Matriz de comparaciones pareadas Localización de la edificación	55
Tabla 34 Matriz de comparación de pares Material de construcción.....	56
Tabla 35 Matriz de comparaciones pareadas Material de construcción	57
Tabla 36 Matriz de comparación de pares Cumplimiento de la normativa RNE.....	57
Tabla 37 Matriz de comparaciones pareadas Cumplimiento de la normativa RNE .	58
Tabla 38 Matriz de comparación de pares en dimensión ambiental.	59
Tabla 39 Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión ambiental.	59
Tabla 40 Matriz de comparación de pares Deforestación	60
Tabla 41 Matriz de comparaciones pareadas Deforestación	60
Tabla 42 Matriz de comparación de pares Estado de conservación de suelo.....	61
Tabla 43 Matriz de comparaciones pareadas Estado de conservación de suelo	61
Tabla 44 Matriz de comparación de pares Capacitación en conservación ambiental	62
Tabla 45 Matriz de comparaciones pareadas Capacitación en conservación ambiental.....	63
Tabla 46 Nivel de vulnerabilidad.....	63
Tabla 47 Nivel de Riesgo	64

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	Zona vulnerable a deslizamiento traslacional en áreas residenciales.....	2
Figura 2	Clasificación de Peligros	12
Figura 3	Clasificación de peligros de origen natural	13
Figura 4	Tipos y subtipos de movimientos de masa.....	14
Figura 5	Esquema de un deslizamiento	15
Figura 6	Naturaleza del deslizamiento traslacional	16
Figura 7	Naturaleza del deslizamiento rotacional	17
Figura 8	Criterios de evaluación de peligros	18
Figura 9	Estructura de un árbol de decisión	25
Figura 10	Clasificador de árbol binario en seis divisiones	26
Figura 11	Mapa de Umbrales de Precipitación máxima	37
Figura 12	Mapa Geológico.....	38
Figura 13	Mapa de pendientes.....	40
Figura 14	Entrenamiento y arquitectura de red neuronal Peligrosidad	71
Figura 15	Histograma del error red neuronal peligrosidad.....	72
Figura 16	Rendimiento (error vs. época) red neuronal peligrosidad	73
Figura 17	Histograma del error red neuronal peligrosidad.....	73
Figura 18	Gráfica de regresión lineal red neuronal peligrosidad.....	74
Figura 19	Entrenamiento y arquitectura de red neuronal Vulnerabilidad	84
Figura 20	Histograma del error red neuronal Vulnerabilidad	85
Figura 21	Rendimiento (error vs. época) red neuronal Vulnerabilidad	86
Figura 22	Histograma del error red neuronal Vulnerabilidad	86
Figura 23	Gráfica de regresión lineal red neuronal Vulnerabilidad	87
Figura 24	Análisis de cuantitativo del peligro	93
Figura 25	Análisis de niveles de peligro	94
Figura 26	Análisis de niveles de vulnerabilidad	96
Figura 27	Análisis de cuantitativo de la vulnerabilidad	95
Figura 28	Análisis de cuantitativo del riesgo	97
Figura 29	Análisis de niveles de riesgo	98

INTRODUCCIÓN

La expansión urbana descontrolada y la ocupación de terrenos inadecuados representan desafíos críticos en muchas regiones del mundo, especialmente en zonas donde las condiciones geográficas incrementan la exposición a riesgos naturales. En este contexto, la comunidad de Maizhondo, refleja esta problemática, la falta de una adecuada planificación territorial ha facilitado la proliferación de asentamientos en áreas inestables, incrementando de manera significativa la vulnerabilidad de la población frente a eventos como los deslizamientos de tierra.

Este fenómeno se acentúa en las zonas de expansión urbana, donde la ocupación del suelo ocurre en pendientes pronunciadas y terrenos con características geotécnicas desfavorables. Uno de los riesgos más latentes en la zona es el deslizamiento traslacional, un tipo de movimiento en masa que puede manifestarse de forma súbita y generar consecuencias graves sobre la infraestructura y la integridad de las personas. Frente a esta situación, se hace imprescindible contar con herramientas técnicas que permitan anticipar estos eventos y orientar la planificación urbana hacia zonas más seguras.

En este marco, la presente investigación tiene como objetivo principal determinar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, mediante la aplicación de algoritmos de aprendizaje supervisado. Para ello, se busca evaluar la precisión y capacidad predictiva de dichos algoritmos en la identificación de zonas de alto riesgo, correlacionando los resultados con las condiciones del terreno y factores sociales que influyen en la vulnerabilidad de la población.

El estudio pretende no solo generar información técnica que contribuya a la gestión del riesgo en la zona de estudio, sino también proponer un enfoque innovador basado en inteligencia artificial, que pueda ser replicado en contextos similares. Así, se espera fortalecer las capacidades locales para la prevención de desastres naturales, mediante la integración de herramientas modernas en los procesos de planificación y toma de decisiones.

I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Descripción del problema

El fenómeno de la expansión urbana descontrolada y la ocupación de terrenos inadecuados es un desafío crítico en diversas regiones del mundo, y la comunidad de Maizhondo, en el distrito de Quinua, provincia de Huamanga, Ayacucho, no es la excepción. A nivel global, la proliferación de asentamientos irregulares en áreas que, por sus características geográficas, presentan altos riesgos naturales, como las Áreas Naturales Protegidas (ANP), se ha convertido en una situación común. En muchos casos, la población, a menudo de escasos recursos económicos, establece sus hogares en estas zonas sin tener en cuenta las condiciones geográficas adversas, lo que aumenta significativamente su vulnerabilidad ante fenómenos naturales como los deslizamientos de tierra (Rivera, 2022).

Estos asentamientos irregulares suelen surgir de manera ilegal, con la construcción de viviendas en terrenos que no son aptos para la urbanización. Estas áreas, a menudo marginadas y desatendidas por las autoridades, representan un peligro latente para sus habitantes. La falta de planificación y regulación urbanística en estos asentamientos no solo pone en riesgo la infraestructura precaria que allí se edifica, sino que también pone en peligro la vida de las personas que, impulsadas por la necesidad, desafían las recomendaciones técnicas y los estudios geológicos. En muchos casos, los gobiernos locales o bien otorgan permisos de construcción en estos terrenos de manera irresponsable o simplemente son indiferentes ante la expansión de estos asentamientos. Como resultado, la población se resiste a desalojar estas zonas, incluso frente a un riesgo inminente, defendiendo sus hogares a pesar del peligro (Rivera, 2022).

En el contexto peruano, entre los años 2003 y 2022, se han registrado más de 3600 deslizamientos en todo el país, con mayor frecuencia en las áreas andinas, debido a la topografía y las condiciones climáticas características de esta región. Los deslizamientos en el Perú son, en muchos casos, provocados por un incremento en las precipitaciones, que actúa como detonante en terrenos ya inestables. Estos eventos pueden ser extremadamente destructivos, causando no solo daños materiales significativos, sino también pérdidas humanas. Ejemplos recientes incluyen el deslizamiento ocurrido en 2014 en la localidad de Cuenca, Huancavelica, que afectó viviendas, una institución educativa, una línea férrea y provocó inundaciones posteriores. Otro caso es el deslizamiento de 2023 en Atavillos-La

Perla, Huaral, donde seis personas perdieron la vida, y la infraestructura agrícola fue devastada (IGP, 2024).

El Centro Poblado de Maizhondo se enfrenta a una problemática similar. La expansión urbana en esta área está ocurriendo en terrenos con características geológicas que los hacen propensos a deslizamientos, especialmente del tipo traslacional, donde las masas de tierra se deslizan sobre una pendiente de manera rápida y peligrosa. La Figura mostrada a continuación evidencia esta situación: viviendas construidas al pie de una pendiente inestable que, ante el aumento de las lluvias o cualquier alteración del terreno, podría desencadenar un deslizamiento, poniendo en riesgo directo a las personas que habitan la zona.

Figura 1

Zona vulnerable a deslizamiento traslacional en áreas residenciales



Nota. Elaboración Propia

En la comunidad de Maizhondo, la falta de planificación territorial y la ocupación de terrenos inadecuados para la urbanización han creado una situación crítica. La expansión urbana no regulada en esta área aumenta significativamente el riesgo de deslizamientos traslacionales, un tipo de deslizamiento caracterizado por el movimiento de una masa de tierra a lo largo de un plano de falla. Este tipo de deslizamiento es particularmente peligroso porque puede ocurrir de manera súbita, y su impacto puede ser devastador tanto para la infraestructura como para la vida humana. Es por ello que es necesario realizar una evaluación de los niveles de riesgo

en las áreas de expansión urbana de Maizhondo y desarrollar estrategias para mitigar estos riesgos. Esto incluye la necesidad de sensibilizar a la población sobre los peligros a los que están expuestos, especialmente para aquellos que residen en zonas de alto riesgo. Además, es importante las autoridades locales adopten un enfoque más proactivo en la planificación y regulación de la expansión urbana, asegurando que el crecimiento de las comunidades se realice en áreas seguras y sostenibles.

1.2. Delimitación del problema

1.2.1. Espacial (geográfica)

La investigación se lleva a cabo en el Centro Poblado de Maizhondo, ubicado en el distrito de Quinua, provincia de Huamanga, en la región de Ayacucho, Perú. Esta área se caracteriza por su geografía montañosa, con pendientes pronunciadas y suelos susceptibles a deslizamientos, especialmente en las zonas de expansión urbana que han experimentado un crecimiento acelerado.

1.2.2. Temática y unidad de análisis

La temática central de esta investigación es la determinación de los niveles de riesgo asociados con los deslizamientos traslacionales en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo. Se enfoca en analizar las condiciones geológicas, topográficas y climáticas que contribuyen al riesgo de deslizamientos, así como en evaluar la vulnerabilidad de las viviendas e infraestructuras construidas en estas zonas de riesgo.

1.3. Formulación del problema

1.3.1. Problema general

¿Cuáles son los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, y cómo pueden ser identificadas y analizadas las zonas más vulnerables utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado?

1.3.2. Problemas específicos

- a) ¿Cuál es la precisión de los algoritmos supervisados en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo?

- b) ¿Cuál es la capacidad predictiva de los algoritmos supervisados para identificar zonas de alto riesgo en Maizhondo?
- c) ¿Cuáles son las vulnerabilidades del área urbana de Maizhondo al correlacionar los modelos predictivos con las condiciones del terreno y factores sociales?

1.4. Justificación e importancia

1.4.1. Justificación

Este estudio se lleva a cabo debido a la necesidad de comprender y gestionar los riesgos asociados con los deslizamientos traslacionales en áreas de expansión urbana, especialmente en terrenos montañosos como los de Maizhondo. Con el crecimiento urbano, es fundamental identificar las zonas que presentan mayores riesgos para evitar daños a la infraestructura y garantizar la seguridad de la población. Utilizar herramientas predictivas, como algoritmos de aprendizaje supervisado, permite abordar de manera más efectiva estos desafíos, proporcionando una base sólida para la planificación y toma de decisiones en la gestión del territorio. Sin esta evaluación, las decisiones urbanísticas podrían pasar por alto riesgos críticos, lo que incrementaría la vulnerabilidad de las comunidades a desastres naturales.

1.4.2. Importancia

La importancia radica en que contar con una evaluación precisa del riesgo por deslizamientos traslacionales en áreas de expansión urbana permite anticipar posibles desastres y tomar medidas preventivas adecuadas. La aplicación de algoritmos supervisados para identificar zonas de alto riesgo no solo fortalece la capacidad predictiva de los tomadores de decisiones, sino que también optimiza los recursos destinados a la gestión del riesgo, priorizando las áreas más vulnerables. Además, la correlación entre factores sociales y geológicos ayuda a diseñar políticas públicas que no solo salvaguardan vidas, sino que también promueven un desarrollo urbano sostenible y resiliente, garantizando la seguridad de la infraestructura y mejorando la calidad de vida de los habitantes.

1.5. Limitaciones de la investigación

La presente investigación puede presentar algunas limitaciones, principalmente relacionadas con:

- La recopilación de datos geológicos y climáticos actuales puede estar limitada por la disponibilidad de registros específicos de la zona de estudio.
- Los algoritmos supervisados dependen de la calidad de los datos de entrenamiento; sin embargo, se utilizarán datos adecuados para garantizar la precisión en la predicción de riesgos, aunque algunas variaciones en los resultados podrían ocurrir.
- La variabilidad en las condiciones climáticas y geológicas puede influir en los resultados.

1.6. Objetivos

1.6.1. Objetivo general

Determinar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado para identificar y analizar las zonas más vulnerables.

1.6.2. Objetivos específicos

- a) Evaluar la precisión de los algoritmos supervisados en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.
- b) Analizar la capacidad predictiva de los algoritmos para identificar zonas de alto riesgo en Maizhondo.
- c) Determinar las vulnerabilidades del área urbana correlacionando los modelos predictivos con las condiciones del terreno y factores sociales.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Investigaciones internacionales

Dávila y Cano (2023) en su investigación *“Revisión conceptual de las aplicaciones de la inteligencia artificial en el campo de la ingeniería geotécnica y su aproximación a casos de estudio de la Región Caribe Colombiana”*, tuvo como objetivo realizar una revisión bibliográfica sobre las aplicaciones de la inteligencia artificial en la ingeniería geotécnica, centrándose en su aplicabilidad en la región Caribe colombiana. La metodología empleada incluyó una búsqueda y clasificación de artículos científicos en bases de datos especializadas, abarcando cinco aplicaciones clave de la geotecnia. Se utilizaron algoritmos de inteligencia artificial como redes neuronales artificiales y máquinas de soporte vectorial para estimar parámetros geotécnicos. Los resultados mostraron una alta precisión en los modelos desarrollados, con coeficientes de correlación que variaron entre 0.9 y 0.99, lo que demuestra la viabilidad de estas técnicas en la resolución de problemas geotécnicos complejos.

Rojas y Casallas (2021) en su trabajo de investigación *“Evaluación de riesgo por deslizamiento: caso de estudio sector la Cascajera zona urbana del municipio de Guachetá Cundinamarca”*, tuvo como objetivo evaluar el riesgo de desastres debido a emergencias por remoción en masa en el sector La Cascajera, zona urbana del municipio de Guachetá, Cundinamarca. La metodología utilizada incluyó la identificación y aplicación de una metodología específica para evaluar el riesgo, así como la elaboración de un plan de emergencia y contingencia. Los resultados de la investigación permitieron identificar las áreas de mayor riesgo y sugirieron la implementación de obras de ingeniería civil para mitigar dichos riesgos. Esto contribuyó a la formulación de estrategias más efectivas para la gestión del riesgo en la comunidad afectada, mejorando la seguridad y calidad de vida de los habitantes del sector.

Cobos y Salamanca (2022) en su tesis de maestría *“Gestión del riesgo por movimientos en masa en área urbana, estudio de caso, sector denominado Altos de la Estancia Localidad Ciudad Bolívar en la Ciudad de Bogotá”*, tuvo como objetivo identificar y documentar la gestión del riesgo por movimientos en masa en Altos de

la Estancia, Ciudad Bolívar, Bogotá. Se utilizó una metodología cualitativa que incluyó la recolección y análisis de informes de múltiples entidades y la revisión de más de 20 artículos sobre gestión de riesgos. Los resultados más destacados incluyeron la implementación de un sistema de monitoreo geotécnico y un sistema de alerta temprana que han mejorado significativamente la capacidad de respuesta ante deslizamientos. Además, se identificaron áreas críticas de intervención, lo que permitió proponer nuevas medidas para fortalecer la mitigación del riesgo y garantizar la seguridad de la comunidad. Este enfoque ha sido clave para reducir los impactos de los movimientos en masa en la zona estudiada.

2.1.2. Investigaciones nacionales

Huaripata (2024) en su tesis *“Evaluación del riesgo por vulnerabilidad física en viviendas frente a un deslizamiento en las laderas de Urubamba sector II – distrito de Cajamarca, 2022”*, tuvo como objetivo evaluar el nivel de riesgo por vulnerabilidad física de las viviendas frente a un deslizamiento en la ladera Urubamba, sector II, en el distrito de Cajamarca. La metodología empleada incluyó el uso del Proceso de Análisis Jerárquico (AHP) para ponderar los factores de peligrosidad y vulnerabilidad, así como la evaluación de 360 viviendas en el área de estudio. Los resultados revelaron que el 50% de las viviendas se encuentran en un nivel de riesgo medio, el 35% en riesgo alto, y el 15% en riesgo muy alto. Estos resultados subrayan la necesidad de intervenciones urgentes para mitigar los riesgos y mejorar la seguridad de las viviendas en la zona.

Suloaga (2022) en su tesis *“Evaluación de riesgo por deslizamiento mediante el análisis de peligrosidad y vulnerabilidad del Centro Poblado de Mallas, Huari – 2022”*, tuvo como objetivo evaluar el riesgo por deslizamiento rotacional de tierra en el centro poblado de Mallas, Huari, mediante un análisis de peligrosidad y vulnerabilidad. La metodología utilizada se basó en el “Manual para la evaluación de riesgos originados por fenómenos naturales” de CENEPRED (2014), empleando el proceso de análisis jerárquico (PAJ) y la matriz de Saaty para ponderar los parámetros y descriptores de las variables de estudio. Los resultados revelaron niveles de peligrosidad muy altos, atribuidos a factores como la pendiente, geología y geomorfología, así como niveles altos de vulnerabilidad debido a la falta de capacitación en gestión de riesgos, una deficiente organización comunitaria y la

precariedad en servicios básicos, concluyendo que la zona presenta un alto riesgo de deslizamientos.

Gonzales (2020) en su tesis *“Evaluación de la vulnerabilidad ante riesgo por deslizamiento de la comunidad de Chango distrito Chacayán, provincia Daniel Alcides Carrión, Pasco”*, tuvo como objetivo evaluar el nivel de riesgo por deslizamiento en la comunidad de Chango, distrito de Chacayán, Pasco, con el fin de proponer medidas estructurales para mitigar dicho riesgo. La metodología utilizada se basó en el “Manual para la evaluación de riesgos causados por fenómenos naturales” del CENEPRED, que incluyó la identificación y análisis de factores de peligrosidad y vulnerabilidad en la zona. Los resultados indicaron que el 70% de las viviendas presentan fisuras debido a deslizamientos rotacionales activos. Además, se desarrolló un mapa de peligrosidad y vulnerabilidad, destacando que la comunidad enfrenta un riesgo muy alto de deslizamientos. Finalmente, se propusieron medidas estructurales para reducir el riesgo y proteger a la población y sus medios de subsistencia.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Evaluación de riesgos

El Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) en 2010, define la evaluación de riesgos como un proceso crítico que permite identificar y analizar tanto la naturaleza como el alcance de posibles riesgos. Este proceso se enfoca en el análisis de las amenazas y en la evaluación de las condiciones de vulnerabilidad existentes que podrían causar daños a las personas, a los bienes materiales, servicios, medios de subsistencia y al entorno natural del cual dependen. La evaluación de riesgos no se limita únicamente a medir la magnitud y la probabilidad de pérdidas potenciales, sino que también se enfoca en comprender las causas subyacentes y el impacto potencial de dichas pérdidas. Este análisis integral es fundamental para una toma de decisiones informada y para la adopción de políticas públicas efectivas. La evaluación de riesgos se convierte así en una herramienta indispensable para identificar medidas preventivas y mitigar posibles daños antes de que ocurran. Además, este proceso requiere una colaboración estrecha y continua entre todos los sectores de la sociedad, incluyendo gobiernos, organizaciones no gubernamentales, sector privado y comunidades locales.

La evaluación de riesgos es, por tanto, un componente clave en la planificación estratégica a nivel local, nacional e internacional. Su correcta implementación permite no solo reducir la vulnerabilidad de las poblaciones expuestas, sino también fortalecer la resiliencia de las comunidades frente a futuros eventos adversos. Al integrar esta evaluación en los procesos de toma de decisiones, se asegura que las políticas y acciones adoptadas no solo sean reactivas, sino también proactivas, permitiendo una respuesta más eficaz y sostenible ante los riesgos identificados. (PNUD, 2010).

2.2.2. Estimación de riesgos

El riesgo se define como el resultado de la interacción entre la amenaza, entendida como la probabilidad de que ocurra un fenómeno de una intensidad específica, y la vulnerabilidad de los elementos que se encuentran expuestos a esa amenaza. Por lo tanto, el riesgo puede ser clasificado según su origen, ya sea geológico, hidrológico, atmosférico o incluso tecnológico, dependiendo de la naturaleza de la amenaza considerada (Maskrey, 1993).

Según el Instituto Nacional de Defensa Civil (INDECI, 2011), una vez que se han identificado y analizado los peligros a los que está expuesta el área en estudio, y tras realizar los análisis de vulnerabilidad correspondientes, se procede a combinar estos factores para calcular el nivel de riesgo. Esto implica estimar la probabilidad de pérdidas y daños esperados, tanto en personas, bienes materiales como en recursos económicos, ante la posible ocurrencia de un fenómeno natural o tecnológico, ya sea inducido por el hombre o de origen natural. Maskrey (1993) propone tres pasos esenciales para la evaluación del riesgo: primero, evaluar la amenaza; segundo, analizar la vulnerabilidad; y finalmente, estimar el riesgo. Estos riesgos pueden representarse en mapas, que pueden ser probabilísticos o determinísticos, dependiendo de la amenaza. Además, los riesgos se presentan en “escenarios”, que son espacios geográficamente definidos donde se puede prever la ocurrencia del evento con una intensidad específica y considerando el grado de vulnerabilidad presente en la zona afectada.

El informe técnico del INDECI (2011) destaca que para calcular el riesgo es necesario analizar y combinar tanto datos teóricos como empíricos, de manera que la relación entre espacio y tiempo represente las diversas dimensiones de la vulnerabilidad estudiada. Además, existen varios criterios y métodos que pueden ser utilizados para el cálculo del riesgo, incluyendo enfoques analíticos, matemáticos y descriptivos. A continuación, se presenta la fórmula utilizada para determinar el nivel de riesgo:

$$R = f(P_i, V_e)$$

Donde:

- R representa el Riesgo.
- P_i indica el Peligro.
- V_e corresponde a la Vulnerabilidad.

2.2.3. Zonificación de áreas de riesgo por deslizamientos

De acuerdo con el informe técnico de INDECI (2011), “El reconocimiento de áreas con distintos grados de riesgo (incluyendo Peligrosidad y Vulnerabilidad) es fundamental en los procesos de ordenamiento y planificación territorial. Estas zonas deben reflejar el uso potencial que se les puede asignar y los posibles daños a los que ese uso estaría expuesto” (p.73).

- **Riesgo muy alto – No mitigable:** Se presenta cuando hay un peligro significativo tanto para las personas dentro como fuera de sus viviendas, con una alta probabilidad de destrucción de edificios y casas. En estas áreas, se prohíbe la instalación, expansión o densificación de asentamientos humanos, y las zonas ya edificadas deben ser reasentadas.
- **Riesgo muy alto:** Este riesgo se manifiesta cuando las personas corren peligro tanto dentro como fuera de sus hogares, con una gran probabilidad de destrucción repentina de edificios y casas. Se considera una zona de prohibición, no apta para nuevos asentamientos humanos. Sin embargo, las áreas ya construidas pueden ser protegidas mediante sistemas de alerta temprana, evacuaciones temporales y medidas estructurales que reduzcan el riesgo.

- **Riesgo alto:** En este caso, el peligro es mayor en el exterior de los edificios que en el interior, lo que significa que, si se han tomado las medidas adecuadas de construcción, los daños pueden ocurrir, pero no habrá destrucción. Es necesario implementar reglamentaciones que restrinjan la expansión y densificación de asentamientos humanos, asegurando que se sigan las normas de uso de suelo y construcción adecuadas. Las estructuras que no cumplan con estas normas deben ser reforzadas o corregidas.
- **Riesgo medio:** Existe un peligro moderado para las personas, con la posibilidad de daños leves o moderados en los edificios. Estas zonas son aptas para asentamientos humanos, pero la población debe ser sensibilizada acerca de los riesgos moderados para que puedan actuar de manera adecuada ante posibles peligros.

2.2.4. Evaluación de la peligrosidad

De acuerdo con el CENEPRED (2014), se define como la posibilidad de que un fenómeno natural, con el potencial de causar daños, ocurra en un lugar determinado, con una intensidad específica y dentro de un periodo de tiempo y frecuencia establecidos (p.20).

Evaluar la amenaza implica “predecir” la ocurrencia del evento a corto plazo, basado en la interpretación de eventos previos y monitoreados; a mediano plazo, utilizando información de parámetros indicadores; y a largo plazo, basándose en la estimación del evento más probable dentro de un marco temporal que afecte un área específica (Maskrey, 1993, p.53). Por lo tanto, es crucial identificar y caracterizar el peligro como una variable clave en el estudio.

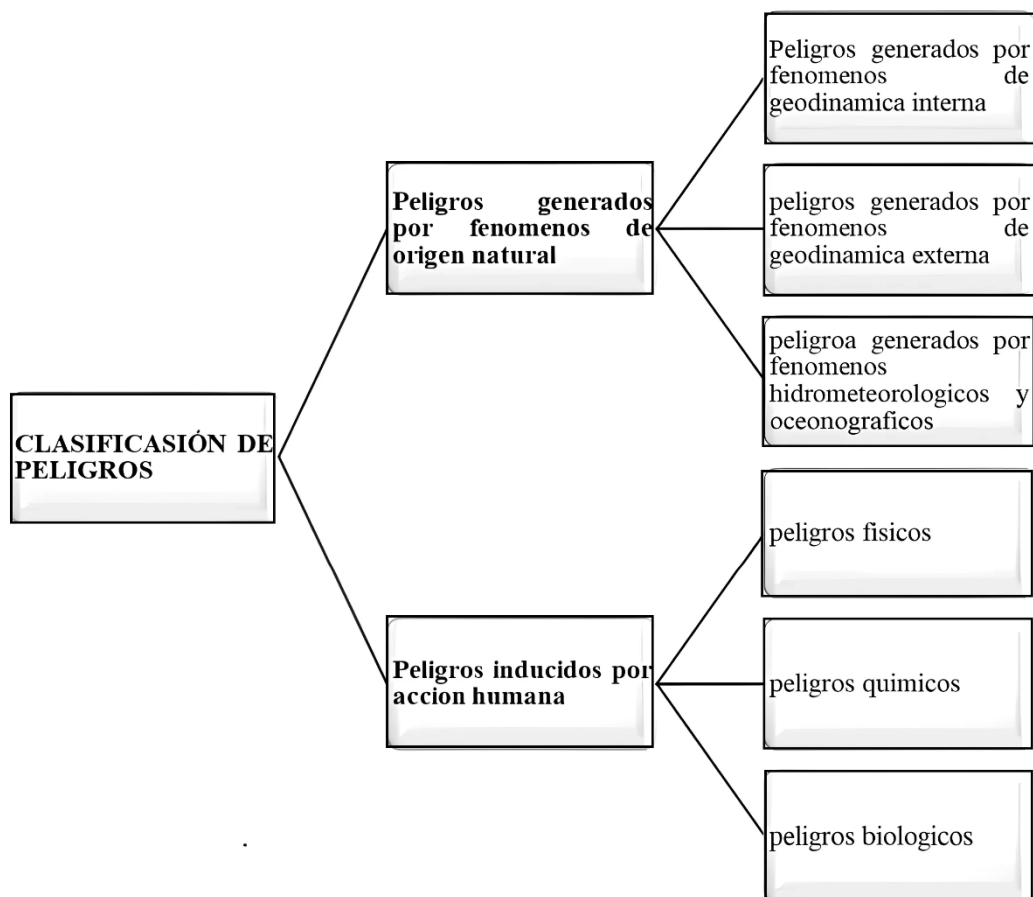
2.2.5. Cuenca hidrográfica

Según CENEPRED (2014), los peligros se pueden dividir en dos categorías principales: aquellos de origen natural y los de origen antrópico. Los peligros de origen natural se subdividen en tres tipos específicos, cada uno con características distintas que se deben considerar en su evaluación. De manera similar, los peligros de origen antrópico también se clasifican en tres subgrupos, cada uno relacionado

con actividades humanas que pueden generar riesgos significativos. Estos grupos y sus subdivisiones se ilustran en la figura que se presenta a continuación.

Figura 2

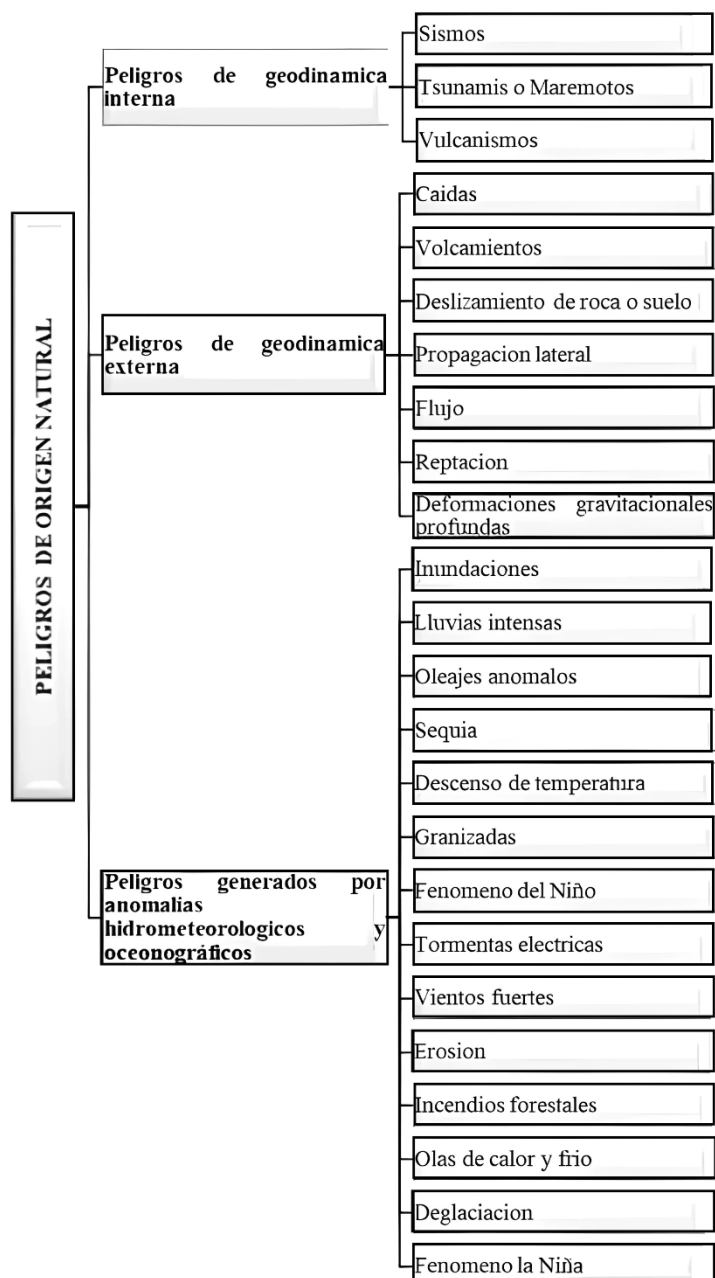
Clasificación de Peligros



Nota. Tomado de CENEPRED (2014)

Adicionalmente, se ofrece una explicación de la subdivisión de los peligros de origen natural, que es el foco principal de esta investigación. Estos peligros, que representan un aspecto crucial del estudio, se analizan con mayor precisión en la figura siguiente, proporcionando un desglose exhaustivo que permite comprender mejor su naturaleza y características. La figura busca ofrecer una visualización clara y completa, destacando las distintas categorías y subcategorías dentro de los peligros naturales.

Figura 3
Clasificación de peligros de origen natural



Nota. Tomado de CENEPRED (2014)

2.2.6. Variables meteorológicas

Según el Proyecto Multinacional Andino: Geociencias para las Comunidades Andinas (2007), el término se refiere a cualquier desplazamiento de material cuesta abajo, ya sea roca, detritos o tierra, debido a la acción de la gravedad. Estos movimientos pueden variar desde procesos lentos y apenas perceptibles, como la

reptación del suelo, hasta deslizamientos rápidos y claramente definidos, delimitados por superficies de rotura (p.1).

De manera similar, CENEPRED (2014) describe los movimientos en masa en laderas como procesos de desplazamiento, ya sea lento o rápido, que involucran suelo, roca o ambos, provocados por un exceso de agua en el terreno o por la acción de la gravedad (p.8).

2.2.7. Tipos de movimientos en masa

Los movimientos en masa se clasifican en los siguientes tipos y subtipos correspondientes:

Figura 4

Tipos y subtipos de movimientos de masa

Caídas	• Caída de roca (detritos o suelo)
Volcamiento	• Volcamiento de roca (bloque) • Volcamiento flexural de roca o del macizo Rocoso
Deslizamiento de roca o suelo	• Deslizamiento traslacional, deslizamiento en cuña • Deslizamiento rotacional
Propagación lateral	• Propagación lateral lenta • Propagación lateral por licuación (rápida)
Flujo	• Flujo de detritos, crecida de detritos, lodo, tierra y turba • Avalancha de detritos y rocas • Deslizamiento por flujo o licuación
Reptación	• Reptación de suelos
Deformaciones gravitacionales profundas	• Solifluxión, gelifluxión (en permafrost)

Nota. Tomado de Proyecto Multinacional Andino (2007)

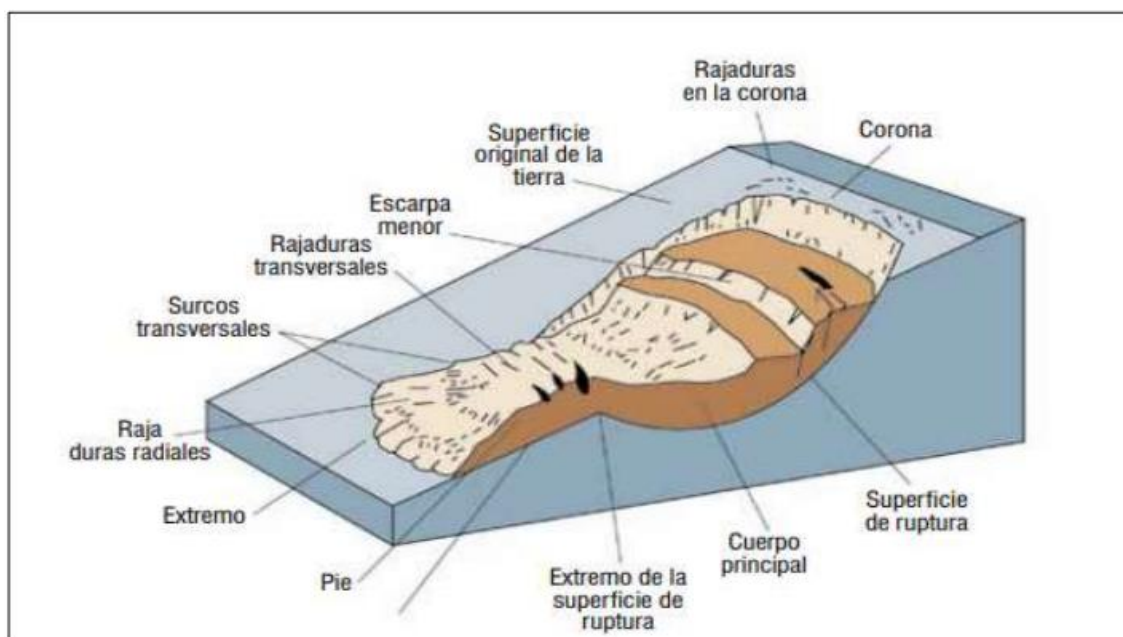
2.2.8. Deslizamientos

Según INDECI (2011), los movimientos en masa ocurren en suelo, roca o una combinación de ambos, desplazándose a lo largo de una o más superficies que pueden ser planas o cóncavas. La masa original se desliza cuesta abajo, recorriendo distancias variables. La velocidad de estos movimientos puede variar, desde lentos ($< 16 \text{ mm/año}$) hasta extremadamente rápidos ($> 5 \text{ m/seg}$).

Por otro lado, CENEPRED (2014) describe los deslizamientos como movimientos masivos de materiales que, en algunos casos, pueden ser catastróficos. Estos deslizamientos ocurren a lo largo de una superficie que facilita su descenso debido a la fuerza de la gravedad (p.68).

Figura 5

Esquema de un deslizamiento



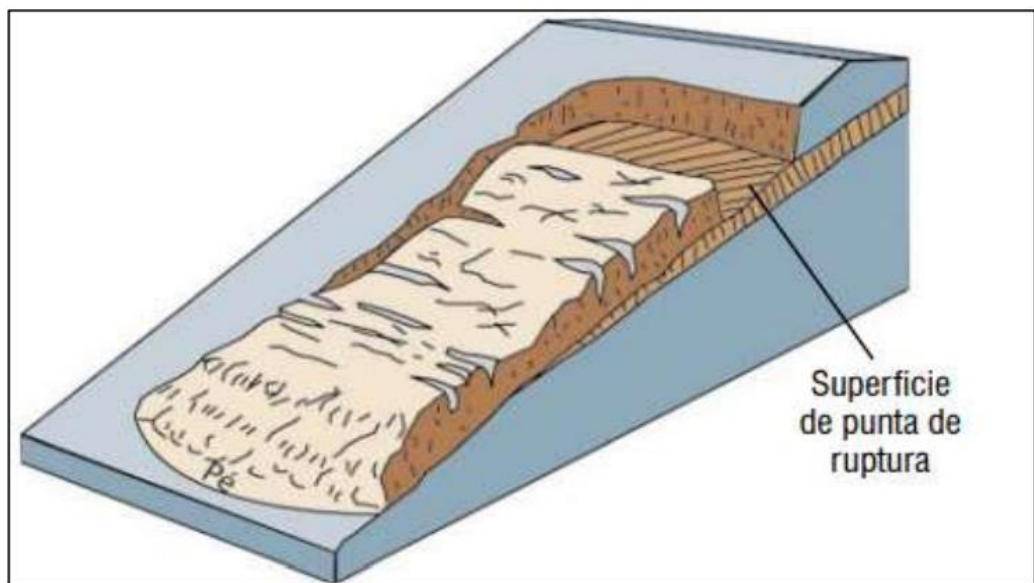
Nota. Tomado de Highland y Bobrowsky (2008)

- a. Deslizamiento traslacional:** El deslizamiento traslacional se refiere a un tipo de movimiento en el que la masa de tierra o roca se desplaza a lo largo de una superficie de falla que puede ser plana o ligeramente ondulada. A diferencia de los deslizamientos rotacionales, los deslizamientos traslacionales tienden a ser más superficiales. Este tipo de movimiento es comúnmente observado cuando el desplazamiento ocurre a lo largo de

discontinuidades preexistentes, como fallas geológicas, diaclasas, planos de estratificación o en las superficies de contacto entre la roca subyacente y el suelo residual o transportado que se encuentra sobre ella. La naturaleza del deslizamiento traslacional permite que la masa de material se desplace de manera más uniforme y en dirección lateral, a diferencia de los movimientos rotacionales que implican una rotación de la masa en torno a un eje. Este fenómeno es más común en terrenos donde las capas de materiales presentan diferencias significativas en su composición y cohesión, lo que facilita el desplazamiento a lo largo de las superficies de contacto entre ellas. El análisis y la identificación de estos deslizamientos son cruciales en la geología y en la gestión de riesgos en áreas propensas a movimientos de tierra, ya que permiten prever y mitigar posibles daños en zonas habitadas o de infraestructura (Proyecto Multinacional Andino: Geociencias para las Comunidades Andinas, 2007, p.12).

Figura 6

Naturaleza del deslizamiento traslacional



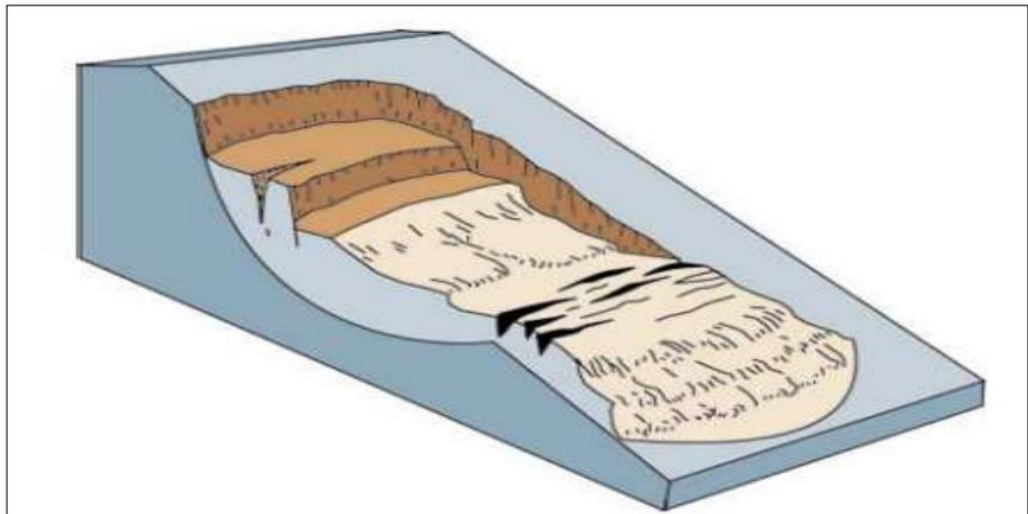
Nota. Tomado de Highland y Bobrowsky (2008)

- b. Deslizamiento rotacional:** El deslizamiento rotacional se describe como un tipo de movimiento de masas en el cual la tierra o roca se desplaza a lo largo de una superficie de falla que tiene una forma curva y cóncava. Este tipo de deslizamiento se caracteriza por una morfología particular, donde la masa se mueve en un patrón rotacional, generando un escarpe principal pronunciado.

Además, se observa una contra pendiente en la superficie de la cabeza del deslizamiento, que se inclina hacia el escarpe principal. Este fenómeno geológico se distingue de otros tipos de deslizamientos debido a la curvatura de la superficie de falla, que provoca que la masa se desplace de manera rotacional, en lugar de deslizarse lateralmente. La estructura resultante de un deslizamiento rotacional incluye un escarpe marcado, que es el punto más elevado de la zona deslizada, y una depresión o hundimiento en la cabeza del deslizamiento, que se orienta hacia el escarpe. La comprensión de este tipo de deslizamiento es esencial para la evaluación de riesgos en áreas susceptibles a movimientos de tierra, ya que la morfología resultante puede afectar significativamente las estructuras y terrenos ubicados en las cercanías. Identificar las señales de un deslizamiento rotacional es crucial para implementar medidas de prevención y mitigación en regiones propensas a estos eventos (Proyecto Multinacional Andino: Geociencias para las Comunidades Andinas, 2007, p.11).

Figura 7

Naturaleza del deslizamiento rotacional



Nota. Tomado de Highland y Bobrowsky (2008)

2.2.9. Criterio de evaluación

De acuerdo con CENEPRED (2014), “una vez que se ha identificado la zona de influencia de los peligros naturales, es crucial comprender los parámetros que influyen en la generación del fenómeno, ya que esto facilita su evaluación” (p.33).

Figura 8

Criterios de evaluación de peligros

Magnitud	• Valor (numérico) de acuerdo a la escala para cada peligro.
Intensidad	• Nivel de afectación o daño (escalas o porcentajes de pérdidas)
Frecuencia	• Número de veces de aparición dentro de un periodo ($f=1/T$)
Periodo de retorno	• Tiempo en el cual se esperaría la aparición del evento (basado en datos o estadísticas)
Duración	• Tiempo de exposición del elemento vulnerable frente al peligro

Nota. Tomado de CENEPRED (2014)

2.2.10. Factores condicionantes y desencadenantes

El Instituto Nacional de Defensa Civil (INDECI, 2011) indica que “existen factores que pueden influir en la movilización de masas en laderas, desencadenando el proceso de desplazamiento de tierra y rocas en la superficie”, los cuales se dividen en:

a) Factores Condicionantes

Según INDECI (2011), existen factores propios del fenómeno, también conocidos como intrínsecos, que tienen una acción estática o pasiva y representan debilidades inherentes en las rocas y suelos en las laderas. A continuación, se detallan algunos de estos factores condicionantes (p.22):

- **Geológicos:**
 - **Litológicos:** La litología influye en la naturaleza y composición fisicoquímica de las rocas. Esto incluye características como la dureza, fragilidad, adherencia, consolidación, compactación y el grado de meteorización (INDECI, 2011).
 - **Estratigráficos:** Se refiere a la disposición de las rocas, incluyendo la orientación, ángulo de inclinación, espesor y composición de los estratos, lo cual afecta el nivel de estabilidad o inestabilidad de la zona (INDECI, 2011).

- **Geomorfológicos:** Estos factores están relacionados con la geometría de los taludes, la topografía y las pendientes pronunciadas, así como la proximidad a fallas geológicas (INDECI, 2011).
- **Hidrogeológicos:** Cambios en la presión hidrostática, que pueden ser desencadenados por eventos como las lluvias, también influyen en el movimiento de masas en laderas (INDECI, 2011).

b) Factores desencadenantes

Según INDECI (2011), existen factores que ejercen una influencia activa en el desplazamiento de masas en laderas, generando inestabilidad en estas áreas. Estos factores pueden clasificarse en dos categorías principales (p.22):

- **Fenómenos de origen natural:** Incluyen eventos naturales que desencadenan o contribuyen a la inestabilidad de las laderas, tales como terremotos, lluvias intensas, o cambios en el nivel freático.
- **Fenómenos de origen antrópico:** Son aquellos causados por la intervención humana, como la construcción de infraestructuras, la deforestación, o las actividades mineras, que alteran las condiciones naturales del terreno y pueden provocar deslizamientos o desprendimientos de masas.

Estos factores, tanto naturales como antropogénicos, son fundamentales para comprender y evaluar los riesgos asociados a la inestabilidad de laderas.

2.2.11. Análisis de la vulnerabilidad

Según Maskrey (1993), la vulnerabilidad se divide en dos categorías: técnica y social. La vulnerabilidad técnica es más fácil de cuantificar, un ejemplo de esto sería las pérdidas potenciales debido a fallos o interrupciones de servicios. En cambio, la vulnerabilidad social es más difícil de medir cuantitativamente y está relacionada con factores culturales, económicos, educativos e ideológicos. El estudio de la vulnerabilidad implica determinar los niveles de exposición y la probabilidad de pérdidas de elementos frente a una amenaza, proporcionando una comprensión del riesgo a través de la interacción de estos elementos con la amenaza (p.54).

Por otro lado, INDECI (2011) explica que, una vez identificados los elementos expuestos al peligro, se realiza un análisis de los distintos tipos de vulnerabilidad que pueden estar directa o indirectamente relacionados con la posible ocurrencia de movimientos en masa en laderas. Este análisis incluye la identificación, evaluación y estudio de diversos indicadores que reflejan el nivel de susceptibilidad, fragilidad y capacidades que caracterizan la condición espacio-temporal de la vulnerabilidad territorial en el área estudiada (p.50).

2.2.11.1. Tipos de vulnerabilidad

a) Vulnerabilidad social: Según Maskrey (1993), este concepto se refiere al grado de cohesión dentro de una comunidad. Una comunidad socialmente vulnerable es aquella donde las relaciones entre sus miembros son superficiales, limitadas a simples vínculos vecinales, sin un sentido profundo de unidad o propósito común orientado al bienestar colectivo. Esta falta de cohesión se traduce en la ausencia de acciones concretas para mejorar las condiciones de vida. Además, esta vulnerabilidad puede estar exacerbada por la falta de un liderazgo efectivo. Es importante distinguir entre un líder auténtico y una figura que solo busca sus intereses personales, disfrazados como intereses colectivos. Un verdadero líder es aquel que puede inspirar a la comunidad a adoptar mejores prácticas de pertenencia y propósito, especialmente en situaciones de emergencia. Fomentar valores como la autonomía, la solidaridad, la dignidad y la transparencia es clave para fortalecer la comunidad, ayudando a formar individuos que contribuyan al bienestar colectivo y a la construcción de una sociedad más resiliente (p.28).

b) Vulnerabilidad Económica: Según Maskrey (1993), las comunidades más pobres son las más vulnerables frente a los riesgos naturales. Esto se debe a su limitada capacidad para enfrentar y recuperarse de desastres, lo que contrasta con la situación en países desarrollados o potencias económicas, donde las pérdidas humanas y materiales tienden a ser significativamente menores. En los países con mayores recursos, la infraestructura y los sistemas de respuesta ante emergencias suelen estar mejor preparados, lo que reduce el impacto de los desastres. Por el contrario, en las naciones de bajos ingresos, la falta de recursos y preparación agrava las consecuencias de los eventos naturales adversos. En las últimas décadas, se ha observado

un aumento en la frecuencia y severidad de los desastres, lo que ha incrementado el número de víctimas y personas afectadas, especialmente en países en desarrollo. Esta situación pone de manifiesto la necesidad de fortalecer la resiliencia económica en estas comunidades para reducir su vulnerabilidad y mitigar los impactos de los desastres naturales (p.27).

- c) Vulnerabilidad Ambiental:** Maskrey (1993) sostiene que nuestro modelo de desarrollo, que se ha centrado en la explotación y destrucción de los recursos naturales en lugar de en una coexistencia armoniosa con ellos, ha resultado en la creación de entornos altamente vulnerables. Estos ecosistemas, una vez degradados, tienen una capacidad limitada para recuperarse, y la restauración puede tardar muchos años. Las acciones humanas han provocado efectos directos e indirectos que han debilitado significativamente la resiliencia del medio ambiente. La biósfera, que es un sistema vivo y dinámico, intercambia y transforma energía constantemente, lo que significa que cualquier intervención en ella genera una respuesta en los ecosistemas. La creencia de que podemos continuar explotando el medio ambiente sin enfrentar consecuencias es insostenible, como lo demuestran los eventos de las últimas décadas. Este reconocimiento subraya la necesidad urgente de adoptar prácticas que respeten los límites naturales y promuevan la sostenibilidad para evitar que se agrave aún más la vulnerabilidad ambiental (p.37).

2.2.11.2. Factores de vulnerabilidad

- a) Exposición:** De acuerdo con Callirgos (2020), la exposición se refiere a las decisiones y prácticas que los seres humanos adoptan en relación con su entorno y las condiciones en las que viven. Esta exposición es el resultado de una interacción inadecuada con el medio ambiente, que puede originarse por un crecimiento poblacional no planificado, migraciones masivas, o un manejo ineficaz del ordenamiento territorial, junto con políticas de desarrollo que no son adecuadas. Como consecuencia, a mayor exposición, mayor será el nivel de vulnerabilidad. Esto implica que las comunidades que no gestionan correctamente su relación con el entorno natural están en un mayor riesgo frente a desastres y otros peligros. La exposición, por lo tanto, no es solo una condición preexistente, sino también una consecuencia de decisiones

humanas que pueden aumentar la susceptibilidad al riesgo y, en última instancia, incrementar la vulnerabilidad de las personas y sus comunidades (p.23).

b) Fragilidad: Callirgos (2020) señala que la fragilidad se refiere a la desventaja o vulnerabilidad que presentan las personas y su entorno de vida ante la ocurrencia de un peligro. Esta fragilidad, por lo general, está relacionada con las condiciones internas de una comunidad. Por ejemplo, la construcción deficiente de infraestructuras, la falta de cumplimiento de las normativas de construcción vigentes, y otros factores similares, contribuyen a aumentar la fragilidad. En resumen, cuando una comunidad presenta una mayor fragilidad, se incrementa su nivel de vulnerabilidad frente a amenazas externas. Esto significa que la capacidad de la comunidad para resistir y recuperarse de eventos adversos se ve comprometida, lo que eleva significativamente los riesgos y las posibles consecuencias negativas en caso de un desastre (p.23).

c) Resiliencia: Según Callirgos (2020), la resiliencia se refiere a la capacidad de las personas, comunidades, entidades públicas y privadas, así como de las actividades económicas y estructuras físicas, para absorber, resistir, adaptarse y recuperarse ante la ocurrencia de un peligro. Esta capacidad también incluye la habilidad para aprender de desastres pasados y mejorar los sistemas de respuesta, con el fin de estar mejor preparados para futuros eventos adversos. En consecuencia, una mayor resiliencia implica un menor nivel de vulnerabilidad, ya que las comunidades y organizaciones que pueden enfrentar y adaptarse a situaciones difíciles están mejor equipadas para reducir los impactos negativos y recuperarse más rápidamente (p.23).

2.2.12. Algoritmos de aprendizaje supervisado

Los algoritmos de aprendizaje supervisado son una categoría de métodos en el campo del aprendizaje automático (machine learning) que se utilizan para entrenar modelos predictivos a partir de datos etiquetados. En este tipo de aprendizaje, el algoritmo recibe un conjunto de datos de entrenamiento en el que cada entrada está asociada con una etiqueta o salida deseada. El objetivo del algoritmo es aprender una función que mapee las entradas a las salidas correctas, de manera que pueda

predecir con precisión las etiquetas para nuevos datos no vistos. Durante el proceso de entrenamiento, el algoritmo ajusta sus parámetros internos para minimizar la diferencia entre las predicciones que realiza y las etiquetas reales de los datos de entrenamiento. Una vez entrenado, el modelo puede generalizar a nuevos datos, realizando predicciones sobre entradas que no se encontraron en el conjunto de entrenamiento.

Ejemplos comunes de algoritmos de aprendizaje supervisado incluyen regresión lineal, regresión logística, máquinas de vectores de soporte (SVM), árboles de decisión, y redes neuronales. Estos algoritmos son ampliamente utilizados en aplicaciones como clasificación de texto, reconocimiento de imágenes, predicción de valores numéricos, entre otros. La efectividad de un modelo supervisado depende en gran medida de la calidad y cantidad de los datos etiquetados utilizados para su entrenamiento (Luna, 2020).

2.2.12.1. Regresión Logística

La regresión logística es una herramienta estadística utilizada en el análisis multivariado, tanto para fines explicativos como predictivos. Es particularmente útil cuando se trabaja con una variable dependiente dicotómica, es decir, una variable que toma solo dos valores, como 0 y 1, para indicar la ausencia o presencia de un atributo. Este análisis se aplica junto a un conjunto de variables predictoras o independientes, que pueden ser cuantitativas (denominadas covariables) o categóricas. En el caso de las variables categóricas, es necesario transformarlas en variables “dummy”, que son representaciones binarias. El principal objetivo de la regresión logística es predecir la probabilidad de que ocurra un determinado “evento” para un sujeto en particular, como, por ejemplo, estar desempleado (1) o no (0), ser pobre (1) o no serlo (0). También busca identificar cuáles de las variables independientes tienen un mayor impacto en aumentar o disminuir esa probabilidad.

Este modelo se basa en las características de las personas a las que les ocurre o no el evento en cuestión. Por ejemplo, se analiza cómo las características como edad, sexo, nivel educativo, posición en el hogar y origen migratorio, entre otras, influyen en la probabilidad de que un individuo esté desempleado. El modelo asigna una probabilidad a cada persona de estar en la situación analizada, independientemente de su situación actual, y clasifica a los individuos en función de esta probabilidad. Además, el análisis identifica qué variables tienen un mayor peso

en la probabilidad de ocurrencia del evento. Por ejemplo, un mayor nivel educativo podría reducir la probabilidad de desempleo, mientras que ser hombre podría aumentarla debido a las tasas de desempleo observadas en diferentes grupos. El modelo calcula los coeficientes que representan estos cambios, y la precisión del modelo se evalúa en función de la concordancia entre las predicciones y la realidad observada (Chitarroni, 2002).

2.2.12.2. Árboles de Decisión

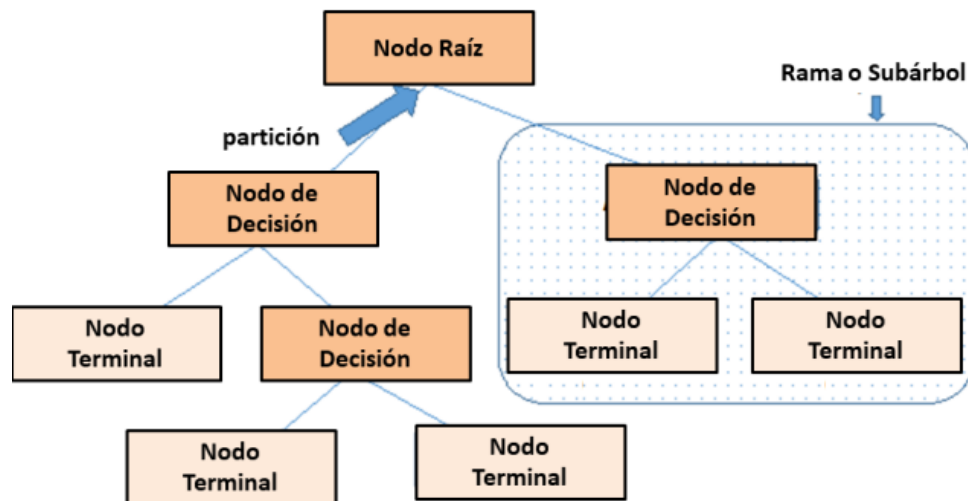
Los clasificadores basados en árboles de decisión son modelos de aprendizaje supervisado no paramétricos cuyo propósito es predecir la clase a la que pertenece un caso basado en uno o más atributos o mediciones conocidas. El algoritmo que se emplea para construir estos árboles se conoce como “partición binaria recursiva”. Durante el proceso de entrenamiento del modelo, este algoritmo divide repetidamente un subconjunto de datos aplicando una decisión asociada a una de las variables, separando así los datos en dos subconjuntos nuevos (de ahí el término “partición binaria”). Este proceso continúa de manera recursiva hasta llegar a un punto previamente determinado en el que se detiene la bifurcación, dando como resultado el clasificador basado en un árbol de decisión. Cada nuevo dato, conocido por sus atributos, navegará a través de las ramificaciones del árbol, siguiendo las reglas y decisiones generadas durante el proceso descrito.

Aunque los algoritmos de árboles de decisión pueden ser utilizados para generar modelos predictivos tanto para variables objetivo cuantitativas (regresión) como cualitativas o categóricas (clasificación), este trabajo se centra en el estudio y desarrollo de estos últimos. Comprender los modelos de clasificación facilita el estudio de los primeros, conocidos como “árboles de regresión”. Este tipo de modelos de aprendizaje supervisado, basados en árboles de decisión, se destacan entre los más utilizados y de mejor rendimiento en la actualidad, lo que justifica un análisis detallado de los procesos involucrados en su diseño, construcción, entrenamiento y evaluación (Ver Figura 9). Los primeros desarrollos de estos clasificadores fueron realizados por el Profesor Leo Breiman, investigador de la UC Berkeley, quien, junto con el estadístico Jerome Friedman, desarrolló también los ensambles de árboles de decisión, modelos compuestos que mejoran la eficacia de los árboles de decisión individuales (Arana, 2021).

- a) **Clasificadores de particiones:** Comencemos por definir lo que entendemos por un “clasificador”. Un clasificador es un algoritmo que, de manera sistemática, determina a qué clase debe asignarse cada caso que se le presenta. Consideremos el vector de mediciones $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ correspondiente a un caso particular. Este vector pertenece a un espacio de mediciones X , el cual abarca todas las posibles mediciones que se pueden realizar. El propósito del clasificador es utilizar estas mediciones para tomar decisiones informadas y precisas sobre la clase a la que pertenece cada caso, asegurando una asignación adecuada y coherente (Arana, 2021).

Figura 9

Estructura de un árbol de decisión



Nota. Tomado de (Arana, 2021).

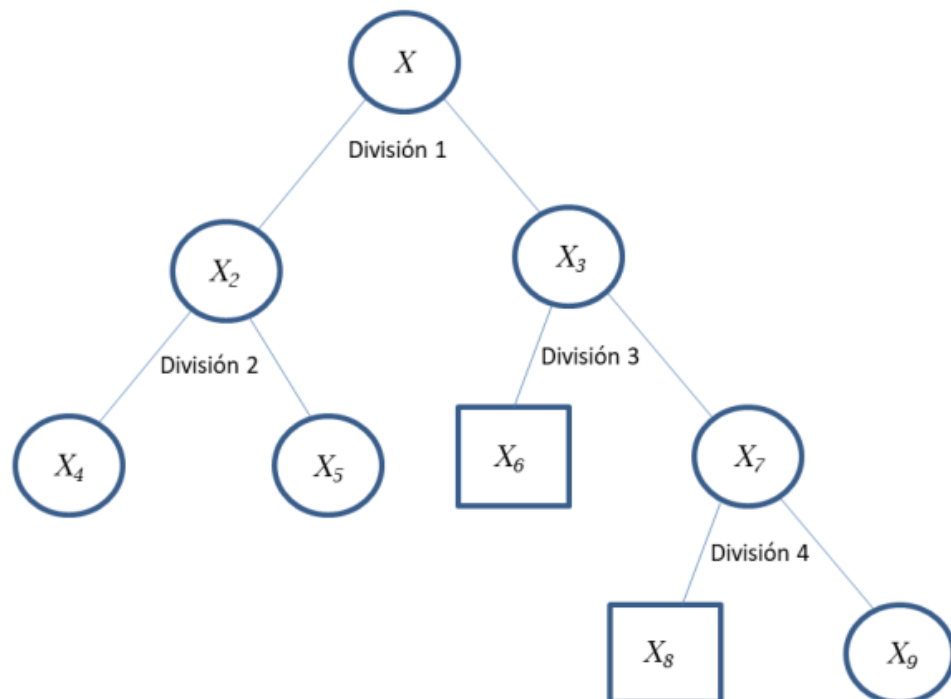
Denotemos por C al conjunto de las J posibles clases, siendo cada una de ellas la salida del modelo, es decir, la clase a la que un caso pertenece, donde $y \in C = \{1, 2, \dots, J\}$. Nuestro clasificador, o regla de clasificación, deberá asignar cada caso a una de las clases del espacio C basándose en las mediciones realizadas. Para desarrollar este clasificador, necesitamos disponer de una muestra que, a través de un método inductivo, nos permita generar las reglas fundamentales del modelo. Esta muestra estará compuesta por N casos, cada uno con sus respectivos atributos o mediciones, tanto de X como de la clase j a la que pertenece. A esta muestra la llamaremos “conjunto de entrenamiento” o “set de aprendizaje”, y la representaremos con la letra L .

- b) **Clasificadores de árbol binario:** Los clasificadores basados en estructuras de árboles binarios se construyen mediante una serie de divisiones recursivas, donde un conjunto inicial, que llamaremos X , se divide en dos subconjuntos descendientes. Este proceso continúa hasta que se crean subconjuntos que ya no se dividen más.

Como se ilustra en la figura 10, los subconjuntos X_2 y X_3 son disjuntos, lo que significa que X es la unión de X_2 y X_3 . De manera similar, los subconjuntos X_4 y X_5 también son disjuntos, ya que X_4 y X_5 forman X_2 cuando se combinan. Los subconjuntos que ya no se dividen se llaman “conjuntos terminales” y se representan con un rectángulo. Por otro lado, los subconjuntos que siguen dividiéndose, conocidos como “conjuntos de decisión” o “no terminales”, se representan con un círculo. Estos conjuntos terminales forman una partición del conjunto X . Las divisiones en los subconjuntos no terminales se basan en condiciones específicas relacionadas con alguna de las coordenadas del vector $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$. Por ejemplo, en la primera división, X_2 y X_3 se crean a partir de X mediante una regla o decisión asociada a esa división.

Figura 10

Clasificador de árbol binario en seis divisiones



Nota. Tomado de (Arana, 2021).

El proceso de construcción de un clasificador basado en un árbol binario incluye tres elementos clave:

1. Selección de las condiciones para cada división a partir de un conjunto de opciones posibles.
2. Decisión sobre cuándo seguir dividiendo un nodo o convertirlo en un nodo terminal.
3. Asignación de una clase específica a cada nodo terminal.

El mayor desafío en este proceso radica en determinar las condiciones para las divisiones y en decidir cuándo un nodo debe convertirse en terminal, utilizando los casos del conjunto de entrenamiento (L). El tercer paso, la asignación de una clase específica, es más sencillo y directo: se analiza qué clase es la más común entre los casos de cada nodo terminal, y esa clase se asigna a todos los casos que llegan a ese nodo al final del recorrido por el árbol.

2.2.12.3. Random Forest (Bosque Aleatorio)

Los árboles de clasificación utilizan un enfoque de aprendizaje supervisado inspirado en la estructura de un árbol natural, que se compone de una raíz, ramas, nodos y hojas. En un árbol de clasificación, esta analogía se traduce en una representación gráfica donde los nodos se ilustran como círculos y las ramas como líneas que conectan estos nodos. El proceso de clasificación comienza en la raíz del árbol y se despliega hacia abajo, generalmente representándose de izquierda a derecha en diagramas. El nodo inicial, desde donde se originan todas las decisiones, se denomina “nodo raíz”. A partir de este nodo, el árbol se ramifica, formando diferentes caminos que representan diversas opciones o condiciones en el proceso de clasificación. Cada vez que el árbol se divide, se crea un nuevo nodo que puede, a su vez, generar más ramas. Estos nodos intermedios se conocen como “nodos internos” y son cruciales en la toma de decisiones, ya que cada uno representa una condición o criterio específico que separa los datos en distintas categorías.

Las ramas que se extienden desde los nodos internos conducen a otros nodos, hasta que finalmente alcanzan los “nodos hoja”, que son los nodos terminales del árbol. Estos nodos hoja representan las decisiones finales del proceso de clasificación y no se dividen más. En un árbol de clasificación, dos o más ramas pueden emerger de cualquier nodo interno, lo que permite que el árbol capture la complejidad de los datos al dividirlos repetidamente según diferentes criterios. La estructura jerárquica del árbol de clasificación permite organizar y analizar los datos de manera eficiente, facilitando la identificación de patrones y la asignación de clases a nuevos casos basados en las reglas aprendidas durante el entrenamiento. Este enfoque visual y sistemático hace que los árboles de clasificación sean herramientas poderosas en el análisis y la toma de decisiones (Medina y Ñique, 2017).

2.3. Marco Conceptual

- **Desastre:** Se describe como una interrupción severa en el funcionamiento de una comunidad, que provoca pérdidas significativas en términos humanos, materiales o ambientales. Estas pérdidas son tan grandes que la comunidad afectada no puede recuperarse por sí misma y requiere asistencia externa. Los desastres se categorizan según su origen, ya sea natural o provocado por actividades humanas (INDECI, 2010).
- **Deslizamiento:** Se refiere al colapso y desplazamiento de masas de suelo, rocas, rellenos artificiales o una combinación de estos, que ocurren en un talud natural o artificial. Este fenómeno se caracteriza por la presencia de un plano de deslizamiento o falla, a lo largo del cual se produce el movimiento de los materiales (INDECI, 2010)
- **Proceso de Análisis Jerárquico:** Se define como un método estructurado para la toma de decisiones que permite descomponer un problema complejo en una jerarquía de criterios y subcriterios. Este proceso facilita la comparación sistemática de los elementos mediante matrices de comparación por pares, asignando pesos relativos que reflejan su importancia o prioridad. CENEPRED (2014),
- **Peligro:** Se define como la probabilidad de que ocurra un fenómeno natural o inducido por el ser humano, que tiene el potencial de causar daños. Esta

probabilidad se evalúa para un periodo y una ubicación específicos, y generalmente se identifica con la ayuda de la ciencia y la tecnología (INDECI, 2010)

- **Vulnerabilidad:** Se refiere al nivel de resistencia o susceptibilidad que un elemento o un grupo de elementos tiene frente a la ocurrencia de un peligro. Esta vulnerabilidad puede manifestarse en diversas formas, incluyendo la física, social, económica, cultural, institucional, entre otras (INDECI, 2010).
- **Riesgo:** Es la evaluación o estimación matemática de las posibles pérdidas de vidas, daños a bienes materiales, propiedades y la economía en general, dentro de un periodo específico y en un área determinada. El riesgo se calcula considerando tanto el peligro como la vulnerabilidad de los elementos expuestos (INDECI, 2010).
- **Estimación de riesgo:** Se entiende como un proceso clave en la Gestión de Desastres, que involucra un conjunto de acciones, actividades y procedimientos destinados a determinar la naturaleza y el grado de riesgo presente y futuro. Esta estimación es fundamental para la planificación y preparación ante posibles eventos adversos (INDECI, 2010).

III. MÉTODO DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. Enfoque de Investigación

El enfoque de esta investigación es cuantitativo, ya que se centra en la recopilación y análisis de datos numéricos para evaluar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo. El uso de algoritmos de aprendizaje supervisado y la medición de diversas variables geográficas y sociales permiten un análisis preciso y objetivo del fenómeno estudiado. Según Hernández et al. (2014), el enfoque cuantitativo permite “la recolección de datos para probar hipótesis con base en la medición numérica y el análisis estadístico” (p. 4).

3.2. Alcance

El alcance de esta investigación es correlacional, ya que busca identificar y analizar la relación entre los diferentes factores geológicos, climáticos y sociales que influyen en los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana. De acuerdo con Hernández et al. (2014), los estudios correlacionales “tienen como objetivo conocer la relación o grado de asociación que existe entre dos o más conceptos, categorías o variables en un contexto particular” (p. 92).

3.3. Diseño de investigación

El diseño de la investigación es no experimental y transversal. Se recopilarán datos en un solo punto en el tiempo para analizar las relaciones entre las variables independientes y la variable dependiente. Este diseño permite evaluar la situación actual y proporciona una base sólida para la interpretación de los resultados sin intervenir directamente en las condiciones del entorno, como lo describe Hernández et al. (2014).

3.4. Población y muestra

3.4.1. Población

La población de esta investigación está compuesta por todas las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, distrito de Quinua, provincia de

Huamanga, Ayacucho. Según los Censos Nacionales de 2017, este centro poblado cuenta con una población de 122 habitantes. Esta población incluye tanto las zonas residenciales como las infraestructuras y terrenos susceptibles a deslizamientos traslacionales, abarcando a todos los residentes y edificaciones ubicadas en estas áreas.

3.4.2. Muestra

Dado que la población total del Centro Poblado de Maizhondo es de solo 122 habitantes, se optará por tomar la población completa como muestra. Esto permite un análisis detallado de todas las áreas de expansión urbana, incluyendo las viviendas e infraestructuras clave, para evaluar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional. Al utilizar la población completa, se asegura que todos los factores relevantes sean considerados, maximizando la precisión y relevancia de los resultados obtenidos.

3.5. Hipótesis

3.5.1. Hipótesis general

Los algoritmos de aprendizaje supervisado permitirán identificar y analizar con precisión los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, destacando las zonas más vulnerables en función de las características geológicas y sociales.

3.5.2. Hipótesis específicas

- Los algoritmos supervisados evaluados tendrán una alta precisión en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.
- La capacidad predictiva de los algoritmos supervisados permitirá identificar con exactitud las zonas de alto riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.
- Las vulnerabilidades del área urbana de Maizhondo pueden ser determinadas eficazmente correlacionando los modelos predictivos con las condiciones del terreno y los factores sociales.

3.6. Operacionalización de variables

Variable Independiente:

- Algoritmos de aprendizaje supervisado

Variable Dependiente:

- Niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en áreas de expansión urbana

3.7. Técnicas e instrumentos

Para este estudio, se utilizarán las siguientes técnicas e instrumentos:

3.7.1. Técnicas

- **Análisis Documental:** Se revisarán y analizarán documentos relevantes, estudios previos, y registros históricos relacionados con los deslizamientos traslacionales y la expansión urbana en Maizhondo.
- **Análisis Estadístico:** Se aplicarán técnicas estadísticas para examinar la relación entre las variables geológicas, climáticas y sociales, y su impacto en los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional.
- **Modelado Predictivo:** Se utilizarán algoritmos de aprendizaje supervisado para crear modelos que permitan predecir los niveles de riesgo, identificando patrones y tendencias a partir de los datos disponibles.

3.7.2. Instrumentos

Los siguientes instrumentos serán utilizados para implementar las técnicas mencionadas:

- **Matlab:** Para desarrollar y ejecutar algoritmos de modelado predictivo y simulaciones, programar los algoritmos de aprendizaje supervisado, realizar análisis de datos y generar visualizaciones de los resultados.
- **Excel:** Herramienta para organizar, manipular y analizar datos, así como para la elaboración de tablas y gráficos.

Tabla 1

Cuadro de Operacionalización de variables

VARIABLES	DEFINICION CONCEPTUAL	TIPO	NATURALEZA DE MEDICIÓN	VALIDACIÓN	DIMENSIÓN	INDICADORES	UNIDAD DE MEDIDA
Algoritmos de aprendizaje supervisado	Los algoritmos de aprendizaje supervisado son técnicas de inteligencia artificial que se entrenan con datos etiquetados para predecir o clasificar nuevas entradas, basándose en patrones aprendidos. Ejemplos incluyen la regresión logística, árboles de decisión y Random Forest.	Independiente	Cuantitativo Nominal	Juicio de experto	Tipo de Algoritmo	Regresión Logística	categoría/clase predicha
						Árboles de Decisión	
						Random Forest (Bosque Aleatorio)	
					Precisión del Modelo	AUC (Área Bajo la Curva) en la curva ROC	%
					Capacidad Predictiva	Matriz de confusión	0 o 1
						Valor predictivo positivo (PPV)	%
						Valor predictivo negativo (NPV)	%
Niveles de riesgo por deslizamiento traslacional	Los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional evalúan la probabilidad y el impacto de deslizamientos de tierra en zonas urbanizadas, considerando factores como la pendiente, tipo de suelo, condiciones climáticas y vulnerabilidad de la infraestructura existente.	Dependiente	Cuantitativo Ordinal	Alfa de Cronbach	Características sociales del área de expansión	Población	N° hab.
						Vivienda	N° hab.
					Susceptibilidad del Terreno	Factores Condicionantes	IR
						Factores desencadenantes	IR
					Vulnerabilidades	Social	IR
						Económica	IR
						Ambiental	IR

Nota. Elaboración propia

3.8. *Técnicas de procesamiento y análisis de datos*

Para el procesamiento de la información en esta investigación se emplearán diversas técnicas estadísticas que permitirán analizar, interpretar y validar los datos obtenidos, así como evaluar la precisión y eficacia de los modelos predictivos desarrollados. Las principales técnicas estadísticas a utilizar incluyen:

- **Regresión Logística:** Se utilizará para modelar la probabilidad de que ocurra un deslizamiento traslacional en función de las variables independientes, como las características del terreno y factores sociales. Esta técnica ayudará a identificar los factores más significativos que contribuyen al riesgo de deslizamiento.
- **Análisis de Árboles de Decisión:** Esta técnica se empleará para clasificar y predecir las zonas de alto riesgo basándose en las características geológicas, sociales y ambientales de Maizhondo. Los árboles de decisión permitirán identificar rutas de decisión óptimas que conduzcan a la clasificación de áreas en diferentes niveles de riesgo.
- **Random Forest (Bosque Aleatorio):** Esta técnica será utilizada para mejorar la precisión de las predicciones al combinar múltiples árboles de decisión. Random Forest ayudará a reducir el sesgo y la varianza en las predicciones, proporcionando una evaluación más robusta del riesgo de deslizamiento.
- **Análisis de Correlación:** Se aplicará para evaluar la relación entre las distintas variables geológicas, climáticas y sociales, y cómo estas influyen en el riesgo de deslizamiento traslacional. Esto permitirá identificar patrones y dependencias entre variables que pueden no ser evidentes a simple vista.
- **Validación Cruzada:** Se utilizará para evaluar la generalización de los modelos predictivos. La validación cruzada ayudará a asegurar que los modelos no estén sobre ajustados y que su precisión sea consistente en diferentes subconjuntos de datos.
- **Matriz de Confusión:** Será utilizada para evaluar la precisión de los modelos clasificadores, proporcionando métricas como sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo y negativo, que permitirán medir la eficacia de los algoritmos en la predicción de zonas de riesgo.

3.9. Desarrollo de Trabajo de Tesis

3.9.1. Ubicación Geográfica

El área de estudio se ubica en el distrito de Quinua, provincia de Huamanga en el departamento de Ayacucho. Geográficamente, cuenta con características de la sierra con una altura promedio de 2470 m.s.n.m. las coordenadas UTM de ubicación espacial se describen en el siguiente cuadro.

Tabla 2

Coordenadas de ubicación espacial

Posición geográfica	UTM (m)
Oeste - Este	586,730.520
	586,548.520
Norte - Sur	8,551,149.380
	8,551,763.860

Nota. Elaboración Propia

El acceso desde la localidad hasta la ciudad de Ayacucho se realiza por diferentes rutas de transporte. Para llegar al área que se está investigando, es necesario tomar un camino terrestre que conecta Huamanga con Quinua, un trayecto que dura 45 minutos. Esta vía está pavimentada en su mayoría, aunque hay algunos sectores con superficie afirmada.

3.9.2. Características físicas

El distrito de Quinua, específicamente en el anexo de Maizhondo, no dispone de una estación meteorológica próxima. La información climática disponible para la zona es limitada, siendo las estaciones operativas más cercanas las ubicadas en Huamanga, La Quinua y Wayllapampa. De acuerdo con la altitud del área de estudio (2470 m s.n.m.), se estima una temperatura media anual entre 12 °C y 16 °C, y una precipitación anual que varía entre 400 mm y 600 mm.

3.9.2.1. Umbrales de Precipitación

El Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) ha establecido una metodología para la determinación de umbrales de precipitación extrema. Asimismo, ha desarrollado umbrales regionales de precipitación basados

en datos específicos de estaciones meteorológicas, correspondientes al período 1964–2014. En los cuadros presentados en este capítulo se incluyen los umbrales de precipitación de las estaciones más cercanas al área de estudio, los cuales serán utilizados en el análisis correspondiente.

Tabla 3

Umbrales de Precipitación para estación Wayllapampa

Umbrales de Precipitación	Caracterización de lluvias extremas	Umbrales para la Estación Wayllapampa
RR/día > 99p	Extremadamente lluvioso	RR > 31.2mm
95p < RR/día ≤ 99p	Muy lluvioso	18.2mm < RR ≤ 31.2mm
90p < RR/día ≤ 95p	Lluvioso	14.2mm < RR ≤ 18.2mm
75p < RR/día ≤ 90p	Moderadamente lluvioso	8.4mm < RR ≤ 14.2mm

Nota. Tomado del Servicio nacional de Meteorología.

Fuente (SENAMHI, 2014).

Tabla 4

Umbrales de Precipitación para estación La Quinua

Umbrales de Precipitación	Caracterización de lluvias extremas	Umbrales para la Estación La Quinua
RR/día > 99p	Extremadamente lluvioso	RR > 28.7mm
95p < RR/día ≤ 99p	Muy lluvioso	18.6mm < RR ≤ 28.7mm
90p < RR/día ≤ 95p	Lluvioso	14.3mm < RR ≤ 18.6mm
75p < RR/día ≤ 90p	Moderadamente lluvioso	8.6mm < RR ≤ 14.3mm

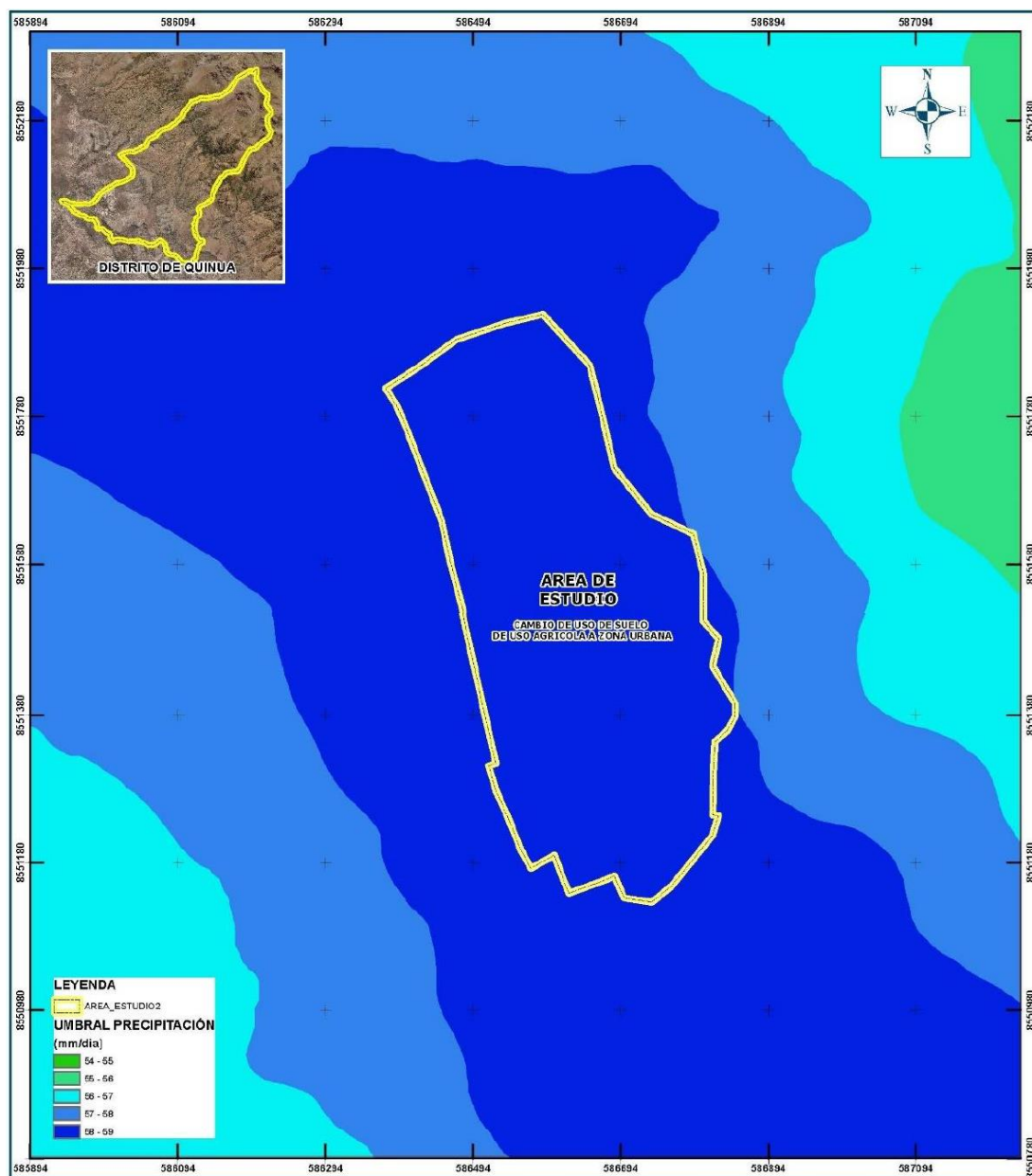
Nota. Tomado del Servicio nacional de Meteorología.

Fuente (SENAMHI, 2014).

RR/día representa la cantidad acumulada de precipitación en un periodo de 24 horas. 99p, 95p, 90p y 75p corresponden a los percentiles, expresados en porcentaje (%). Con base en estos datos, se ha aplicado una interpolación geoestadística para el área de estudio, complementada con un análisis de regresión múltiple. Este procedimiento ha permitido estimar la variación de la precipitación máxima en función de las condiciones geográficas específicas del ámbito evaluado. Figura 11.

Figura 11

Mapa de Umbrales de Precipitación máxima



Nota. Tomado de Municipalidad Provincial de Huamanga. (2022).

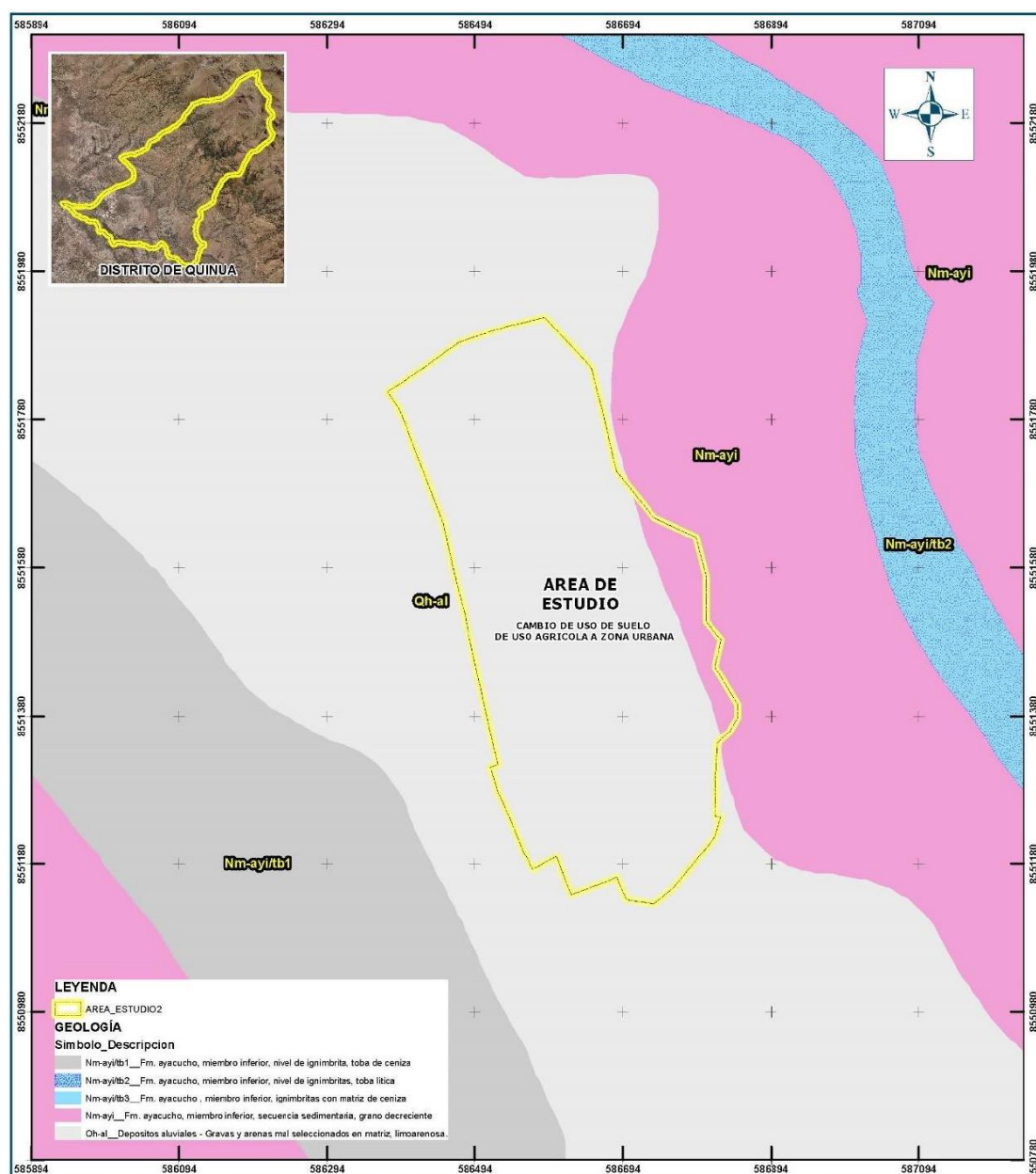
Fuente (SENAMHI, 2014).

3.9.2.2. Geología

La geología del área de estudio está compuesta por las siguientes unidades litológicas: Formación Ayacucho, miembro inferior, nivel de ignimbrita, toba de ceniza (Nm-ayi/tb1); Formación Ayacucho, miembro inferior, nivel de ignimbritas, toba lítica (Nm-ayi/tb2); Formación Ayacucho, miembro inferior, ignimbritas con matriz de

ceniza (Nm-ayi/tb3); y Formación Ayacucho, miembro inferior, secuencia sedimentaria con grano decreciente (Nm-ayi). Adicionalmente, se identifican depósitos aluviales compuestos por gravas y arenas mal seleccionadas en una matriz de limo arenoso (Qh-al). Esta información puede observarse en el mapa geológico Figura 12.

Figura 12
Mapa Geológico



Nota. Tomado de Municipalidad Provincial de Huamanga. (2022).

Fuente (GEOCATMIN - INGEMMET).

3.9.2.3. Pendiente

Las formas del relieve terrestre pueden clasificarse en función de sus características morfológicas, las cuales inciden directamente en la susceptibilidad frente a fenómenos naturales como las inundaciones. Para el presente estudio, se adopta una clasificación basada en la pendiente del terreno, figura 13, conforme a los lineamientos del *Manual para la Evaluación de Riesgos Originados por Fenómenos Naturales* (2.^a edición) del Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico (INGEMMET). La clasificación es la siguiente:

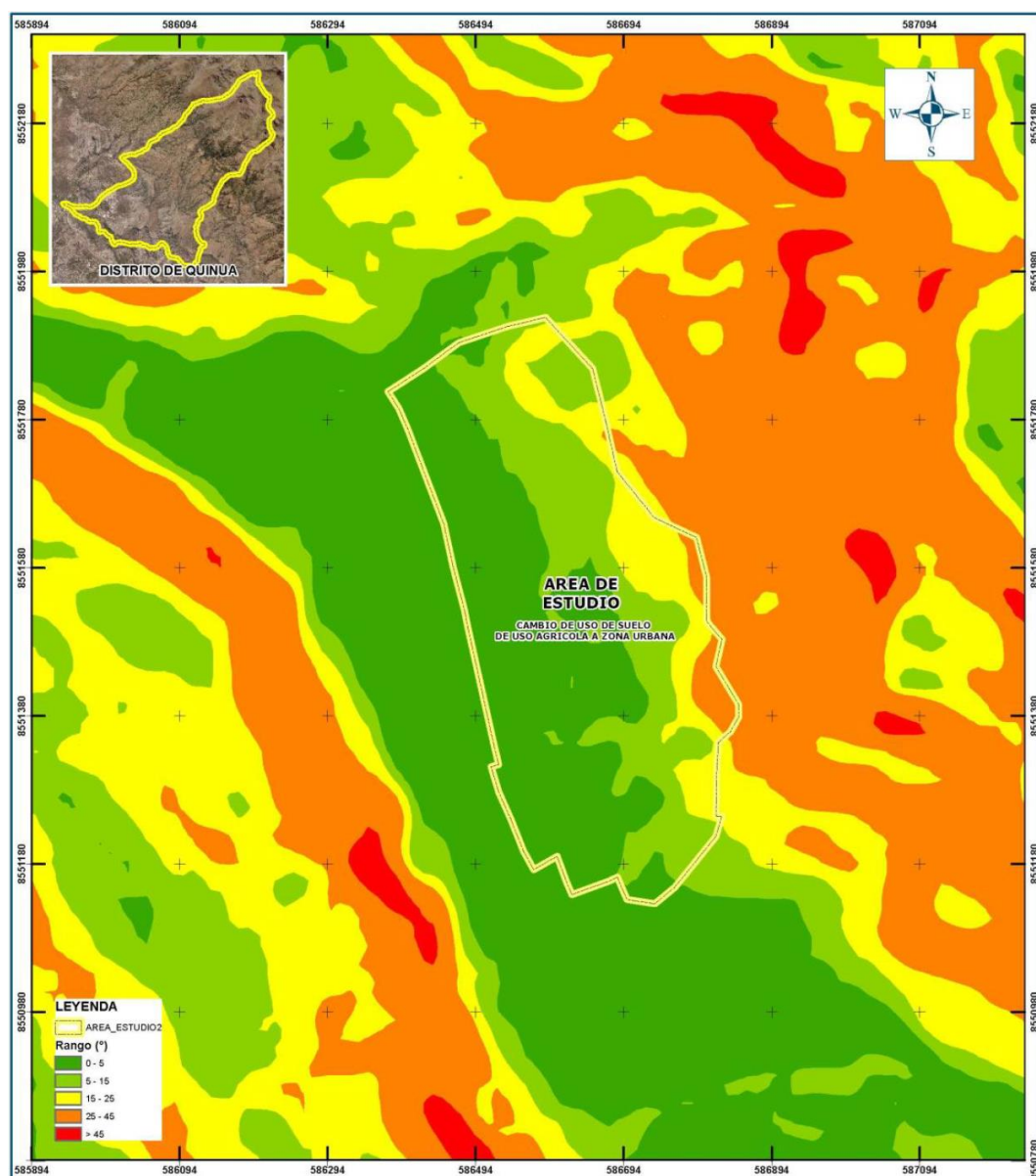
- **Terreno plano o suavemente inclinado (pendiente entre 0° y 5°):** Áreas con escasa inclinación, altamente vulnerables a inundaciones, debido a la acumulación de escurrimientos provenientes de zonas más elevadas.
- **Pendiente moderada (entre 5° y 15°):** Corresponde a laderas de colinas o elevaciones menores, con escurrimiento superficial de intensidad media a alta, y una probabilidad elevada de inundación.
- **Pendiente fuerte (entre 15° y 25°):** Zonas con inclinación intermedia, cuya susceptibilidad a inundaciones es moderada.
- **Pendiente muy fuerte (entre 25° y 45°):** Relieves con inclinación significativa, donde la probabilidad de inundaciones es baja.
- **Pendiente escarpada (mayor a 45°):** Sectores con pendientes extremas, considerados con muy baja probabilidad de ser afectados por inundaciones.

3.9.2.4. Cobertura vegetal

La cobertura del suelo en el área de estudio se clasifica en las siguientes categorías, según la tipificación utilizada:

- **AC (Áreas de Cultivo):** Superficies destinadas a actividades agrícolas.
- **AU (Área Urbana):** Zonas ocupadas por infraestructura urbana y asentamientos humanos.
- **BS (Bosque Seco):** Áreas con vegetación arbórea adaptada a condiciones de baja humedad.
- **R (Río):** Cuerpos de agua permanentes que atraviesan el territorio.
- **VA (Vegetación Arbustiva):** Regiones cubiertas predominantemente por especies vegetales de porte arbustivo.

Figura 13
Mapa de pendientes



Nota. Tomado de Municipalidad Provincial de Huamanga. (2022).

Fuente (Modelo de elevación digital ALOS PALSAR/NASA)

3.9.3. Descripciones Sociales

3.9.3.1. Población

La población del anexo de Maizhondo, de acuerdo con los Censos Nacionales 2017 realizados por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), es de 122 habitantes. La distribución de la población por grupos etarios se detalla en el cuadro siguiente.

Tabla 5

Población por grupo etario

Grupo etario	Cantidad	Porcentaje %
De 0 a 17 años	41	33.61
De 18 a 59 años	65	53.28
De 60 a más años	16	13.11
Población Total	122	100.00

Nota. Tomado del Censo Nacional 2017.

Fuente (SIGRID – CENEPRED).

3.9.3.2. Vivienda

El número de viviendas evaluadas en el centro poblado de Maizhondo corresponden a 41 con ocupantes presentes. Las construcciones de las viviendas son en su mayoría de adobe 51.22%, Ladrillo 46.34% y tapial 2.44%.

Tabla 6

Tipo de material de construcción

Material de vivienda	Cantidad	Porcentaje %
Tapial	1	2.44
Adobe	21	51.22
Ladrillo	19	46.34
Población Total	41	100.00

*Nota. Elaboración propia***Tabla 7**

Conocimiento en gestión del riesgo

Conocimiento en gestión de riesgo	Cantidad	Porcentaje %
Nunca	0	0.00
Escasamente	20	48.78
Regular	21	51.22
Población Total	41	100.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 8

Conocimiento de conservación ambiental

Conocimiento en conservación ambiental	Cantidad	Porcentaje %
Nunca	3	7.32
Escasamente	17	41.46
Regular	21	51.22
Población Total	41	100.00

*Nota. Elaboración propia***3.9.4. Determinación del nivel de peligrosidad**

Se presenta el análisis de comparación de pares utilizada para evaluar el nivel de peligrosidad, considerando los criterios definidos: Volumen de material inestable, Factores condicionantes, y Factores desencadenantes. Esta matriz sigue la metodología del Proceso de Análisis Jerárquico conforme a lo establecido por CENEPRED (2014), permitiendo establecer la prioridad relativa entre los elementos. Tabla 9 y 10. Con los siguientes resultados del análisis de consistencia en el Proceso de Análisis Jerárquico (AHP):

La relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0634, lo cual se considera aceptable según los criterios establecidos, dado que es menor al umbral máximo permitido de 0.1 (10%).

Tabla 9

Matriz de comparación de pares para evaluar el nivel de peligrosidad

Elemento:	Volumen de material inestable	1. Factores Condicionantes	2. Factores Desencadenantes
Volumen de material inestable	1	4	5
1. Factores Condicionantes	0.250	1	3
2. Factores Desencadenantes	0.200	0.330	1
Suma	1.45	5.33	9.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 10

Matriz de comparaciones pareadas normalizada para nivel de peligrosidad

Volumen de material inestable	1. Factores Condicionantes	2. Factores Desencadenantes	PESO
0.69	0.75	0.56	0.670
0.17	0.19	0.33	0.230
0.14	0.06	0.11	0.100
1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***3.9.4.1. Volumen de material inestable.**

Se presenta el análisis de comparación de pares utilizada para evaluar el área inestable se clasifica según el parámetro de altura de flujo del material inestable, distribuyéndose en cinco descriptores, que corresponden a rangos específicos de altura.

- **Descriptor 01:** Altura de flujo mayor a 1.00 m.
- **Descriptor 02:** Altura de flujo mayor a 0.60 m y hasta 1.00 m.
- **Descriptor 03:** Altura de flujo mayor a 0.20 m y hasta 0.60 m.
- **Descriptor 04:** Altura de flujo mayor a 0.10 m y hasta 0.20 m.
- **Descriptor 05:** Altura de flujo menor o igual a 0.10 m.

La prioridad relativa entre los elementos evaluados se muestra en las Tablas 11 y 12, la relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0146, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 11

Matriz de comparación de pares Volumen de material inestable

Parámetro:	>1.00 m	>0.60 m	>0.20 m	>0.10 m	<0.10 m
>1.00 m	1	2	5	7	9
>0.60 m	0.500	1	2	5	7
>0.20 m	0.200	0.500	1	2	2
>0.10 m	0.140	0.200	0.500	1	2
<0.10 m	0.110	0.140	0.500	0.500	1
Suma	1.95	3.84	9.00	15.50	21.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 12

Matriz de comparaciones pareadas normalizada Volumen de material inestable

>1.00 m	>0.60 m	>0.20 m	>0.10 m	<0.10 m	PESO
0.51	0.52	0.56	0.45	0.43	0.490
0.26	0.26	0.22	0.32	0.33	0.280
0.10	0.13	0.11	0.13	0.10	0.110
0.07	0.05	0.06	0.06	0.10	0.070
0.06	0.04	0.06	0.03	0.05	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***3.9.4.2. Factores Condicionantes**

Se considerarán los factores condicionantes relacionados con aspectos territoriales, tales como geología, cobertura vegetal y pendiente. Estos factores han sido seleccionados en función del tipo de evento natural estudiado, en este caso, movimientos en masa

Geología

Los descriptores correspondientes al parámetro geología en el área de estudio son los siguientes:

- **(Nm-ayi):** Formación Ayacucho, miembro inferior, secuencia sedimentaria con grano decreciente.
- **(Nm-ayi/tb2):** Formación Ayacucho, miembro inferior, nivel de ignimbritas, toba lítica.
- **(Nm-ayi/tb1):** Formación Ayacucho, miembro inferior, nivel de ignimbrita, toba de ceniza.
- **(Nm-ayi/tb3):** Formación Ayacucho, miembro inferior, ignimbritas con matriz de ceniza.
- **(Qh-al):** Depósitos aluviales conformados por gravas y arenas mal seleccionadas en matriz de limo arenoso.

La prioridad relativa entre los elementos evaluados se muestra en las Tablas 13 y 14, la relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0349, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 13

Matriz de comparación de pares Geología

Parámetro:	Nm-ayi	Nm-ayi/tb2	Nm-ayi/tb1	Nm-ayi/tb3	Qh-al
Nm-ayi	1	2	3	4	4
Nm-ayi/tb2	0.500	1	2	3	3
Nm-ayi/tb1	0.330	0.500	1	3	3
Nm-ayi/tb3	0.250	0.330	0.330	1	2
Qh-al	0.250	0.330	0.330	0.500	1
Suma	2.33	4.16	6.66	11.50	13.00

*Nota. Elaboración propia***Tabla 14**

Matriz de comparaciones pareadas Geología

Nm-ayi	Nm-ayi/tb2	Nm-ayi/tb1	Nm-ayi/tb3	Qh-al	PESO
0.43	0.48	0.45	0.35	0.31	0.400
0.21	0.24	0.30	0.26	0.23	0.250
0.14	0.12	0.15	0.26	0.23	0.180
0.11	0.08	0.05	0.09	0.15	0.100
0.11	0.08	0.05	0.04	0.08	0.070
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***Pendiente**

Los descriptores correspondientes al parámetro pendiente, se clasifica en cinco categorías según su grado de inclinación:

- **> 45°:** Pendiente escarpada.
- **25° – 45°:** Pendiente muy fuerte.
- **15° – 25°:** Pendiente fuerte.
- **5° – 15°:** Pendiente moderada.
- **0° – 5°:** Terreno plano o suavemente inclinado.

La prioridad relativa entre los elementos evaluados se muestra en las Tablas 15 y 16, la relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0191, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 15

Matriz de comparación de pares Pendiente

Parámetro:	>45°	25 - 45°	15 - 25°	5 - 15°	0 - 5°
>45°	1	2	5	7	9
25 - 45°	0.500	1	3	5	7
15 - 25°	0.200	0.330	1	2	5
5 - 15°	0.140	0.200	0.500	1	2
0 - 5°	0.110	0.140	0.200	0.500	1.000
Suma	1.950	3.670	9.700	15.500	24.000

*Nota. Elaboración propia***Tabla 16**

Matriz de comparaciones pareadas Pendiente

>45°	25 - 45°	15 - 25°	5 - 15°	0 - 5°	PESO
0.51	0.54	0.52	0.45	0.38	0.4800
0.26	0.27	0.31	0.32	0.29	0.2900
0.10	0.09	0.10	0.13	0.21	0.1270
0.07	0.05	0.05	0.06	0.08	0.0650
0.06	0.04	0.02	0.03	0.04	0.0380
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***Cobertura vegetal**

Los descriptores correspondientes al parámetro cobertura vegetal se clasifican en cinco categorías, según el tipo de cobertura predominante en el área de estudio:

- **BS:** Bosque Seco.
- **AU:** Área Urbana.
- **VA:** Vegetación Arbustiva.
- **AC:** Áreas de Cultivo.
- **R:** Río.

La prioridad relativa entre los elementos evaluados se muestra en las Tablas 17 y 18, la relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0320, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 17

Matriz de comparación de pares Cobertura vegetal

Parámetro:	BS	AU	VA	AC	R
BS	1	2	3	4	5
AU	0.500	1	2	3	5
VA	0.330	0.500	1	3	5
AC	0.250	0.330	0.330	1	2
R	0.200	0.200	0.200	0.500	1
Suma	2.280	4.030	6.530	11.500	18.000

*Nota. Elaboración propia***Tabla 18**

Matriz de comparaciones pareadas Cobertura vegetal

BS	AU	VA	AC	R	PESO
0.44	0.50	0.46	0.35	0.28	0.4040
0.22	0.25	0.31	0.26	0.28	0.2625
0.14	0.12	0.15	0.26	0.28	0.1921
0.11	0.08	0.05	0.09	0.11	0.0880
0.09	0.05	0.03	0.04	0.06	0.0534
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***3.9.4.3. Factor Desencadenante**

Se considerarán los factores desencadenantes relacionados con el umbral de precipitación pluvial. Estos factores han sido seleccionados en función del tipo de evento natural estudiado, específicamente movimientos en masa, debido a que la acumulación de lluvia representa el principal elemento que puede activar dichos procesos de inestabilidad.

Umbral de Precipitación pluvial

Los descriptores correspondientes al umbral de precipitación pluvial se clasifican en cinco categorías, según el valor de la precipitación diaria (RR/día) en relación con los percentiles estadísticos, los cuales reflejan la intensidad de la lluvia en términos históricos:

- **RR/día > 99p:** Precipitación extremadamente alta.
- **95p < RR/día ≤ 99p:** Precipitación muy alta.
- **90p < RR/día ≤ 95p:** Precipitación alta.
- **75p < RR/día ≤ 90p:** Precipitación moderada.
- **RR/día ≤ 75p:** Precipitación baja.

La prioridad relativa entre los elementos evaluados se muestra en las Tablas 19 y 20, la relación de consistencia (RC) obtenida es 0.0244, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 19

Matriz de comparación de pares Precipitación

Parámetro:	RR/día > 99p	95p < RR/día < 99p	90p < RR/día < 95p	75p < RR/día < 90p	RR/día < 75p
RR/día > 99p	1	2	3	4	5
95p < RR/día < 99p	0.500	1	2	3	4
90p < RR/día < 95p	0.330	0.500	1	3	3
75p < RR/día < 90p	0.250	0.330	0.330	1	2
RR/día < 75p	0.200	0.250	0.330	0.500	1
Suma	2.280	4.080	6.660	11.500	15.000

Nota. Elaboración propia

Tabla 20

Matriz de comparaciones pareadas Precipitación

RR/día > 99p	95p < RR/día < 99p	90p < RR/día < 95p	75p < RR/día < 90p	RR/día < 75p	PESO
0.44	0.49	0.45	0.35	0.33	0.410
0.22	0.25	0.30	0.26	0.27	0.260
0.14	0.12	0.15	0.26	0.20	0.180
0.11	0.08	0.05	0.09	0.13	0.090
0.09	0.06	0.05	0.04	0.07	0.060
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

3.9.4.4. Nivel de peligrosidad

El nivel de peligrosidad se determina en función de los valores ponderados obtenidos a partir de la evaluación de los factores condicionantes y desencadenantes. Para su interpretación, se establece una clasificación en la tabla 21, que permite identificar el grado de peligro presente en el área de estudio.

Tabla 21

Nivel de peligro

LÍMITE INFERIOR		NIVEL		LÍMITE SUPERIOR
0.275	<	PELIGRO MUY ALTO	<	0.472
0.128	<	PELIGRO ALTO	<	0.275
0.073	<	PELIGRO MEDIO	<	0.128
0.053	<	PELIGRO BAJO	<	0.073

Nota. Elaboración propia

3.9.5. Determinación del nivel de Vulnerabilidad

Se lleva a cabo un análisis comparativo por pares con el objetivo de evaluar el grado de vulnerabilidad, tomando en cuenta los criterios establecidos en la metodología del Proceso de Análisis Jerárquico, según lo indicado por CENEPRED (2014). En este proceso se examinan distintos tipos de vulnerabilidad: social, económica y ambiental.

3.9.5.1. Vulnerabilidad social

La evaluación social se basa en variables que determinan la susceptibilidad de la población ante amenazas. Se consideraron los siguientes criterios:

- **Exposición (proximidad a zonas de riesgo):** Determina el grado en que la población se encuentra ubicada cerca de áreas con alta probabilidad de afectación.
- **Fragilidad (grupo etario):** Analiza la proporción de personas en grupos vulnerables por edad, como menores y adultos mayores, con menor capacidad de respuesta ante emergencias.
- **Resiliencia (nivel de conocimiento en gestión del riesgo):** Mide el grado de preparación y comprensión de la población respecto a acciones de prevención, respuesta y recuperación ante eventos adversos.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 22 y 23. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0005, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 22

Matriz de comparación de pares en dimensión social.

Elemento:	Exposición	Fragilidad	Resiliencia
Exposición	1	2	5
Fragilidad	0.500	1	3
Resiliencia	0.200	0.330	1
Suma	1.70	3.33	9.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 23

Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión social.

Exposición	Fragilidad	Resiliencia	PESO
0.59	0.60	0.56	0.580
0.29	0.30	0.33	0.310
0.12	0.10	0.11	0.110
1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

A) Cercanía a área peligro

Este criterio clasifica el nivel de exposición de acuerdo con la distancia entre el objeto de análisis y el borde de una zona de riesgo. A menor distancia, mayor es el nivel de exposición. Los rangos son los siguientes:

- **0 – 5 m:** La ubicación se encuentra dentro del área de mayor riesgo, con alta probabilidad de impacto directo ante un evento peligroso.
- **5 – 10 m:** La proximidad al área de peligro mantiene un riesgo elevado de afectación directa.
- **10 – 20 m:** Existe una posibilidad considerable de impacto, aunque menor que en los rangos anteriores.
- **20 – 50 m:** El riesgo de afectación directa disminuye, pero aún pueden ocurrir impactos indirectos.

- **>50 m:** La distancia reduce notablemente el riesgo de afectación directa, aunque no lo elimina por completo.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 24 y 25. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0324, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 24

Matriz de comparación de pares Cercanía a área peligro

Elemento:	0 - 5m	5 - 10m	10 - 20m	20 - 50m	> 50m
0 - 5m	1	2	3	4	5
5 - 10m	0.500	1	2	3	5
10 - 20m	0.330	0.500	1	3	5
20 - 50m	0.250	0.330	0.330	1	2
> 50m	0.200	0.200	0.200	0.500	1
Suma	2.28	4.03	6.53	11.50	18.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 25

Matriz de comparaciones pareadas Cercanía a área peligro

0 - 5m	5 - 10m	10 - 20m	20 - 50m	> 50m	PESO
0.44	0.50	0.46	0.35	0.28	0.400
0.22	0.25	0.31	0.26	0.28	0.270
0.14	0.12	0.15	0.26	0.28	0.190
0.11	0.08	0.05	0.09	0.11	0.090
0.09	0.05	0.03	0.04	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

B) Grupo de edades comunidad

Se evalúa la composición por edades de la población, identificando grupos con diferentes niveles de vulnerabilidad según su capacidad para enfrentar situaciones de riesgo.

- Menores de 12 años y mayores de 65 años: Incluye a niños pequeños y adultos mayores.
- 12 – 18 años: Adolescencia.
- 18 – 25 años: Jóvenes adultos.
- 25 – 45 años: Adultos en etapa productiva.
- 45 – 65 años: Adultos maduros.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 26 y 27. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0135, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 26

Matriz de comparación de pares Grupo de edades comunidad

Elemento:	12< , >65 años	12 - 18 años	18 - 25 años	25 - 45 años	45 - 65 años
12< , >65 años	1	2	3	4	5
12 - 18 años	0.500	1	2	3	4
18 - 25 años	0.330	0.500	1	2	3
25 - 45 años	0.250	0.330	0.500	1	2
45 - 65 años	0.200	0.250	0.330	0.500	1
Suma	2.28	4.08	6.83	10.50	15.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 27

Matriz de comparaciones pareadas Grupo de edades comunidad

12< , >65 años	12 - 18 años	18 - 25 años	25 - 45 años	45 - 65 años	PESO
0.44	0.49	0.44	0.38	0.33	0.420
0.22	0.25	0.29	0.29	0.27	0.260
0.14	0.12	0.15	0.19	0.20	0.160
0.11	0.08	0.07	0.10	0.13	0.100
0.09	0.06	0.05	0.05	0.07	0.060
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

C) Conocimiento en gestión del riesgo, primeros auxilios o similares

Se evalúa el nivel de conocimiento que tiene la comunidad sobre gestión del riesgo, lo cual permite identificar qué tan preparada está la población para prevenir, enfrentar y recuperarse de situaciones adversas.

- **Nunca:** Las personas no tienen ningún conocimiento sobre gestión del riesgo.
- **Escasamente:** Existe un conocimiento muy limitado sobre gestión del riesgo.
- **Regular:** Tiene conocimientos básicos en gestión del riesgo.
- **Constantemente:** Tiene un conocimiento sólido en gestión del riesgo.
- **Totalmente:** Tiene un conocimiento profundo y actualizado.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 28 y 29. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0324, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 28

Matriz de comparación de pares Conocimiento en gestión del riesgo

Parámetro:	Nunca	Escasamente	Regular	Constantemente	Totalmente
Nunca	1	2	3	4	5
Escasamente	0.500	1	2	3	5
Regular	0.330	0.500	1	3	5
Constantemente	0.250	0.330	0.330	1	2
Totalmente	0.200	0.200	0.200	0.500	1
Suma	2.28	4.03	6.53	11.50	18.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 29

Matriz de comparaciones pareadas Conocimiento en gestión del riesgo

Nunca	Escasamente	Regular	Constantemente	Totalmente	PESO
0.44	0.50	0.46	0.35	0.28	0.400
0.22	0.25	0.31	0.26	0.28	0.270
0.14	0.12	0.15	0.26	0.28	0.190
0.11	0.08	0.05	0.09	0.11	0.090
0.09	0.05	0.03	0.04	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

3.9.5.2. Vulnerabilidad económica

Se evalúa la vulnerabilidad económica de la comunidad considerando factores que pueden influir en la pérdida material ante un evento adverso. Se tienen en cuenta tres parámetros clave:

- **Exposición (Localización de la edificación):** Analiza la cercanía de las edificaciones a zonas de riesgo, lo que puede incrementar las probabilidades de afectación directa.
- **Fragilidad (Material de construcción de la edificación):** Se refiere a la resistencia estructural de la edificación ante eventos extremos.
- **Resiliencia (Cumplimiento de la normativa RNE):** Evalúa si las construcciones cumplen con la normativa del Reglamento Nacional de Edificaciones (RNE), lo que garantiza estándares mínimos de seguridad.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 30 y 31. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0658, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 30

Matriz de comparación de pares en dimensión económica.

Elemento:	Exposición	Fragilidad	Resiliencia
Exposición	1	3	5
Fragilidad	0.330	1	4
Resiliencia	0.200	0.250	1
Suma	1.53	4.25	10.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 31

Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión económica.

Exposición	Fragilidad	Resiliencia	PESO
0.65	0.71	0.50	0.620
0.22	0.24	0.40	0.280
0.13	0.06	0.10	0.100
1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

A) Localización de la edificación

Este parámetro se refiere a la vulnerabilidad por exposición al peligro, considerando la proximidad de la edificación al área de impacto directa del evento.

- **0 – 2 m:** Se encuentra dentro del área de impacto directo del peligro.
- **2 – 4 m:** Muy cerca del área de impacto, con alta probabilidad de afectación.
- **4 – 7 m:** La edificación está en una zona de posible afectación parcial.
- **7 – 10 m:** Fuera del área de impacto directo, pero aún susceptible a daños secundarios.
- **10 – 20 m:** Fuera del área de impacto, con mínima probabilidad de afectación.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 32 y 33. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0313, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 32

Matriz de comparación de pares Localización de la edificación

Elemento:	0 - 2m	2 - 4m	4 - 7m	7 - 10m	10 - 20m
0 - 2m	1	2	3	4	5
2 - 4m	0.500	1	2	4	5
4 - 7m	0.330	0.500	1	3	4
7 - 10m	0.250	0.250	0.330	1	2
10 - 20m	0.200	0.200	0.250	0.500	1
Suma	2.28	3.95	6.58	12.50	17.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 33

Matriz de comparaciones pareadas Localización de la edificación

0 - 2m	2 - 4m	4 - 7m	7 - 10m	10 - 20m	PESO
0.44	0.51	0.46	0.32	0.29	0.400
0.22	0.25	0.30	0.32	0.29	0.280
0.14	0.13	0.15	0.24	0.24	0.180
0.11	0.06	0.05	0.08	0.12	0.080
0.09	0.05	0.04	0.04	0.06	0.060
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

B) Material de construcción de la edificación

Este parámetro evalúa la fragilidad estructural de la edificación según el tipo de material predominante, lo cual incide directamente en su vulnerabilidad frente a eventos adversos.

- **Estera, madera o triplay:** Materiales livianos y poco resistentes. Altamente vulnerables al colapso.
- **Adobe, Tapial:** Materiales pesados, pero poco cohesivos. Peligro elevado ante sismos o lluvias intensas.
- **Piedra con mortero de barro:** Mejor resistencia que el adobe, pero el barro sigue siendo un aglutinante débil.
- **Ladrillo:** Material más resistente.
- **Bloqueta de cemento:** Mejor resistencia estructural con menor vulnerabilidad

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 34 y 35. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0421, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 34

Matriz de comparación de pares Material de construcción

Elemento:	Estera, madera o triplay	Adobe, Tapial	Piedra con mortero de barro	Ladrillo	Bloqueta de cemento
Estera, madera o triplay	1	2	3	4	5
Adobe, Tapial	0.500	1	2	3	4
Piedra con mortero de barro	0.330	0.500	1	3	4
Ladrillo	0.250	0.330	0.330	1	3
Bloqueta de cemento	0.200	0.250	0.250	0.330	1
Suma	2.28	4.08	6.58	11.33	17.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 35

Matriz de comparaciones pareadas Material de construcción

Estera, madera o triplay	Adobe, Tapial	Piedra con mortero de barro	Ladrillo	Bloqueta de cemento	PESO
0.44	0.49	0.46	0.35	0.29	0.410
0.22	0.25	0.30	0.26	0.24	0.250
0.14	0.12	0.15	0.26	0.24	0.190
0.11	0.08	0.05	0.09	0.18	0.100
0.09	0.06	0.04	0.03	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***C) Cumplimiento de la normativa RNE en el diseño y construcción**

Este parámetro analiza el grado de cumplimiento del Reglamento Nacional de Edificaciones (RNE), el cual garantiza criterios técnicos mínimos de seguridad estructural. A mayor cumplimiento, mayor capacidad de respuesta y recuperación.

- **0 – 20%:** La edificación no cumple con los requisitos técnicos.
- **20 – 40%:** Existen intentos mínimos de aplicación normativa.
- **40 – 60%:** Se cumple parcialmente, pero con riesgos significativos.
- **60 – 80%:** Buena aplicación de la normativa.
- **80 – 100%:** La edificación cumple plenamente con el RNE.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 36 y 37. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0324, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 36

Matriz de comparación de pares Cumplimiento de la normativa RNE

Parámetro:	0 - 20%	20 - 40%	40 - 60%	60 - 80%	80 -100%
0 - 20%	1	2	3	4	5
20 - 40%	0.500	1	2	3	5
40 - 60%	0.330	0.500	1	3	5
60 - 80%	0.250	0.330	0.330	1	2
80 - 100%	0.200	0.200	0.200	0.500	1
Suma	2.28	4.03	6.53	11.50	18.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 37

Matriz de comparaciones pareadas Cumplimiento de la normativa RNE

0 - 20%	20 - 40%	40 - 60%	60 - 80%	80 - 100%	PESO
0.44	0.50	0.46	0.35	0.28	0.400
0.22	0.25	0.31	0.26	0.28	0.270
0.14	0.12	0.15	0.26	0.28	0.190
0.11	0.08	0.05	0.09	0.11	0.090
0.09	0.05	0.03	0.04	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***3.9.5.3. Vulnerabilidad ambiental**

Evalúa los factores que afectan la estabilidad del entorno natural frente a amenazas, considerando el grado de deterioro ambiental, la fragilidad ecológica y la capacidad de recuperación del ecosistema y la comunidad.

- **Exposición (Deforestación):** Mide el grado de pérdida de cobertura vegetal, lo cual incrementa el riesgo de erosión, deslizamientos, pérdida de biodiversidad y afectación del ciclo hidrológico.
- **Fragilidad (Estado de conservación del suelo):** Evalúa la capacidad del suelo para resistir fenómenos de degradación como erosión, compactación o pérdida de nutrientes.
- **Resiliencia (Capacitación de la población en conservación ambiental):** Mide la preparación y conciencia de la comunidad respecto al cuidado del medio ambiente y su rol en la protección del territorio.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 38 y 39. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0266, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 38

Matriz de comparación de pares en dimensión ambiental.

Elemento:	Exposición	Fragilidad	Resiliencia
Exposición	1	3	5
Fragilidad	0.330	1	3
Resiliencia	0.200	0.330	1
Suma	1.53	4.33	9.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 39

Matriz de comparaciones pareadas normalizada en dimensión ambiental.

Exposición	Fragilidad	Resiliencia	PESO
0.65	0.69	0.56	0.630
0.22	0.23	0.33	0.260
0.13	0.08	0.11	0.110
1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

A) Deforestación

Este parámetro mide el grado de cobertura vegetal en el área, determinando el nivel de exposición ambiental a riesgos como erosión y pérdida de biodiversidad.

- **Áreas sin vegetación:** Cobertura nula.
- **Áreas de cultivo:** Vegetación removida para agricultura.
- **Pastos:** Vegetación baja y generalmente menos estable.
- **Otras tierras con árboles:** Cobertura parcial con árboles dispersos.
- **Bosques:** Cobertura densa y estable.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 40 y 41. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0423, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 40

Matriz de comparación de pares Deforestación

Elemento:	Áreas sin vegetación	Áreas de cultivo	Pastos	Otras tierras con arboles	Bosques
Áreas sin vegetación	1	2	3	4	5
Áreas de cultivo	0.500	1	2	4	5
Pastos	0.330	0.500	1	3	4
Otras tierras con arboles	0.250	0.250	0.330	1	3
Bosques	0.200	0.200	0.250	0.330	1
Suma	2.28	3.95	6.58	12.33	18.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 41

Matriz de comparaciones pareadas Deforestación

Áreas sin vegetación	Áreas de cultivo	Pastos	Otras tierras	Bosques	PESO
0.44	0.51	0.46	0.32	0.28	0.400
0.22	0.25	0.30	0.32	0.28	0.280
0.14	0.13	0.15	0.24	0.22	0.180
0.11	0.06	0.05	0.08	0.17	0.090
0.09	0.05	0.04	0.03	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

B) Estado de conservación de suelo

Este parámetro evalúa la fragilidad del suelo frente a procesos de degradación, considerando factores físicos y de uso que afectan su estabilidad y capacidad productiva.

- **ECS 1:** Erosión provocada por las lluvias, pendientes pronunciadas y terrenos vulnerables a la pérdida de suelo por escorrentía.

- **ECS 2:** Deforestación agravada y uso indiscriminado de suelos, que aumenta la degradación del suelo.
- **ECS 3:** Protección inadecuada en los márgenes de corrientes de agua, Falta de vegetación o barreras que permitan estabilizar los bordes de ríos o quebradas.
- **ECS 4:** Longitud de la pendiente del suelo, la extensión de la pendiente influye en la cantidad de suelo perdido por erosión.
- **ECS 5:** Factor cultivo y contenido en sales, prácticas agrícolas inapropiadas y alta salinidad que favorecen la desertificación y pérdida de fertilidad.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 42 y 43. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0135, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 42

Matriz de comparación de pares Estado de conservación de suelo

Elemento:	ECS 1	ECS 2	ECS 3	ECS 4	ECS 5
ECS 1	1	2	3	4	5
ECS 2	0.500	1	2	3	4
ECS 3	0.330	0.500	1	2	3
ECS 4	0.250	0.330	0.500	1	2
ECS 5	0.200	0.250	0.330	0.500	1
Suma	2.28	4.08	6.83	10.50	15.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 43

Matriz de comparaciones pareadas Estado de conservación de suelo

ECS 1	ECS 2	ECS 3	ECS 4	ECS 5	PESO
0.44	0.49	0.44	0.38	0.33	0.420
0.22	0.25	0.29	0.29	0.27	0.260
0.14	0.12	0.15	0.19	0.20	0.160
0.11	0.08	0.07	0.10	0.13	0.100
0.09	0.06	0.05	0.05	0.07	0.060
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

Nota. Elaboración propia

C) Capacitación de la población en temas de conservación ambiental

Este parámetro mide el nivel de formación y sensibilización de la comunidad sobre prácticas y acciones para la conservación del medio ambiente.

- **Nunca:** La población no ha recibido ningún tipo de capacitación ni información sobre conservación ambiental.
- **Escasamente:** La población tiene muy poca formación; solo algunos individuos han recibido información básica y aislada.
- **Regular:** La mayoría de la población ha recibido capacitación ocasional o limitada en temas ambientales.
- **Constantemente:** La comunidad participa frecuentemente en programas, talleres o actividades de capacitación ambiental.
- **Totalmente:** La población está plenamente capacitada y comprometida con la conservación ambiental, participando activamente y aplicando los conocimientos.

La prioridad relativa asignada a los elementos evaluados se presenta en las Tablas 42 y 43. La relación de consistencia (RC) calculada fue de 0.0489, valor que se encuentra por debajo del umbral máximo aceptable de 0.1 (10%).

Tabla 44

Matriz de comparación de pares Capacitación en conservación ambiental

Parámetro:	Nunca	Escasamente	Regular	Constantemente	Totalmente
Nunca	1	2	3	4	5
Escasamente	0.500	1	2	4	4
Regular	0.330	0.500	1	3	4
Constantemente	0.250	0.250	0.330	1	3
Totalmente	0.200	0.250	0.250	0.330	1
Suma	2.28	4.00	6.58	12.33	17.00

Nota. Elaboración propia

Tabla 45

Matriz de comparaciones pareadas Capacitación en conservación ambiental

Nunca	Escasamente	Regular	Constantemente	Totalmente	PESO
0.44	0.50	0.46	0.32	0.29	0.400
0.22	0.25	0.30	0.32	0.24	0.270
0.14	0.13	0.15	0.24	0.24	0.180
0.11	0.06	0.05	0.08	0.18	0.100
0.09	0.06	0.04	0.03	0.06	0.050
1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.000

*Nota. Elaboración propia***3.9.5.4. Nivel de Vulnerabilidad**

El nivel de vulnerabilidad se determinó en función de los valores ponderados obtenidos a partir de la evaluación de tres dimensiones: vulnerabilidad social, económica y ambiental. Para facilitar su interpretación, se estableció una clasificación en la Tabla 46, que permite identificar claramente el grado de vulnerabilidad presente en el área de estudio.

Tabla 46

Nivel de vulnerabilidad

LÍMITE INFERIOR		NIVEL		LÍMITE SUPERIOR
0.268	<	VULNERABILIDAD MUY ALTO	<	0.405
0.179	<	VULNERABILIDAD ALTO	<	0.268
0.091	<	VULNERABILIDAD MEDIO	<	0.179
0.054	<	VULNERABILIDAD BAJO	<	0.091

*Nota. Elaboración propia***3.9.6. Determinación del nivel de riesgo**

Para calcular el riesgo en la zona de influencia, se aplica un procedimiento que combina la información georreferenciada del peligro con la de vulnerabilidad. Esta

combinación, realizada mediante una intersección cartográfica, se expresa como la multiplicación de ambos datos, lo que genera rangos de valores que corresponden a los niveles de riesgo en el área evaluada.

3.9.6.1. Nivel de Riesgo

Se describen los niveles de riesgo asociados a movimientos en masa (deslizamientos) en el área de estudio correspondiente a la localidad de Maizhondo.

Tabla 47

Nivel de Riesgo

LÍMITE INFERIOR		NIVEL		LÍMITE SUPERIOR
0.0737	<	RIESGO MUY ALTO	<	0.1912
0.0229	<	RIESGO ALTO	<	0.0737
0.0066	<	RIESGO MEDIO	<	0.0229
0.0029	<	RIESGO BAJO	<	0.0066

Nota. Elaboración propia

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Modelo de Redes Neuronales

El poblado de Maizhondo presenta riesgos por deslizamiento de masas que afectan a diferentes sectores del territorio. Para estimar los niveles reales de riesgo, se plantea desarrollar un modelo basado en redes neuronales artificiales, utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado y una base de datos estructurada con los mismos criterios aplicados en el proceso de análisis jerárquico, este modelo permitirá identificar patrones en los datos y clasificar las zonas según su nivel de riesgo.

A continuación, se desarrollan los algoritmos necesarios para procesar los datos relacionados con la peligrosidad, la vulnerabilidad y el riesgo. Para ello, se implementan tres códigos destinados al análisis de los factores de peligrosidad, tres códigos para los factores de vulnerabilidad y un código adicional para el cálculo del nivel de riesgo. Este último también se utiliza como procedimiento de validación, al comparar sus resultados con los obtenidos mediante los demás códigos y evaluar su consistencia en función de la normativa aplicada y los resultados del modelo entrenado con redes neuronales. Los datos utilizados provienen de un levantamiento de campo realizado en 41 viviendas ubicadas dentro del área de influencia del poblado de Maizhondo. Con esta información, se estructuran los algoritmos necesarios para evaluar de forma sistemática cada uno de los factores definidos en el modelo.

4.2. Cálculo del peligro

Los cálculos preliminares fueron desarrollados en el capítulo anterior, donde se establecieron los límites de clasificación para los niveles de peligrosidad, definidos en cuatro categorías: bajo, medio, alto y muy alto. Con base en estos rangos y criterios predefinidos, se procede a la implementación de los códigos necesarios para el procesamiento y análisis automatizado de los datos.

En este contexto, se crea un código estructurado como una función, con el nombre “*peligro.m*”, cuyo objetivo es calcular el nivel de peligrosidad de una unidad evaluada a partir de un conjunto de variables previamente definidas, devuelve como salida una clasificación del nivel de peligro asociado a la unidad evaluada, en conformidad con los rangos definidos.

```

% Código 01: Funcion de Peligrosidad
function [Pvmi,Pgeo,Ppen,Pcve,Pppl,Peligro] =
peligro(volu,geol,pend,cobe,prec)

% Parametros de Estudio
vmi = volu; geo = geol; pen = pend; cve = cobe; ppl = prec;

% 01: Volumen de Material Inestable
p11=0.05; p12=0.07; p13=0.11; p14= 0.28; p15= 0.49;
if 0 <= vmi & vmi < 0.1
    Pvmi = p11;
elseif 0.10 <= vmi & vmi < 0.20
    Pvmi = p12;
elseif 0.20 <= vmi & vmi < 0.60
    Pvmi = p13;
elseif 0.60 <= vmi & vmi < 1.00
    Pvmi = p14;
elseif vmi >= 1.00
    Pvmi = p15;
else
    disp("Error de dato Vol. Material Inestable")
end

% 02: Geologia
p21=0.07; p22=0.08; p23=0.17; p24= 0.25; p25= 0.43;
if geo=="Qh-a1"
    Pgeo = p21;
elseif geo=="Nm-ayi/tb3"
    Pgeo = p22;
elseif geo=="Nm-ayi/tb1"
    Pgeo = p23;
elseif geo=="Nm-ayi/tb2"
    Pgeo = p24;
elseif geo=="Nm-ayi"
    Pgeo = p25;
else
    disp("Error de dato Geologia")
end

% 03: Pendiente
p31=0.04; p32=0.07; p33=0.13; p34= 0.29; p35= 0.48;
if 0 <= pen & pen < 5
    Ppen = p31;
elseif 5 <= pen & pen < 15
    Ppen = p32;
elseif 15 <= pen & pen < 25
    Ppen = p33;
elseif 25 <= pen & pen < 45
    Ppen = p34;
elseif pen >= 45
    Ppen = p35;
else
    disp("Error de dato Pendiente")
end

% 04: Cobertura Vegetal
p41=0.05; p42=0.09; p43=0.19; p44= 0.26; p45= 0.40;
if cve=="R"
    Pcve = p41;

```

```

elseif cve=="AC"
    Pcve = p42;
elseif cve=="VA"
    Pcve = p43;
elseif cve=="AU"
    Pcve = p44;
elseif cve=="BS"
    Pcve = p45;
else
    disp("Error de dato Geologia")
end

% 05: Precipitacion Pluvial
p51=0.07; p52=0.08; p53=0.17; p54= 0.26; p55= 0.43;
if 0 <= ppl & ppl < 75
    Pppl = p51;
elseif 75 <= ppl & ppl < 90
    Pppl = p52;
elseif 90 <= ppl & ppl < 95
    Pppl = p53;
elseif 95 <= ppl & ppl < 99
    Pppl = p54;
elseif ppl >= 99
    Pppl = p55;
else
    disp("Error de dato Pendiente")
end

Peligro = mean([Pvmi,Pgeo,Ppen,Pcve,Pppl]);
P = Peligro;
% Peligrosidad
L1=0.053; L2=0.073 ; L3=0.128 ; L4=0.275 ; L5=0.472 ;
if L1<= Peligro & Peligro < L2
    fprintf('PELIGRO BAJO(%.3f)\n', Peligro);
elseif L2 <= Peligro & Peligro < L3
    fprintf('PELIGRO MEDIO(%.3f)\n', Peligro);
elseif L3 <= Peligro & Peligro < L4
    fprintf('PELIGRO ALTO(%.3f)\n', Peligro);
elseif L4 <= Peligro & Peligro < L5
    fprintf('PELIGRO MUY ALTO(%.3f)\n', Peligro);
else
    disp("Error de dato PELIGROSIDAD")
end
end

```

Este código 01, calcula el índice de peligrosidad basado en cinco factores: volumen de material inestable, geología, pendiente, cobertura vegetal y precipitación pluvial, el cual presenta la siguiente secuencia:

1. Definición de parámetros y entrada de datos:

Se inicializan las variables con los valores ingresados por el usuario y se asignan a variables internas (vmi, geo, pen, cve, ppl).

2. Cálculo de los valores probabilísticos individuales:

Se evalúan las cinco categorías mediante estructuras de toma de decisión.

- **Pvmi:** Probabilidad según el volumen de material inestable.
- **Pgeo:** Probabilidad con base en la geología.
- **Ppen:** Probabilidad por pendiente del terreno.
- **Pcve:** Probabilidad según cobertura vegetal.
- **Pppl:** Probabilidad basada en la precipitación pluvial.

3. Cálculo del índice de peligrosidad:

Se obtiene el valor final Peligro, calculando la media de las cinco probabilidades anteriores.

4. Clasificación del nivel de peligrosidad:

Se compara el índice de peligrosidad Peligro con valores de referencia (L1 a L5) y se imprime el nivel correspondiente (Bajo, Medio, Alto o Muy Alto).

Para gestionar la base de datos destinada al entrenamiento de la red neuronal, se diseña la estructura de código denominada “*Peligrosidad.m*”, el código genera de manera aleatoria un conjunto de 10,000 registros simulados, representando diferentes combinaciones posibles de variables de entrada relacionadas con los factores de peligrosidad. Estos datos se procesan mediante la función “*peligro.m*” para obtener la clasificación correspondiente de cada registro.

Una vez generados y clasificados, los datos son almacenados en una hoja de cálculo, la cual será utilizada como base para el entrenamiento del algoritmo de aprendizaje supervisado dentro del modelo de red neuronal.

```
% Código 02: Datos para el Entrenamiento de la red Neuronal Peligrosidad
clear
clc
format compact

n=10000 ; %numero de datos a evaluar

for i = 1:n

    X1=randi([0,15])/10;
    a11=randi([1,5]);
```

```

if al1==1
    X2="Qh-a1";
elseif al1==2
    X2="Nm-ayi/tb3";
elseif al1==3
    X2="Nm-ayi/tb1";
elseif al1==4
    X2="Nm-ayi/tb2";
elseif al1==5
    X2="Nm-ayi";
end
X3=randi([0,12])*5;
al2=randi([1,5]);
if al2==1
    X4="R";
elseif al2==2
    X4="AC";
elseif al2==3
    X4="VA";
elseif al2==4
    X4="AU";
elseif al2==5
    X4="BS";
end
X5=randi([0,21])*2+66;

[a,b,c,d,e,P]=peligro(X1,X2,X3,X4,X5);
A(i,:)=[X1,al1,X3,al2,X5,P];
end

xlswrite('PDatos.xlsx',A,2)

```

Este código 02, genera registros que contiene los datos simulados de la peligrosidad, que presenta la siguiente secuencia:

1. Generación de datos aleatorios:

Se generaron 10,000 registros con valores aleatorios para cinco variables: volumen de material inestable (X1), geología (X2), pendiente (X3), cobertura vegetal (X4) y precipitación pluvial (X5). Las variables X2 y X4 se asignaron como categóricas a partir de valores aleatorios.

2. Evaluación de peligrosidad:

Cada conjunto de datos fue procesado mediante la función peligro(), la cual calculó la probabilidad de peligrosidad. Los resultados se almacenaron en la matriz A.

3. Exportación de datos:

La matriz A, que contiene los datos simulados y sus probabilidades de peligrosidad, fue exportada al archivo Excel *PDatos.xlsx*.

A continuación, se desarrolla el código correspondiente al procedimiento de entrenamiento de la red neuronal orientada a la predicción del nivel de peligrosidad. Este script se titula “*Peligrosidad_RN.m*”, y trabaja con un conjunto de 10,000 datos aleatorios generados previamente mediante el código “*Peligrosidad.m*”. La red neuronal se construye utilizando la función “*network*”, donde se definen la cantidad de neuronas, capas ocultas, y demás parámetros estructurales requeridos para configurar la arquitectura del modelo.

```
% Código 03: Entrenamiento de la red Neuronal Peligrosidad
```

```
clear
clc
format long g

A=xlsread("PDatos.xlsx",2);

datosx=A(1:10000,1:5);
datosy=A(1:10000,6);

XIn=datosx';
Yout=datosy';

nInput=1;
nCapas=3;
CBias=[1;1;1];
CInput=[1;0;0];
CCapas=[0 0 0; 1 0 0; 0 1 0];
Coutput=[0 0 1];

modeloP=network(nInput,nCapas,CBias,CInput,CCapas,Coutput)

%layer1
modeloP.layers{1}.dimensions=8;
modeloP.layers{1}.initFcn='initnw';
modeloP.layers{1}.transferFcn = 'poslin';

%Layer 2
modeloP.layers{2}.dimensions=3;
modeloP.layers{2}.initFcn='initnw';
modeloP.layers{2}.transferFcn = 'poslin';

%view(modelo)
modeloP.divideFcn='dividerand';
modeloP.divideParam.trainRatio=0.70;
modeloP.divideParam.valRatio=0.25;
modeloP.divideParam.testRatio=0.05;

modeloP.adaptFcn = 'adaptwb';
modeloP.trainFcn = 'trainlm';
modeloP.performFcn = 'mse';
modeloP.trainParam.epochs=100;

modeloP.plotFcns = {'plotperform', 'plottrainstate', ...
    'ploterrhist', 'plotregression' };
```

```

% 'plotperform',      Rendimiento (error vs. época)
% 'plottrainstate', Estado del entrenamiento (gradiente, validación)
% 'ploterrhist',     Histograma del error
% 'plotregression',  Gráfica de regresión

[modeloP,tr] = train(modeloP,XIn,Yout);

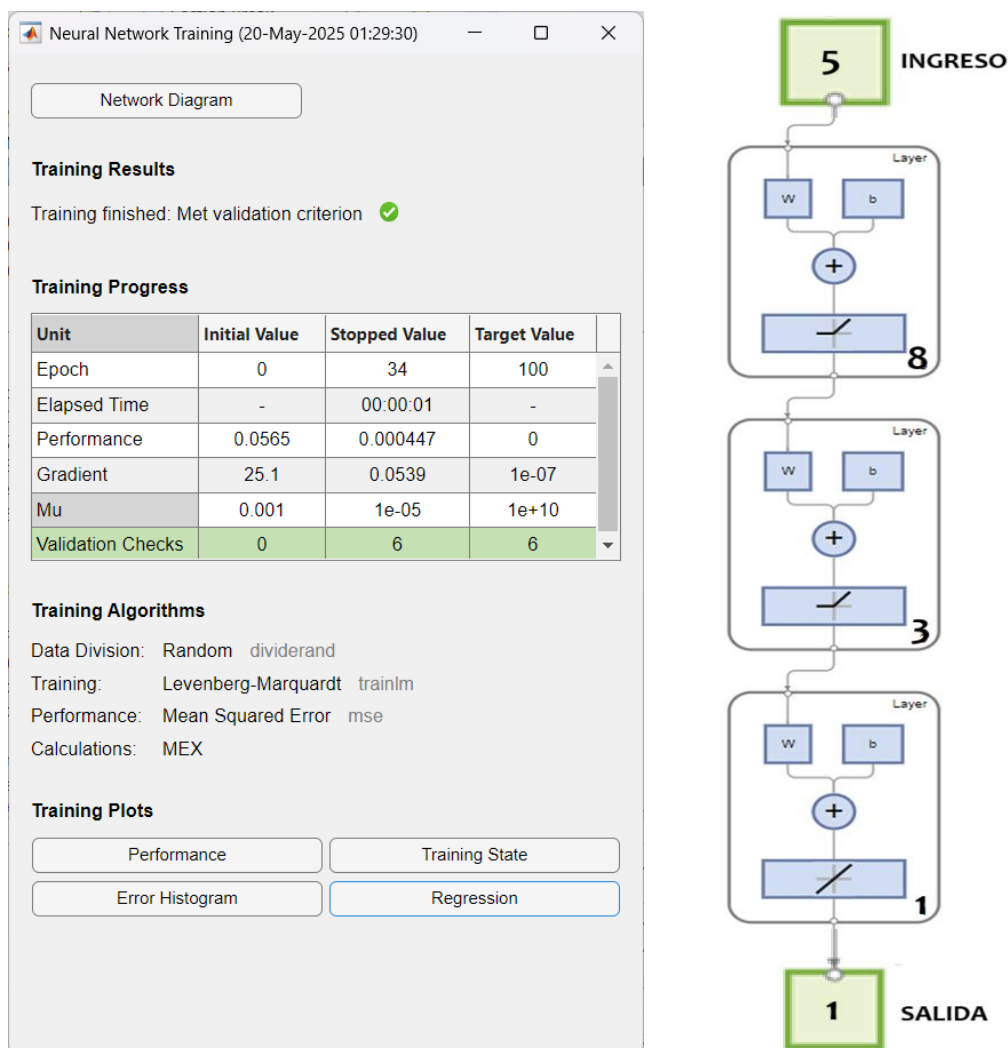
save('modeloP.mat', 'modeloP'); % Guarda modeloP en un archivo
modeloP.mat

```

El código 03 lleva a cabo el proceso de entrenamiento de la red neuronal con el objetivo de determinar el nivel de riesgo de las viviendas que serán analizadas, siguiendo una secuencia específica.

Figura 14

Entrenamiento y arquitectura de red neuronal Peligrosidad



Nota. Elaboración Propia

1. Carga y preparación de datos

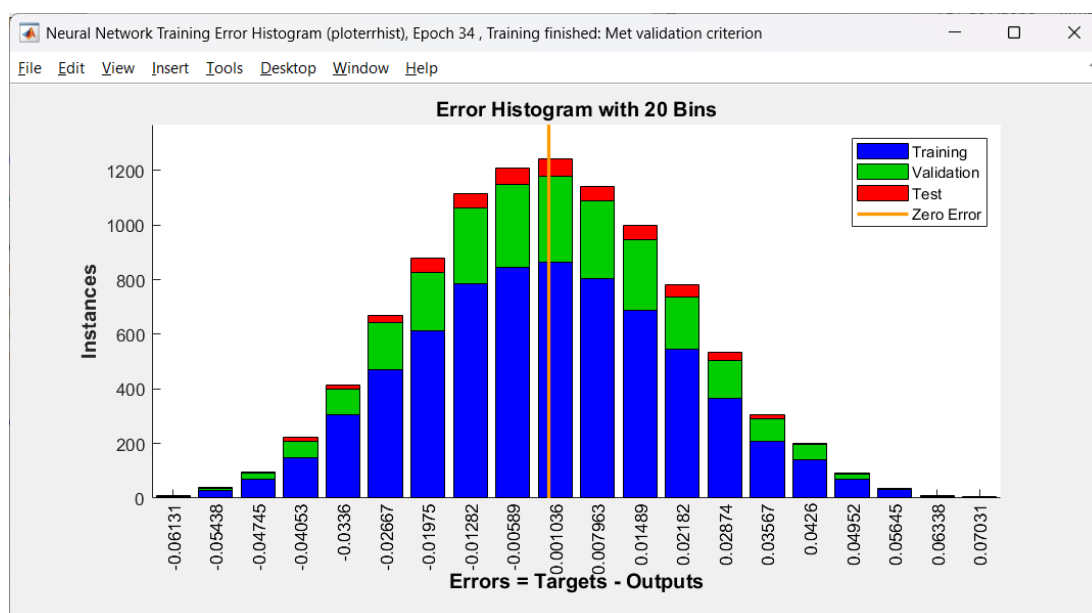
Los datos se importaron desde el archivo “*PDatos.xlsx*” Se seleccionaron las variables de entrada y salida, las cuales fueron organizadas en matrices para el entrenamiento del modelo.

2. Creación y configuración del modelo

Se definió una red neuronal con tres capas ocultas. Se especificaron los parámetros de arquitectura, incluidos los sesgos (CBias), las conexiones entre capas (CCapas) y la función de transferencia correspondiente a cada capa.

Figura 15

Histograma del error red neuronal peligrosidad



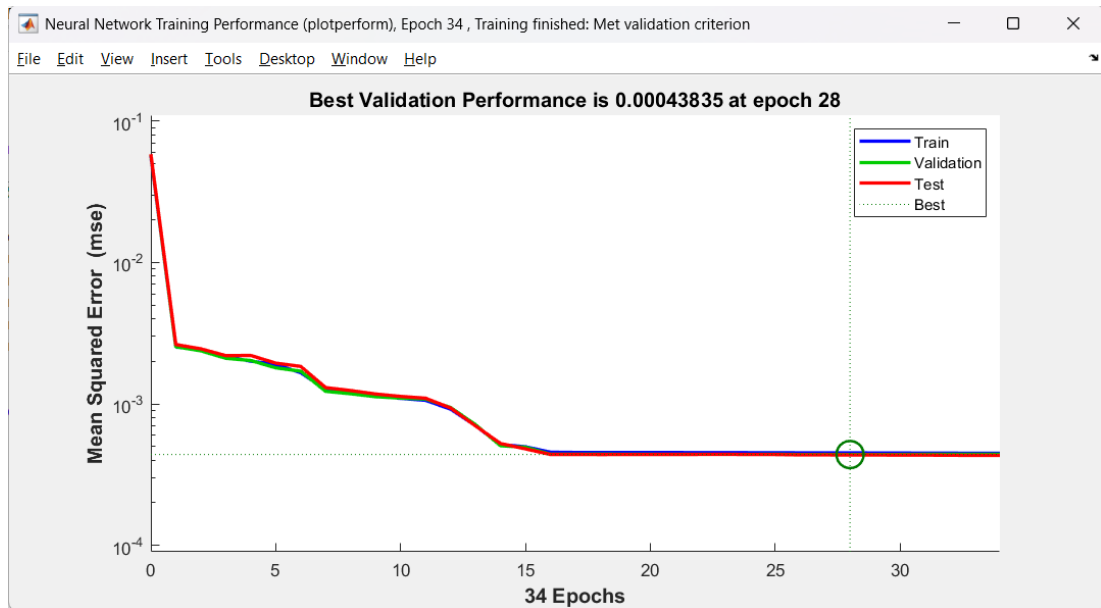
Nota. Elaboración Propia

3. División y configuración del entrenamiento

Los datos se dividieron en conjuntos de entrenamiento (70 %), validación (25 %) y prueba (5 %). Se definieron las funciones de adaptación, entrenamiento y rendimiento, y se estableció un máximo de 100 épocas para el proceso de entrenamiento, se necesitaron 34 épocas para validar la regresión lineal

Figura 16

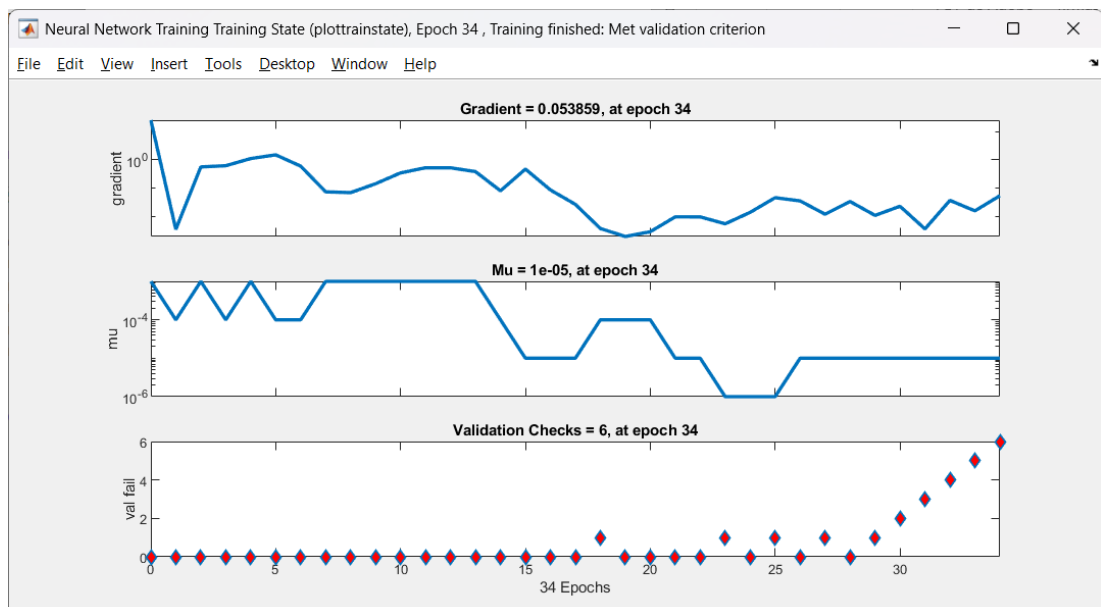
Rendimiento (error vs. época) red neuronal peligrosidad



Nota. Elaboración Propia

Figura 17

Histograma del error red neuronal peligrosidad



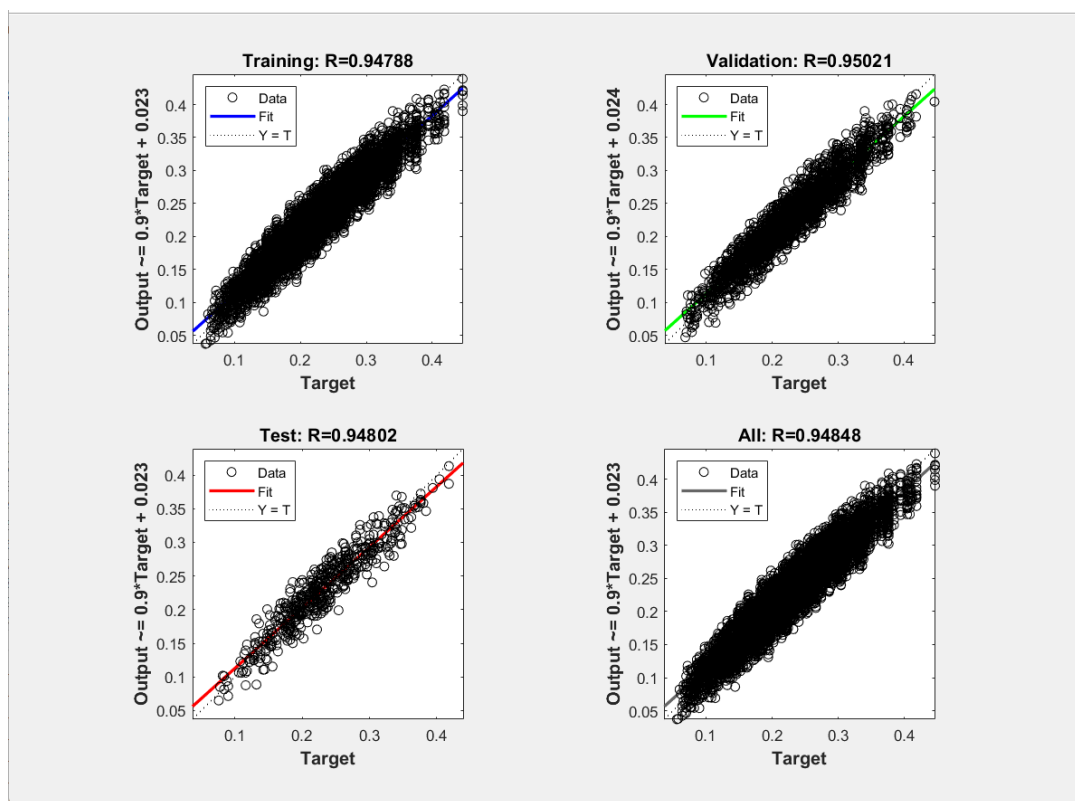
Nota. Elaboración Propia

4. Entrenamiento y almacenamiento del modelo

El entrenamiento del modelo alcanzó una precisión del 94.85 % en la predicción de los niveles de peligrosidad, lo que indica un buen rendimiento en términos de generalización sobre datos no vistos. El modelo resultante fue almacenado en el archivo “modeloP.mat”, y será utilizado posteriormente para validar su desempeño aplicándolo a los datos reales obtenidos en campo en el poblado de Maizhondo.

Figura 18

Gráfica de regresión lineal red neuronal peligrosidad



Nota. Elaboración Propia

4.3. Cálculo de la vulnerabilidad

Los cálculos preliminares se desarrollan en los capítulos anteriores, donde se establecen los límites de clasificación para los niveles de vulnerabilidad, definidos como bajo, medio, alto y muy alto. A partir de estos rangos, se procede a implementar los códigos necesarios para el análisis de datos relacionados con la vulnerabilidad.

En este contexto, se desarrolla una función denominada “*vulnera.m*”, cuyo propósito es calcular el nivel de vulnerabilidad de una unidad evaluada, basándose en las variables integradas que conforman un total de nueve dimensiones.

```
% Código 04: Funcion de Vulnerabilidad
function
[Vex1,Vfr1,Vre1,Vex2,Vfr2,Vre2,Vex3,Vfr3,Vre3,Vulnerabilidad]=...
    vulnera(caap,gdec,cegr,ldle,mdce,crne,defo,edcs,cptc)
%Parametros a ingresar
% VDS: 1. VULNERABILIDAD EN DIMENSION SOCIAL
% caap: A) Cercanía a área peligro
% gdec: B) Grupo de edades comunidad
% cegr: C) Conocimiento en gestión del riesgo, primeros auxilios o
similares
ex1 = caap; fr1 = gdec; re1 = cegr;
% VDE: 2. VULNERABILIDAD EN DIMENSION ECONOMICA
% ldle: A) Localización de la edificación
% mdce: B) Material de construcción de la edificación
% crne: C) Cumplimiento de la normativa RNE en el diseño y construcción
ex2 = ldle; fr2 = mdce; re2 = crne;
% VDA: 3. VULNERABILIDAD EN DIMENSION AMBIENTAL
% defo: A) Deforestación
% edcs: B) Estado de conservación de suelo
% cptc: C) Capacitación de la población en temas de conservación
ambiental
ex3 = defo; fr3 = edcs; re3 = cptc;

%% 1. VULNERABILIDAD EN DIMENSION SOCIAL
% A) Cercanía a área peligro
v11=0.40; v12=0.26; v13=0.19; v14= 0.09; v15= 0.050;
if 0 <= ex1 & ex1 < 5
    Vex1 = v11;
elseif 5 <= ex1 & ex1 < 10
    Vex1 = v12;
elseif 10 <= ex1 & ex1 < 20
    Vex1 = v13;
elseif 20 <= ex1 & ex1 < 50
    Vex1 = v14;
elseif ex1 >= 50
    Vex1 = v15;
else
    disp("Error de Cercanía a área peligro")
end
% B) Grupo de edades comunidad
v21=0.42; v22=0.26; v23=0.16; v24= 0.10; v25= 0.06;
if 0 <= fr1 & (fr1 <= 12 || 65 < fr1)
    Vfr1 = v21;
elseif 12 <= fr1 & fr1 < 18
    Vfr1 = v22;
elseif 18 <= fr1 & fr1 < 25
    Vfr1 = v23;
elseif 25 <= fr1 & fr1 < 45
    Vfr1 = v24;
elseif 45 <= fr1 & fr1 < 65
    Vfr1 = v25;
```

```

else
    disp("Error de Grupo de edades comunidad")
end
% C) Conocimiento en gestión del riesgo, primeros auxilios o similares
v31=0.40; v32=0.26; v33=0.19; v34= 0.09; v35= 0.05;
if re1=="Nunca"
    Vre1 = v31;
elseif re1=="Escasamente"
    Vre1 = v32;
elseif re1=="Regular"
    Vre1 = v33;
elseif re1=="Constantemente"
    Vre1 = v34;
elseif re1=="Totalmente"
    Vre1 = v35;
else
    disp("Error de Conocimiento en gestión del riesgo")
end

%% 2. VULNERABILIDAD EN DIMENSION ECONOMICA
% A) Localización de la edificación
v41=0.40; v42=0.28; v43=0.18; v44=0.08; v45=0.06;
if 0 <= ex2 & ex2 < 2
    Vex2 = v41;
elseif 2 <= ex2 & ex2 < 4
    Vex2 = v42;
elseif 4 <= ex2 & ex2 < 7
    Vex2 = v43;
elseif 7 <= ex2 & ex2 < 10
    Vex2 = v44;
elseif ex2 >= 10
    Vex2 = v45;
else
    disp("Error de Localización de la edificación")
end
% B) Material de construcción de la edificación
v51=0.41; v52=0.25; v53=0.18; v54= 0.10; v55= 0.05;
if fr2=="Estera-Madera-Triplay"
    Vfr2 = v51;
elseif fr2=="Adobe-Tapial"
    Vfr2 = v52;
elseif fr2=="Piedra-con-Barro"
    Vfr2 = v53;
elseif fr2=="Ladrillo"
    Vfr2 = v54;
elseif fr2=="Bloqueta-Cemento"
    Vfr2 = v55;
else
    disp("Error de Material de construcción de la edificación")
end
% C) Cumplimiento de la normativa RNE en el diseño y construcción
v61=0.40; v62=0.26; v63=0.19; v64= 0.09; v65= 0.05;
if 0 <= re2 & re2 < 20
    Vre2 = v61;
elseif 20 <= re2 & re2 < 40
    Vre2 = v62;
elseif 40 <= re2 & re2 < 60
    Vre2 = v63;
elseif 60 <= re2 & re2 < 80

```

```

        Vre2 = v64;
elseif 80 <= re2 & re2 <= 100
    Vre2 = v65;
else
    disp("Error de Cumplimiento de la normativa RN")
end

%% 3. VULNERABILIDAD EN DIMENSION AMBIENTAL
% A) Deforestación
v71=0.40; v72=0.28; v73=0.18; v74= 0.09; v75= 0.05;
if ex3=="Area-sin-Vegetacion"
    Vex3 = v71;
elseif ex3=="Area-de-Cultivo"
    Vex3 = v72;
elseif ex3=="Pastos"
    Vex3 = v73;
elseif ex3=="Otras-tierras"
    Vex3 = v74;
elseif ex3=="Bosques"
    Vex3 = v75;
else
    disp("Error de dato Deforestació")
end
% B) Estado de conservación de suelo
%EA_01: Erosión provocada por las lluvias
%EA_02: Deforestación agravada
%EA_03: Protección inadecuada en los márgenes de corrientes de agua
%EA_04: Longitud de la pendiente del suelo
%EA_05: Factor cultivo y contenido en sales
v81=0.42; v82=0.26; v83=0.16; v84= 0.10; v85= 0.06;
if fr3=="EA_01"
    Vfr3 = v81;
elseif fr3=="EA_02"
    Vfr3 = v82;
elseif fr3=="EA_03"
    Vfr3 = v83;
elseif fr3=="EA_04"
    Vfr3 = v84;
elseif fr3=="EA_05"
    Vfr3 = v85;
else
    disp("Error de dato conservación de suelo")
end
% C) Capacitación de la población en temas de conservación ambiental
v91=0.40; v92=0.27; v93=0.18; v94=0.10; v95=0.05;
if re3=="Nunca"
    Vre3 = v91;
elseif re3=="Escasamente"
    Vre3 = v92;
elseif re3=="Regular"
    Vre3 = v93;
elseif re3=="Constantemente"
    Vre3 = v94;
elseif re3=="Totalmente"
    Vre3 = v95;
else
    disp("Error de Capacitación en temas de conservación ambiental")
end

```

```

VDS=0.58*Vex1 + 0.31*Vfr1 + 0.11*Vre1;
VDE=0.62*Vex2 + 0.28*Vfr2 + 0.10*Vre2;
VDA=0.63*Vex3 + 0.26*Vfr3 + 0.11*Vre3;

Vulnerabilidad = mean([VDS]);
V = Vulnerabilidad;
% Vulnerabilidad
Lv1=0.054; Lv2=0.091 ; Lv3=0.179 ; Lv4=0.268 ; Lv5=0.405 ;
if Vulnerabilidad < Lv2
    fprintf('VULNERABILIDAD BAJO(%.3f)\n', Vulnerabilidad);
elseif Lv2 <= Vulnerabilidad & Vulnerabilidad < Lv3
    fprintf('VULNERABILIDAD MEDIO(%.3f)\n', Vulnerabilidad);
elseif Lv3 <= Vulnerabilidad & Vulnerabilidad < Lv4
    fprintf('VULNERABILIDAD ALTO(%.3f)\n', Vulnerabilidad);
elseif Lv4 <= Vulnerabilidad
    fprintf('VULNERABILIDAD MUY ALTO(%.3f)\n', Vulnerabilidad);
else
    disp("Error de dato VULNERABILIDAD")
end
end

```

El Código 04 ha sido diseñado para evaluar el nivel de vulnerabilidad a partir de los datos ingresados por el usuario. Su funcionamiento sigue una secuencia estructurada que permite procesar y clasificar la información de manera sistemática. A continuación, se describe la secuencia de ejecución:

1. Definición de la función y parámetros de entrada

La función **vulnera** se define para recibir como parámetros de entrada un conjunto de variables representativas de las dimensiones mencionadas. Estas variables son suministradas por el usuario o derivadas de un conjunto de datos previamente estructurado.

2. Asignación de variables iniciales

Los datos ingresados se asignan a variables específicas de acuerdo con la dimensión correspondiente. Esta organización permite estructurar el análisis y facilita el procesamiento posterior de la información.

3. Cálculo de la vulnerabilidad en la dimensión social

En esta etapa se consideran tres factores: la cercanía de la comunidad a áreas peligrosas, la distribución por grupos etarios de la población, y el nivel de conocimiento en gestión de riesgos. Cada factor es evaluado y clasificado conforme a rangos definidos, lo que permite asignar una puntuación representativa de la vulnerabilidad social.

4. Cálculo de la vulnerabilidad en la dimensión económica

Esta dimensión incluye aspectos como la ubicación de la edificación, el tipo de material de construcción y el grado de cumplimiento de la normativa vigente. Cada variable es valorada con base en criterios técnicos, y se le asigna un valor numérico en función de su nivel de exposición o resistencia ante eventos adversos.

5. Cálculo de la vulnerabilidad en la dimensión ambiental

Se evalúan tres componentes principales: el grado de deforestación en el entorno, el estado de conservación del suelo y la existencia de procesos de capacitación en temas de conservación ambiental. La asignación de valores se realiza de acuerdo con parámetros previamente definidos, que reflejan el nivel de deterioro o preservación del ambiente.

6. Cálculo de la vulnerabilidad general

Una vez obtenidos los valores de cada dimensión, se procede al cálculo del índice global de vulnerabilidad. Este se obtiene mediante un promedio ponderado, en el cual se asigna un peso específico a cada dimensión, según su relevancia en el contexto del estudio.

7. Clasificación de la vulnerabilidad

Finalmente, el índice general es clasificado en uno de los cinco niveles establecidos: bajo, medio, alto y muy alto. Esta clasificación proporciona una interpretación clara del grado de vulnerabilidad de la unidad evaluada, lo que facilita la toma de decisiones en el ámbito de la gestión del riesgo.

Con el objetivo de preparar los datos necesarios para entrenar la red neuronal, se implementó un script denominado “*Vulnerabilidad.m*”. Este programa se encarga de crear, de forma aleatoria, un conjunto de 10,000 registros simulados que representan distintas combinaciones posibles de las variables de entrada asociadas a factores de vulnerabilidad. Posteriormente, dichos registros son procesados mediante la función “*vulnera.m*”, la cual se encarga de asignarles una categoría específica.

Después del procesamiento, los datos clasificados se exportan como el conjunto de datos base para llevar a cabo el entrenamiento del modelo de red neuronal utilizando técnicas de aprendizaje supervisado.

```

% Código 05: Datos para el Entrenamiento Red Neuronal Vulnerabilidad
clear
clc

n=10000; %numero de datos a evaluar

for i = 1:n

    X1=randi([0,30])*2;
    X2=randi([0,35])*2;
    al1=randi([1,5]);
    if al1==1
        X3="Nunca";
    elseif al1==2
        X3="Escasamente";
    elseif al1==3
        X3="Regular";
    elseif al1==4
        X3="Constantemente";
    elseif al1==5
        X3="Totalmente";
    end
    X4=randi([0,15]);
    al2=randi([1,5]);
    if al2==1
        X5="Estera-Madera-Triplay";
    elseif al2==2
        X5="Adobe-Tapial";
    elseif al2==3
        X5="Piedra-con-Barro";
    elseif al2==4
        X5="Ladrillo";
    elseif al2==5
        X5="Bloqueta-Cemento";
    end
    X6=randi([0,10])*10;
    al3=randi([1,5]);
    if al3==1
        X7="Area-sin-Vegetacion";
    elseif al3==2
        X7="Area-de-Cultivo";
    elseif al3==3
        X7="Pastos";
    elseif al3==4
        X7="Otras-tierras";
    elseif al3==5
        X7="Bosques";
    end
    al4=randi([1,5]);
    if al4==1
        X8="EA_01";
    elseif al4==2
        X8="EA_02";
    elseif al4==3
        X8="EA_03";
    elseif al4==4
        X8="EA_04";
    end
end

```

```

elseif a14==5
    X8="EA_05";
end
a15=randi([1,5]);
if a15==1
    X9="Nunca";
elseif a15==2
    X9="Escasamente";
elseif a15==3
    X9="Regular";
elseif a15==4
    X9="Constantemente";
elseif a15==5
    X9="Totalmente";
end
[a1,a2,a2,b1,b2,b3,c1,c2,c3,V]=vulnera(X1,X2,X3,X4,X5,X6,X7,X8,X9);
A(i,:)=[X1,X2,a11,X4,a12,X6,a13,a14,a15,V];

end

xlswrite('VDatos.xlsx',A,2)

```

Este código 05, simula diversos escenarios de vulnerabilidad a partir de combinaciones aleatorias de variables relevantes. A continuación, se detalla la secuencia de ejecución y las funcionalidades de cada sección del código:

1. Inicialización del entorno y definición de parámetros

Al inicio del código, se ejecutan las instrucciones “*clear* y *clc*”, que permiten limpiar la memoria de trabajo, borrar la ventana de comandos, además, se inicializa una matriz llamada A, destinada a almacenar los resultados de las evaluaciones de vulnerabilidad generadas durante el proceso.

2. Definición del número de datos a evaluar

Se define el número de muestras a generar mediante la instrucción que el sistema generará diez mil conjuntos de datos distintos, esta diversidad garantiza un entrenamiento robusto de la red neuronal.

3. Generación aleatoria de datos de entrada

Dentro de un ciclo, se generan aleatoriamente los valores de las variables que intervienen en el cálculo de la vulnerabilidad. Estas variables se corresponden con las dimensiones social, económica y ambiental, e incluyen:

- **X1, X2:** Distancia a zonas de riesgo.

- **X3:** Nivel de conocimiento en gestión del riesgo.
- **X4:** Ubicación de la edificación.
- **X5:** Tipo de material de construcción.
- **X6:** Grado de cumplimiento normativo.
- **X7:** Grado de deforestación.
- **X8:** Estado de conservación del suelo.
- **X9:** Nivel de capacitación en conservación ambiental.

Para ello, se utilizan funciones aleatorias que permiten asignar valores dentro de rangos predefinidos, garantizando la aleatoriedad y representatividad de las combinaciones generadas.

4. Conversión de datos aleatorios a valores categóricos o numéricos

Algunas de las variables generadas aleatoriamente (por ejemplo, X3, X5, X7, X8 y X9) representan categorías cualitativas. En estos casos, los valores numéricos se traducen a texto utilizando una lógica condicional. Esta conversión permite simular respuestas reales que podrían encontrarse en instrumentos de recolección de datos tipo encuesta o formulario.

5. Evaluación de la vulnerabilidad y almacenamiento de resultados

Una vez generados y definidos todos los valores para una iteración, estos se ingresan como parámetros en la función “*vulnera.m*”, la cual evalúa el nivel de vulnerabilidad correspondiente, la información generada es exportada al archivo “*VDatos.xlsx*”, permitiendo así su almacenamiento y utilización posterior para el entrenamiento.

Con el propósito de entrenar la red neuronal destinada a la predicción de niveles de vulnerabilidad, se generó un conjunto de 10,000 muestras aleatorias. La implementación de este procedimiento se llevó a cabo en el archivo “*Vulnerabilidad_RN.m*”, dentro del cual se estableció la configuración de la red utilizando la función “*network*”. En esta fase, se definieron aspectos clave como el número de capas ocultas, la cantidad de neuronas en cada una de ellas y otros parámetros estructurales necesarios para construir el modelo.

```

% Código 06: Entrenamiento de la red Neuronal Vulnerabilidad
clear
clc

A=xlsread("VDatos.xlsx",2);
datosx=A(1:10000,1:9);
datosy=A(1:10000,10);

XIn=datosx';
Yout=datosy';

nInput=1;
nCapas=3;
CBias=[1;1;1];
CInput=[1;0;0];
CCapas=[0 0 0; 1 0 0; 0 1 0];
Coutput=[0 0 1];

modeloV=network(nInput,nCapas,CBias,CInput,CCapas,Coutput)

%layer1
modeloV.layers{1}.dimensions=8;
modeloV.layers{1}.initFcn='initnw';
modeloV.layers{1}.transferFcn = 'poslin';

%Layer 2
modeloV.layers{2}.dimensions=3;
modeloV.layers{2}.initFcn='initnw';
modeloV.layers{2}.transferFcn = 'poslin';

%view(modeloV)
modeloV.divideFcn='dividerand';
modeloV.divideParam.trainRatio=0.70;
modeloV.divideParam.valRatio=0.25;
modeloV.divideParam.testRatio=0.05;

modeloV.adaptFcn = 'adaptwb';
modeloV.trainFcn = 'trainlm';
modeloV.performFcn = 'mse';
modeloV.trainParam.epochs=100;

modeloV.plotFcns = {'plotperform', 'plottrainstate', ...
    'ploterrhist', 'plotregression' };

    % 'plotperform',          Rendimiento (error vs. época)
    % 'plottrainstate',      Estado del entrenamiento (gradiente, validación)
    % 'ploterrhist',         Histograma del error
    % 'plotregression',      Gráfica de regresión

[modeloV,tr] = train(modeloV,XIn,Yout);

save('modeloV.mat', 'modeloV'); % Guarda en un archivo modeloV.mat

```

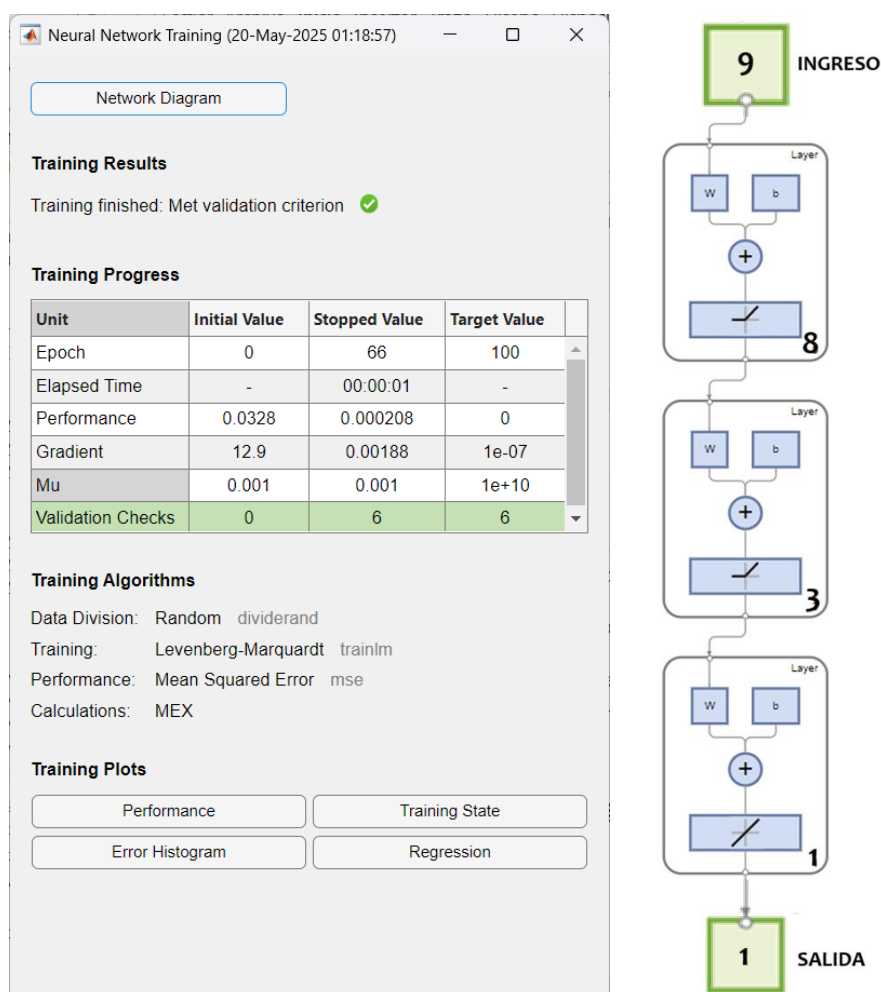
El Código 06 es la fase de entrenamiento supervisado de la red neuronal, cuyo objetivo es realizar predicciones ante nuevas entradas de datos. En esta etapa, se utilizó el conjunto de datos clasificado mediante el Código 05. Como resultado del proceso de entrenamiento, se alcanzó una precisión del 98.24%, a continuación, se detalla la secuencia de ejecución correspondiente.

1. Carga y preparación de los datos

Los datos utilizados para el entrenamiento fueron importados desde el archivo “VDatos.xlsx.” Se seleccionaron las variables correspondientes a las entradas (factores de vulnerabilidad) y a la salida deseada (nivel de vulnerabilidad).

Figura 19

Entrenamiento y arquitectura de red neuronal Vulnerabilidad



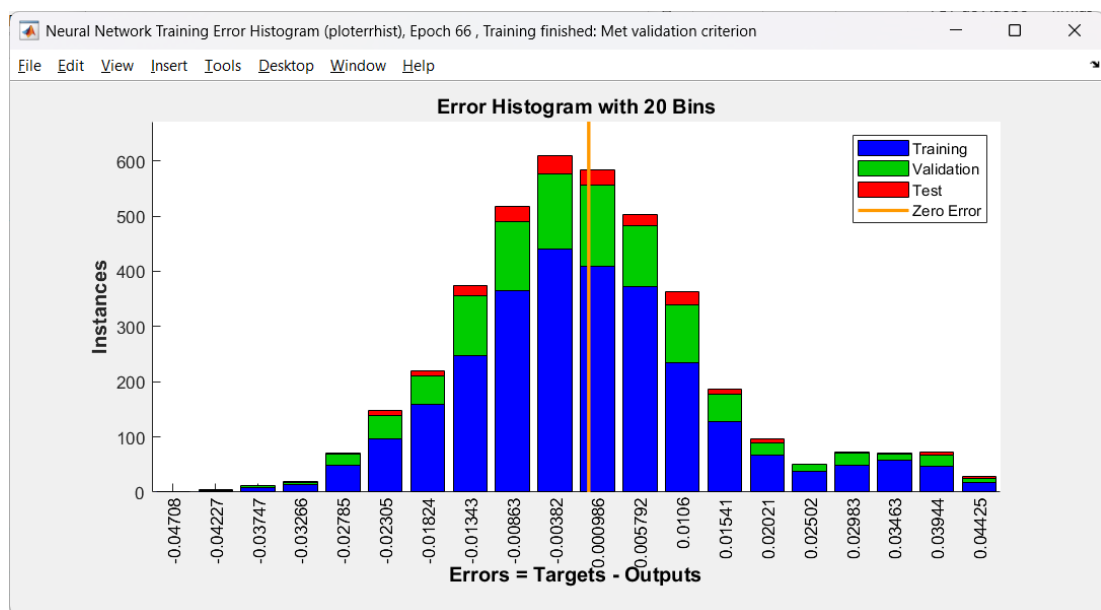
Nota. Elaboración Propia

2. Creación y configuración del modelo

Se definió una red neuronal compuesta por tres capas ocultas. Para cada capa se configuraron los parámetros arquitectónicos esenciales, como los sesgos (CBias), las conexiones entre capas (CCapas) y las funciones de transferencia correspondientes. Esta configuración fue diseñada con el fin de capturar relaciones no lineales complejas entre las variables de entrada y la variable de salida.

Figura 20

Histograma del error red neuronal Vulnerabilidad



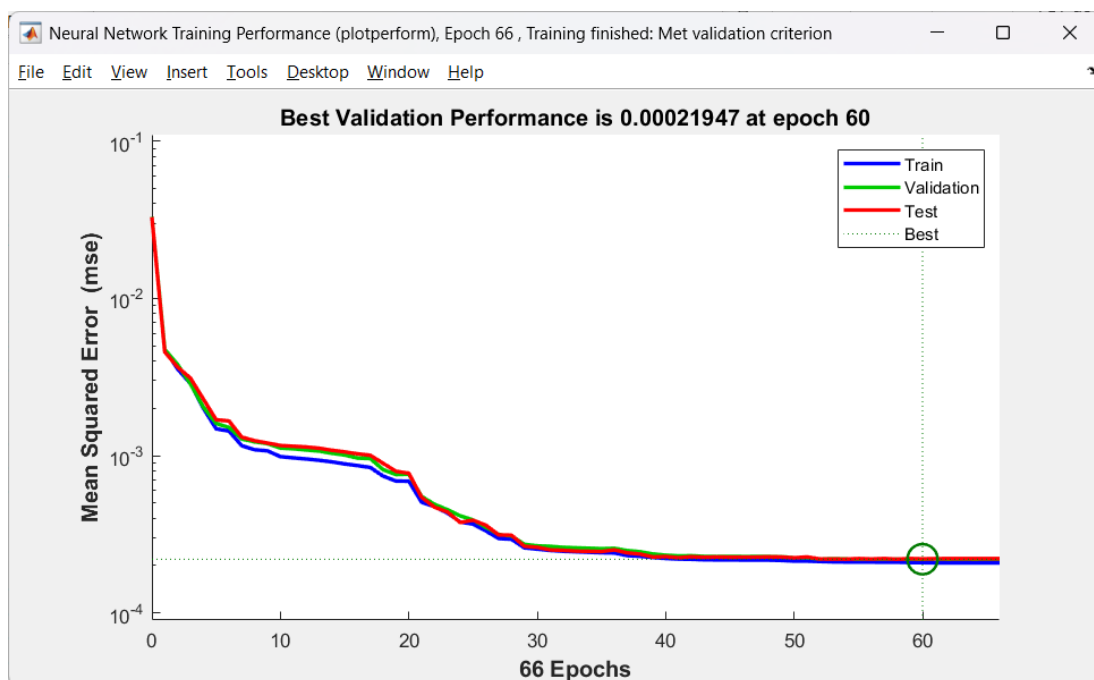
Nota. Elaboración Propia

3. División de datos y configuración del entrenamiento

El conjunto de datos fue dividido en tres subconjuntos: entrenamiento (70 %), validación (25 %) y prueba (5 %). Se seleccionaron las funciones de adaptación, entrenamiento y rendimiento más adecuadas para el problema planteado. Además, se estableció un máximo de 100 épocas para el proceso de entrenamiento. Durante este proceso, fueron necesarias 66 épocas para alcanzar una regresión lineal válida entre las salidas esperadas y las obtenidas por la red.

Figura 21

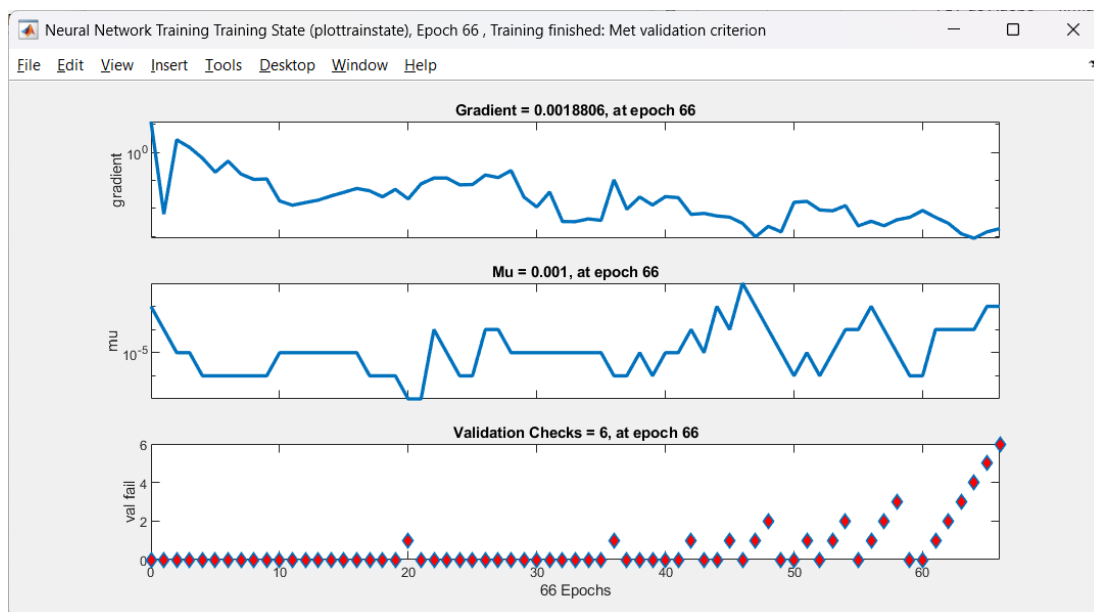
Rendimiento (error vs. época) red neuronal Vulnerabilidad



Nota. Elaboración Propia

Figura 22

Histograma del error red neuronal Vulnerabilidad



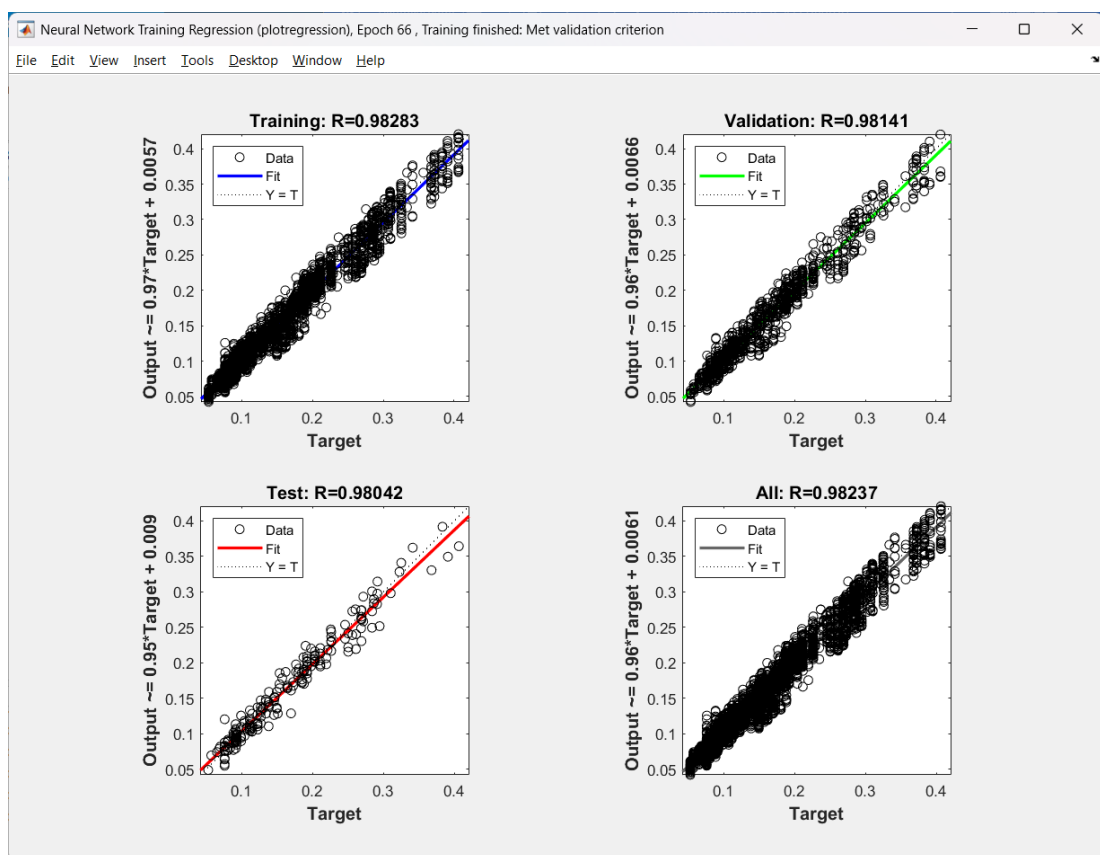
Nota. Elaboración Propia

4. Entrenamiento y almacenamiento del modelo

El modelo entrenado alcanzó una precisión del 98.24 % en la predicción de los niveles de vulnerabilidad, lo que evidencia un buen desempeño en términos de generalización frente a datos no previamente vistos. Finalmente, el modelo fue almacenado en el archivo “*modeloV.mat*”, con el objetivo de ser utilizado en la etapa de validación, aplicándolo a los datos reales obtenidos en campo en el poblado de Maizhondo.

Figura 23

Gráfica de regresión lineal red neuronal Vulnerabilidad



Nota. Elaboración Propia

4.4. Cálculo del Riesgo

Una vez realizado el entrenamiento de las redes neuronales para los parámetros de peligrosidad y vulnerabilidad, se procede a utilizar el código denominado “*RIESGO.m*”, implementa el procedimiento establecido y calcula el riesgo utilizando los modelos previamente entrenados, el riesgo se determina mediante la intersección de los valores de peligrosidad y vulnerabilidad, efectuado mediante la multiplicación de dichos valores, resultando en el valor de riesgo.

```
% Código 07: Comparativa de las redes Neuronales - Calculo del Riesgo
```

```
clear
clc
load('modeloV.mat', 'modeloV'); % Carga modeloV desde modeloV.mat
load('modeloP.mat', 'modeloP'); % Carga modeloP desde modeloP.mat

%% Peligrosidad
[N C D] = xlsread('DatosViviendas.xlsx',1);
Comp=[];
PReal={};

L1=0.053; L2=0.073 ; L3=0.128 ; L4=0.275 ; L5=0.472 ;
for i = 2:length(D)
    Vm1 = cell2mat(D(i,4));
    Ge1 = char(D(i,5));
    Pe1 = cell2mat(D(i,6));
    Cv1 = char(D(i,7));
    Pp1 = cell2mat(D(i,8));
    if Ge1=="Qh-a1"
        X2=1;
    elseif Ge1=="Nm-ayi/tb3"
        X2=2;
    elseif Ge1=="Nm-ayi/tGe1b1"
        X2=3;
    elseif Ge1=="Nm-ayi/tb2"
        X2=4;
    elseif Ge1=="Nm-ayi"
        X2=5;
    end
    if Cv1=="R"
        X4=1;
    elseif Cv1=="AC"
        X4=2;
    elseif Cv1=="VA"
        X4=3;
    elseif Cv1=="AU"
        X4=4;
    elseif Cv1=="BS"
        X4=5;
    end
    [a,b,c,d,e,PeligroReal] = peligro(Vm1,Ge1,Pe1,Cv1,Pp1);
    PeligroRN =modeloP([Vm1,X2,Pe1,X4,Pp1]');
    Error = abs(PeligroReal-PeligroRN)*100;
```

```

if L1<= PeligroReal & PeligroReal < L2
    ValorP='PELIGRO BAJO';
elseif L2 <= PeligroReal & PeligroReal < L3
    ValorP='PELIGRO MEDIO';
elseif L3 <= PeligroReal & PeligroReal < L4
    ValorP='PELIGRO ALTO';
elseif L4 <= PeligroReal & PeligroReal < L5
    ValorP='PELIGRO MUY ALTO';
else
    ValorP='Error de dato PELIGROSIDAD';
end

if L1<= PeligroRN & PeligroRN < L2
    ValorPNR='PELIGRO BAJO';
elseif L2 <= PeligroRN & PeligroRN < L3
    ValorPNR='PELIGRO MEDIO';
elseif L3 <= PeligroRN & PeligroRN < L4
    ValorPNR='PELIGRO ALTO';
elseif L4 <= PeligroRN & PeligroRN < L5
    ValorPNR='PELIGRO MUY ALTO';
else
    ValorPNR='Error de dato PELIGROSIDAD';
end
PReal(i-1,1) = {ValorP};
PRedN(i-1,1) = {ValorPNR};
Comp(i-1,:) = [PeligroReal ,PeligroRN ,Error ];

end

%% Vulnerabilidad
[N C Dv] = xlsread("DatosViviendas.xlsx",2);
CompV=[];
VReal={};
VRedN={};
Lv1=0.054; Lv2=0.091 ; Lv3=0.179 ; Lv4=0.268 ; Lv5=0.405 ;

for i = 2:length(Dv)
    Xdv1 = cell2mat(Dv(i,4));
    Xdv2 = cell2mat(Dv(i,5));
    Xdv3 = char(Dv(i,6));
    Xdv4 = cell2mat(Dv(i,7));
    Xdv5 = char(Dv(i,8));
    Xdv6 = cell2mat(Dv(i,9));
    Xdv7 = char(Dv(i,10));
    Xdv8 = char(Dv(i,11));
    Xdv9 = char(Dv(i,12));
    %
    if Xdv3=="Nunca"
        Xv3=1;
    elseif Xdv3=="Escasamente"
        Xv3=2;
    elseif Xdv3=="Regular"
        Xv3=3;
    elseif Xdv3=="Constantemente"
        Xv3=4;
    elseif Xdv3=="Totalmente"
        Xv3=5;
    end
end

```

```

%
if Xdv5=="Estera-Madera-Triplay"
    Xv5=1;
elseif Xdv5=="Adobe-Tapial"
    Xv5=2;
elseif Xdv5=="Piedra-con-Barro"
    Xv5=3;
elseif Xdv5=="Ladrillo"
    Xv5=4;
elseif Xdv5=="Bloqueta-Cemento"
    Xv5=5;
end
%
if Xdv7=="Area-sin-Vegetacion"
    Xv7=1;
elseif Xdv7=="Area-de-Cultivo"
    Xv7=2;
elseif Xdv7=="Pastos"
    Xv7=3;
elseif Xdv7=="Otras-tierras"
    Xv7=4;
elseif Xdv7=="Bosques"
    Xv7=5;
end
%
if Xdv8=="EA_01"
    Xv8=1;
elseif Xdv8=="EA_02"
    Xv8=2;
elseif Xdv8=="EA_03"
    Xv8=3;
elseif Xdv8=="EA_04"
    Xv8=4;
elseif Xdv8=="EA_05"
    Xv8=5;
end
%
if Xdv9=="Nunca"
    Xv9=1;
elseif Xdv9=="Escasamente"
    Xv9=2;
elseif Xdv9=="Regular"
    Xv9=3;
elseif Xdv9=="Constantemente"
    Xv9=4;
elseif Xdv9=="Totalmente"
    Xv9=5;
end

[a1,a2,a3,a4,a5,a6,a7,a8,a9,VulneReal] =
vulnera(Xdv1,Xdv2,Xdv3,Xdv4,Xdv5,Xdv6,Xdv7,Xdv8,Xdv9);
VulneraRN =modeloV([Xdv1,Xdv2,Xv3,Xdv4,Xv5,Xdv6,Xv7,Xv8,Xv9]');
ErrorV = abs((VulneReal-VulneraRN))*100;

if Lv1 <= VulneReal & VulneReal < Lv2
    ValorV='VULNERABILIDAD BAJA';
elseif Lv2 <= VulneReal & VulneReal < Lv3
    ValorV='VULNERABILIDAD MEDIA';
elseif Lv3 <= VulneReal & VulneReal < Lv4

```

```

        ValorV='VULNERABILIDAD ALTA';
    elseif Lv4 <= VulneReal & VulneReal < Lv5
        ValorV='VULNERABILIDAD MUY ALTA';
    else
        ValorV='Error de dato VULNERABILIDAD';
    end
    %
    if Lv1 <= VulneraRN & VulneraRN < Lv2
        ValorVRN='VULNERABILIDAD BAJA';
    elseif Lv2 <= VulneraRN & VulneraRN < Lv3
        ValorVRN='VULNERABILIDAD MEDIA';
    elseif Lv3 <= VulneraRN & VulneraRN < Lv4
        ValorVRN='VULNERABILIDAD ALTA';
    elseif Lv4 <= VulneraRN & VulneraRN < Lv5
        ValorVRN='VULNERABILIDAD MUY ALTA';
    else
        ValorVRN='Error de dato VULNERABILIDAD';
    end
    VReal(i-1,1) = {ValorV};
    VRedN(i-1,1) = {ValorVRN};
    CompV(i-1,:) = [VulneReal ,VulneraRN ,ErrorV ];
end

%% RIESGO
CompR = Comp(:,[1:2]).*CompV(:,[1:2]);
Lr1=L1*Lv1 ; Lr2=L2*Lv2 ; Lr3=L3*Lv3 ; Lr4=L4*Lv4 ; Lr5=L5*Lv5 ;

for i = 1:length(CompR)
    ErrorR= abs((CompR(i,1)-CompR(i,2)))*100;
    CompR(i,3) = ErrorR;
    RiesgoReal = CompR(i,1);
    RiesgoRN = CompR(i,2);
    if Lr1 <= RiesgoReal & RiesgoReal < Lr2
        ValorR='RIESGO BAJO';
    elseif Lr2 <= RiesgoReal & RiesgoReal < Lr3
        ValorR='RIESGO MEDIO';
    elseif Lr3 <= RiesgoReal & RiesgoReal < Lr4
        ValorR='RIESGO ALTO';
    elseif Lr4 <= RiesgoReal & RiesgoReal < Lr5
        ValorR='RIESGO MUY ALTO';
    else
        ValorR='Error de dato RIESGO';
    end
    %
    if Lr1 <= RiesgoRN & RiesgoRN < Lr2
        ValorRRN='RIESGO BAJO';
    elseif Lr2 <= RiesgoRN & RiesgoRN < Lr3
        ValorRRN='RIESGO MEDIO';
    elseif Lr3 <= RiesgoRN & RiesgoRN < Lr4
        ValorRRN='RIESGO ALTO';
    elseif Lr4 <= RiesgoRN & RiesgoRN < Lr5
        ValorRRN='RIESGO MUY ALTO';
    else
        ValorRRN='Error de dato RIESGO';
    end
    RReal(i,1) = {ValorR};
    RRedN(i,1) = {ValorRRN};
end

```

```

TP = table(Comp(:,1),PReal,Comp(:,2),PRedN, Comp(:,3), ...
    'VariableNames', {'Valor PR','CLASIFICACION REAL','Valor
PRN','CLASIF. RED NEURONAL','Error P%'});

TV = table(CompV(:,1),VReal,CompV(:,2),VRedN, CompV(:,3), ...
    'VariableNames', {'Valor VR','CLASIFICACION REAL','Valor
VRN','CLASIF. RED NEURONAL','Error V%'});

TR = table(CompR(:,1),RReal,CompR(:,2),RRedN, CompR(:,3), ...
    'VariableNames', {'Valor RR','CLASIFICACION REAL','Valor
RRN','CLASIF. RED NEURONAL','Error R%'});

disp(" ");disp("----- ");disp(" ")
disp('Resultados de la Comparación de Valores Peligrosidad');
disp(TP);
disp(" ");disp("----- ");disp(" ")
disp('Resultados de la Comparación de Valores Vulnerabilidad');
disp(TV);
disp(" ");disp("----- ");disp(" ")
disp('Resultados de la Comparación de Valores RIESGO');
disp(TR);

```

El Código 07, comparar los resultados obtenidos por las redes neuronales entrenadas para peligrosidad y vulnerabilidad, a fin de calcular el riesgo y verificar la precisión de los modelos, se realiza la comparación contrastando los valores estimados por las redes con los valores reales calculados mediante funciones base. A continuación, se detalla la secuencia de ejecución correspondiente.

1. Carga de Modelos

El proceso inicia con la carga de dos modelos de redes neuronales entrenadas, denominados “*modeloV*” y “*modeloP*”, se extraen los modelos desde los archivos previamente guardados, que permite la reutilización de las redes neuronales ya entrenadas para el análisis de datos.

2. Evaluación de Peligrosidad

Para el cálculo de la peligrosidad se utiliza la función desarrollada “*peligro.m*”, junto con el modelo de red neuronal previamente entrenado “*modeloP.mat*”, aplicados sobre los datos recolectados en campo correspondientes a 41 viviendas. Como resultado, se obtiene un conjunto de salidas numéricas que permiten comparar los valores reales con los estimados por la red neuronal.

El análisis de los errores absolutos muestra una variación que oscila entre 0.63% y 2.83%, lo cual indica un buen nivel de ajuste del modelo en términos cuantitativos. Al clasificar los resultados dentro de los rangos definidos, se observa que una de las 41 clasificaciones difiere del valor esperado, representando una tasa de efectividad del 97.56% en la clasificación del nivel de peligrosidad por parte del modelo de red neuronal.

Figura 24

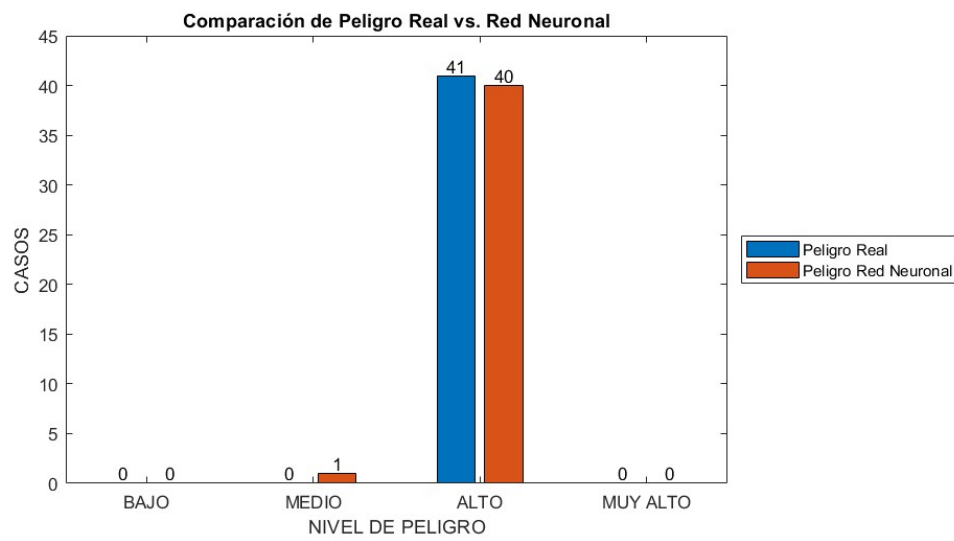
Análisis de cuantitativo del peligro

Resultados de la Comparación de Valores Peligrosidad				
Valor PR	CLASIFICACION REAL	Valor PRN	CLASIF. RED NEURONAL	Error P%
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.12803	{'PELIGRO ALTO' }	1.3968
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.12875	{'PELIGRO ALTO' }	1.725
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.12731	{'PELIGRO MEDIO'}	1.4686
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.12803	{'PELIGRO ALTO' }	1.3968
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13077	{'PELIGRO ALTO' }	1.5233
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13148	{'PELIGRO ALTO' }	1.4515
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13148	{'PELIGRO ALTO' }	1.4515
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13005	{'PELIGRO ALTO' }	1.595
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13135	{'PELIGRO ALTO' }	1.4651
0.232	{'PELIGRO ALTO'}	0.20613	{'PELIGRO ALTO' }	2.5874
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13278	{'PELIGRO ALTO' }	1.3215
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13005	{'PELIGRO ALTO' }	1.595
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13005	{'PELIGRO ALTO' }	1.595
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.12875	{'PELIGRO ALTO' }	1.725
0.232	{'PELIGRO ALTO'}	0.21728	{'PELIGRO ALTO' }	1.4715
0.266	{'PELIGRO ALTO'}	0.25713	{'PELIGRO ALTO' }	0.88725
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.15751	{'PELIGRO ALTO' }	2.249
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.16011	{'PELIGRO ALTO' }	1.989
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.16083	{'PELIGRO ALTO' }	1.9172
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13278	{'PELIGRO ALTO' }	1.3215
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13278	{'PELIGRO ALTO' }	1.3215
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13207	{'PELIGRO ALTO' }	1.3933
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.15939	{'PELIGRO ALTO' }	2.0608
0.232	{'PELIGRO ALTO'}	0.20366	{'PELIGRO ALTO' }	2.8339
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.16083	{'PELIGRO ALTO' }	1.9172
0.18	{'PELIGRO ALTO'}	0.15953	{'PELIGRO ALTO' }	2.0472
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.12803	{'PELIGRO ALTO' }	1.3968
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.12803	{'PELIGRO ALTO' }	1.3968
0.166	{'PELIGRO ALTO'}	0.15973	{'PELIGRO ALTO' }	0.62678
0.166	{'PELIGRO ALTO'}	0.15758	{'PELIGRO ALTO' }	0.8421
0.2	{'PELIGRO ALTO'}	0.18497	{'PELIGRO ALTO' }	1.5025
0.2	{'PELIGRO ALTO'}	0.18569	{'PELIGRO ALTO' }	1.4311
0.2	{'PELIGRO ALTO'}	0.18712	{'PELIGRO ALTO' }	1.2884
0.142	{'PELIGRO ALTO'}	0.13063	{'PELIGRO ALTO' }	1.1368
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13278	{'PELIGRO ALTO' }	1.3215
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13135	{'PELIGRO ALTO' }	1.4651
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13077	{'PELIGRO ALTO' }	1.5233
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13135	{'PELIGRO ALTO' }	1.4651
0.166	{'PELIGRO ALTO'}	0.15166	{'PELIGRO ALTO' }	1.4338
0.146	{'PELIGRO ALTO'}	0.13005	{'PELIGRO ALTO' }	1.595
0.198	{'PELIGRO ALTO'}	0.16982	{'PELIGRO ALTO' }	2.818

Nota. Elaboración Propia

Figura 25

Análisis de niveles de peligro

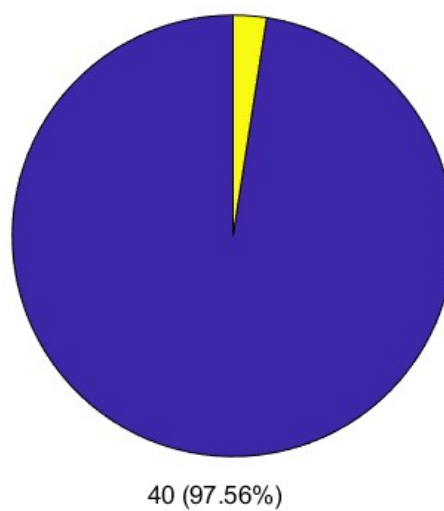


Nota. Elaboración Propia

Figura 26

Precisión del peligro

Porcentaje de precisión Peligro Real vs. Peligro Neuronal



Correctos = 40
Difiere = 1

Nota. Elaboración Propia

3. Evaluación de Vulnerabilidad

Para el cálculo de la vulnerabilidad se emplea la función “*vulnera.m*”, junto con el modelo de red neuronal previamente entrenado “*modeloV.mat*”, aplicado sobre los datos recopilados en campo correspondientes a 41 viviendas.

El análisis de los errores absolutos muestra una variación que oscila entre 0.03% y 4.59%, lo cual indica una buena capacidad de ajuste del modelo en términos cuantitativos, se identifican seis casos en los cuales la clasificación generada por el modelo difiere del valor esperado, lo que equivale a una precisión del 85.37% en la clasificación de la vulnerabilidad por parte del modelo neuronal.

Figura 27

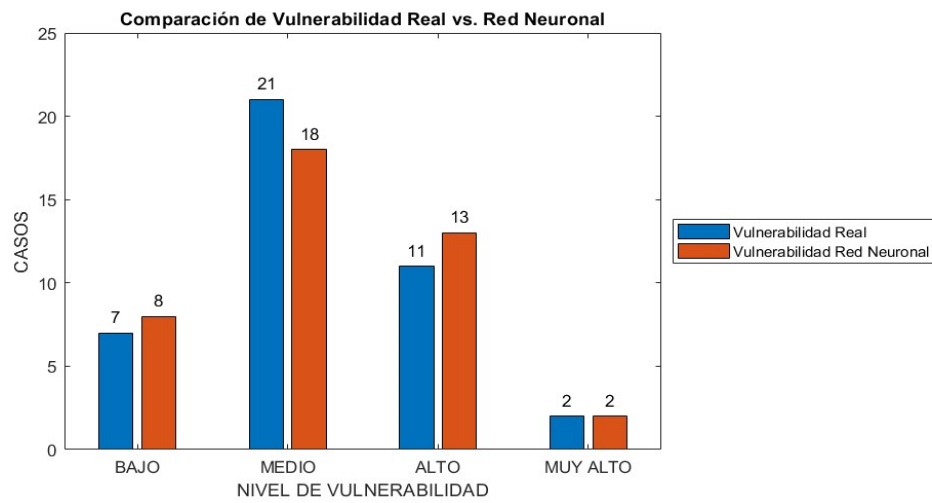
Análisis de cuantitativo de la vulnerabilidad

Valor VR	CLASIFICACION REAL	Valor VRN	CLASIF. RED NEURONAL	Error V%
0.1382	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.14715	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.89465
0.1614	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.14875	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	1.2647
0.1304	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.13926	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.88613
0.2117	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.17777	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	3.3927
0.2117	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.20824	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.34581
0.2613	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.21539	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	4.5914
0.1537	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.15039	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.3308
0.0994	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.12186	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	2.2455
0.1614	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.19194	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	3.0538
0.3335	{ 'VULNERABILIDAD MUY ALTA' }	0.3312	{ 'VULNERABILIDAD MUY ALTA' }	0.23029
0.2033	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.20299	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.030662
0.1041	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.11654	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	1.2435
0.1304	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.13623	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.58278
0.1118	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.13309	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	2.1295
0.2027	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.20052	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.21769
0.26	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.25603	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.39702
0.1614	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.18504	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	2.3641
0.26	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.26753	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.75346
0.2027	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.19448	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.82199
0.0917	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.10015	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.84506
0.1118	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.11325	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.145
0.1041	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.11491	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	1.0806
0.2104	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.20973	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.067354
0.2839	{ 'VULNERABILIDAD MUY ALTA' }	0.28203	{ 'VULNERABILIDAD MUY ALTA' }	0.18749
0.1793	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.18451	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.52141
0.2213	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.22699	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	0.56926
0.1041	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.11583	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	1.1727
0.1227	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.11139	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.87958
0.1537	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.14246	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	1.124
0.1614	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.18084	{ 'VULNERABILIDAD ALTA' }	1.9437
0.1511	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.15217	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.10686
0.1041	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.1249	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	2.0801
0.0917	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.093673	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.19732
0.0685	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.070197	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.16967
0.0807	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.077285	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.34148
0.0685	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.069858	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.13578
0.0575	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.054071	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.34294
0.0995	{ 'VULNERABILIDAD MEDIA' }	0.074799	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	2.4701
0.0809	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.071925	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.89754
0.0575	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.042261	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	1.5239
0.0575	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	0.037585	{ 'VULNERABILIDAD BAJA' }	1.9915

Nota. Elaboración Propia

Figura 28

Análisis de niveles de vulnerabilidad

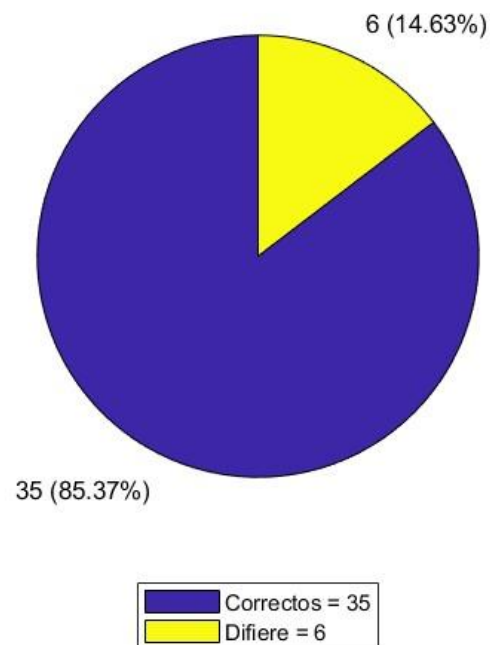


Nota. Elaboración Propia

Figura 29

Precisión de la vulnerabilidad

Porcentaje de precisión Vulnerabilidad Real vs. Vulnerabilidad Neuronal



Nota. Elaboración Propia

4. Cálculo de Riesgo

En el caso del cálculo del riesgo, este se obtiene a partir de la intersección entre los valores de peligrosidad y vulnerabilidad. El análisis de los errores absolutos muestra un rango de variación entre 0.01% y 0.98%. Al comparar las clasificaciones obtenidas mediante los umbrales definidos, se identifican siete discrepancias, estas diferencias sobre un total de 41 evaluaciones representan una precisión del 82.93% en la clasificación del riesgo mediante el enfoque basado en redes neuronales.

Figura 30

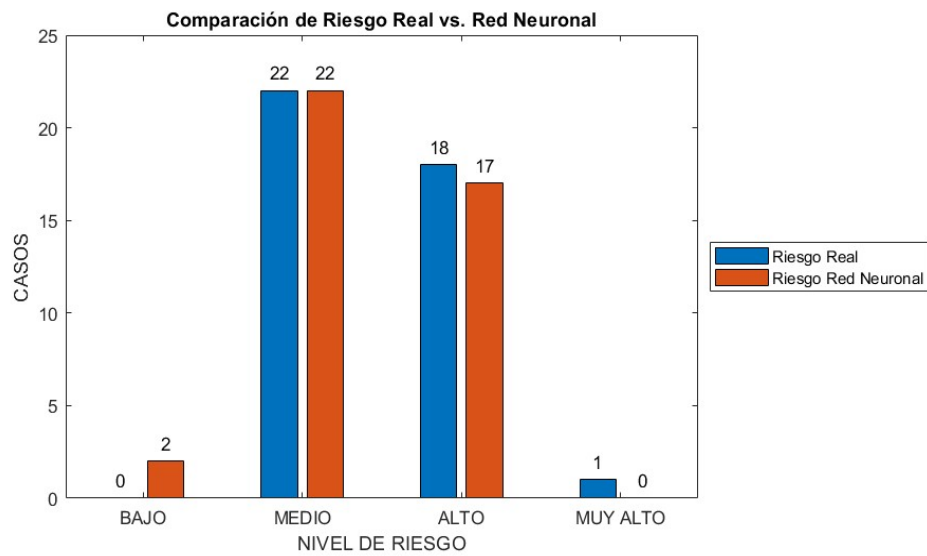
Análisis de cuantitativo del riesgo

Valor RR	CLASIFICACION REAL	Valor RRN	CLASIF. RED NEURONAL	Error R%
0.019624	{'RIESGO MEDIO' }	0.018839	{'RIESGO MEDIO' }	0.078496
0.023564	{'RIESGO ALTO' }	0.019152	{'RIESGO MEDIO' }	0.44125
0.018517	{'RIESGO MEDIO' }	0.01773	{'RIESGO MEDIO' }	0.078686
0.030061	{'RIESGO ALTO' }	0.022761	{'RIESGO MEDIO' }	0.73008
0.030908	{'RIESGO ALTO' }	0.027231	{'RIESGO ALTO' }	0.3677
0.03815	{'RIESGO ALTO' }	0.02832	{'RIESGO ALTO' }	0.98298
0.02244	{'RIESGO MEDIO' }	0.019774	{'RIESGO MEDIO' }	0.26659
0.014512	{'RIESGO MEDIO' }	0.015847	{'RIESGO MEDIO' }	0.13348
0.023564	{'RIESGO ALTO' }	0.025211	{'RIESGO ALTO' }	0.16465
0.077372	{'RIESGO MUY ALTO' }	0.068268	{'RIESGO ALTO' }	0.91036
0.029682	{'RIESGO ALTO' }	0.026954	{'RIESGO ALTO' }	0.27273
0.015199	{'RIESGO MEDIO' }	0.015155	{'RIESGO MEDIO' }	0.0043246
0.019038	{'RIESGO MEDIO' }	0.017716	{'RIESGO MEDIO' }	0.1322
0.016323	{'RIESGO MEDIO' }	0.017136	{'RIESGO MEDIO' }	0.081312
0.047026	{'RIESGO ALTO' }	0.043571	{'RIESGO ALTO' }	0.34558
0.06916	{'RIESGO ALTO' }	0.065832	{'RIESGO ALTO' }	0.33277
0.029052	{'RIESGO ALTO' }	0.029146	{'RIESGO ALTO' }	0.0093793
0.0468	{'RIESGO ALTO' }	0.042835	{'RIESGO ALTO' }	0.39651
0.036486	{'RIESGO ALTO' }	0.031278	{'RIESGO ALTO' }	0.52082
0.013388	{'RIESGO MEDIO' }	0.013298	{'RIESGO MEDIO' }	0.0089714
0.016323	{'RIESGO MEDIO' }	0.015038	{'RIESGO MEDIO' }	0.12849
0.015199	{'RIESGO MEDIO' }	0.015175	{'RIESGO MEDIO' }	0.0023344
0.037872	{'RIESGO ALTO' }	0.033429	{'RIESGO ALTO' }	0.44433
0.065865	{'RIESGO ALTO' }	0.057437	{'RIESGO ALTO' }	0.84274
0.032274	{'RIESGO ALTO' }	0.029675	{'RIESGO ALTO' }	0.2599
0.039834	{'RIESGO ALTO' }	0.036212	{'RIESGO ALTO' }	0.36224
0.014782	{'RIESGO MEDIO' }	0.01483	{'RIESGO MEDIO' }	0.0047403
0.017423	{'RIESGO MEDIO' }	0.014583	{'RIESGO MEDIO' }	0.284
0.025514	{'RIESGO ALTO' }	0.022755	{'RIESGO MEDIO' }	0.27588
0.026792	{'RIESGO ALTO' }	0.028496	{'RIESGO ALTO' }	0.17037
0.03022	{'RIESGO ALTO' }	0.028147	{'RIESGO ALTO' }	0.20726
0.02082	{'RIESGO MEDIO' }	0.023193	{'RIESGO ALTO' }	0.23728
0.01834	{'RIESGO MEDIO' }	0.017528	{'RIESGO MEDIO' }	0.081221
0.009727	{'RIESGO MEDIO' }	0.0091699	{'RIESGO MEDIO' }	0.055708
0.011782	{'RIESGO MEDIO' }	0.010262	{'RIESGO MEDIO' }	0.15199
0.010001	{'RIESGO MEDIO' }	0.0091758	{'RIESGO MEDIO' }	0.082522
0.008395	{'RIESGO MEDIO' }	0.0070707	{'RIESGO MEDIO' }	0.13243
0.014527	{'RIESGO MEDIO' }	0.0098248	{'RIESGO MEDIO' }	0.47022
0.013429	{'RIESGO MEDIO' }	0.010908	{'RIESGO MEDIO' }	0.25212
0.008395	{'RIESGO MEDIO' }	0.0054961	{'RIESGO BAJO' }	0.28989
0.011385	{'RIESGO MEDIO' }	0.0063827	{'RIESGO BAJO' }	0.50023

Nota. Elaboración Propia

Figura 31

Análisis de niveles de riesgo

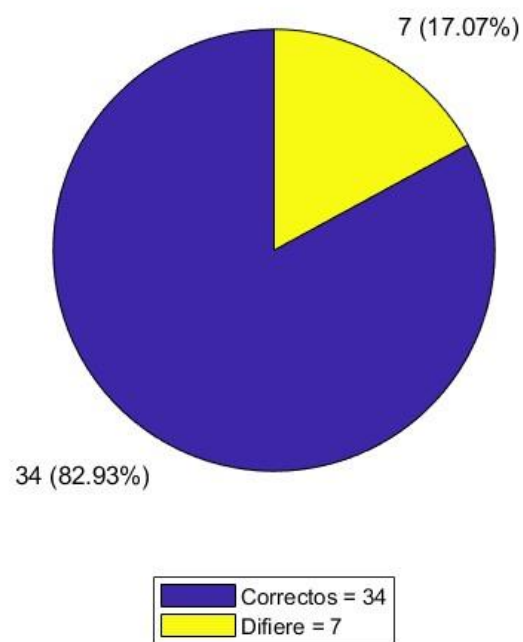


Nota. Elaboración Propia

Figura 32

Precisión de la vulnerabilidad

Porcentaje de precisión Riesgo Real vs. Red Neuronal



Nota. Elaboración Propia

CONCLUSIONES

La implementación del algoritmo de aprendizaje supervisado permitió determinar los niveles de riesgo en el centro poblado de Maizhondo, constituyendo una herramienta innovadora para la clasificación automatizada en la zona de estudio. Esta aplicación tecnológica facilita la identificación oportuna de áreas críticas, contribuyendo significativamente a la toma de decisiones informadas en materia de gestión del riesgo.

El modelo de red neuronal entrenado para la evaluación de la peligrosidad alcanzó una precisión del 94.85 % en la predicción de los niveles establecidos, lo que demuestra un buen rendimiento en términos de generalización frente a datos no vistos. El análisis de los errores absolutos arrojó una variación comprendida entre 0.63 % y 2.83 %, lo cual evidencia un adecuado nivel de ajuste cuantitativo del modelo. Al comparar las predicciones con los valores reales clasificados dentro de los rangos definidos, se observó una discrepancia en un total de 41 casos evaluados, lo que representa una tasa de efectividad del 97.56 % en la clasificación del nivel de peligrosidad.

En cuanto a la evaluación de la vulnerabilidad, el modelo entrenado logró una precisión del 98.24 %, lo cual refleja una destacada capacidad de generalización sobre datos distintos a los del entrenamiento. Los errores absolutos entre los valores estimados por el modelo y los valores reales oscilaron entre 0.03 % y 4.59 %, indicando un buen ajuste del modelo en términos cuantitativos, al analizar las clasificaciones dentro de los rangos preestablecidos, se detectaron cinco discrepancias respecto a los valores esperados, lo que equivale a una precisión del 85.37% en la clasificación del nivel de vulnerabilidad.

El cálculo del riesgo se realizó mediante la combinación de los valores obtenidos para peligrosidad y vulnerabilidad, aplicando una lógica de intersección entre ambos factores. El análisis de los errores absolutos mostró una variación entre 0.01 % y 0.98 %, evidenciando un bajo margen de error. Al comparar las clasificaciones generadas por el modelo con las categorías de riesgo definidas, se identificaron siete discrepancias en un total de 41 evaluaciones, lo que equivale a una precisión del 82.93 % en la clasificación del nivel de riesgo utilizando el enfoque basado en redes neuronales

RECOMENDACIONES

Aunque el modelo de red neuronal mostró altos niveles de precisión en la predicción de peligrosidad, vulnerabilidad y riesgo, se recomienda continuar con la optimización de su arquitectura, incluyendo pruebas con diferentes configuraciones de capas, funciones de activación y algoritmos de entrenamiento. Estas mejoras podrían reducir aún más el margen de error y aumentar la capacidad de generalización en contextos más variados.

Para mejorar la robustez del modelo, se recomienda incorporar nuevos datos de diferentes épocas, condiciones climáticas y eventos históricos de riesgo en la zona. Una base de datos más amplia y diversa permitiría al modelo aprender patrones más complejos y ofrecer predicciones más precisas frente a escenarios futuros.

Se recomienda implementar un sistema de validación continua que permita comparar las predicciones del modelo con datos reales obtenidos en campo. Además, incorporar un mecanismo de retroalimentación ayudaría a identificar de manera temprana desviaciones o fallos en el desempeño del modelo.

Se sugiere vincular el modelo a plataformas digitales de información geográfica o sistemas de alerta local, con el fin de facilitar el acceso a las predicciones por parte de los responsables de la planificación territorial y la respuesta ante emergencias.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arana, C. (2021). Modelos de aprendizaje automático mediante árboles de decisión (No. 778). Serie Documentos de Trabajo. Recuperado de: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/238403/1/778.pdf>
- Callirgos M., L. (2020). Evaluación de riesgo por deslizamiento rotacional de tierra mediante el análisis de peligrosidad y vulnerabilidad en el centro poblado de Cuenca - Huancavelica (Tesis de pregrado). Lima: Recuperado de: <http://repositorio.unfv.edu.pe/handle/UNFV/4446>
- Centro Nacional de estimación, prevención y reducción del riesgo de desastre [CENEPRED]. (2014). Manual para la Evaluación de Riesgos Originados por Fenómenos Naturales – 2da Versión. Lima: Recuperado de: https://www.cenepred.gob.pe/web/wp-content/uploads/Guia_Manuales/Manual-Evaluacion-de-Riesgos_v2.pdf
- Chitarroni, H. (2002). La regresión logística. Instituto de Investigación en Ciencias Sociales, Universidad del Salvador. Recuperado de: <https://racimo.usal.edu.ar/83/1/Chitarroni17.pdf>
- Cobos, J., y Salamanca, W. (2022). Gestión del riesgo por movimientos en masa en área urbana, estudio de caso, sector denominado Altos de la Estancia Localidad Ciudad Bolívar en la Ciudad de Bogotá. Udistrital.edu.co. <http://hdl.handle.net/11349/28399>
- Dávila, A., y Cano, L. (2023). Revisión conceptual de las aplicaciones de la inteligencia artificial en el campo de la ingeniería geotécnica y su aproximación a casos de estudio de la Región Caribe Colombiana. Unicartagena.edu.co. <https://hdl.handle.net/11227/16612>
- Geológico de los EUA. Recuperado de: <https://www.udocz.com/apuntes/259210/27-manual-de-derrumbes-usgs>
- Gonzales, J. (2020). Evaluación de la vulnerabilidad ante riesgo por deslizamiento de la comunidad de chango distrito Chacayán, provincia Daniel Alcides Carrión, Pasco. Ucv.edu.pe. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/61750>

- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., Baptista Lucio, M. (2014). Metodología de la investigación (6° ed.). México: McGraw Hill Interamericana Editores S.A. de C.V.
- Highland, L. M., y Bobrowsky, P. (2008). Manual de derrumbes: Una guía para entender todo sobre los derrumbes. EE. UU.: Reston, Virginia, Circular 1325 del Sistema
- Huaripata, W. (2022). Evaluación del riesgo por vulnerabilidad física en viviendas frente a un deslizamiento en las laderas de Urubamba sector II – distrito de Cajamarca, 2022. Unc.edu.pe. <http://hdl.handle.net/20.500.14074/6922>
- Instituto Geofísico del Perú [IGP] (2024). Nota Informativa: Deslizamientos y cambio climático. Www.gob.pe. <https://www.gob.pe/institucion/igp/noticias/912212-deslizamientos-y-cambio-climatico>
- Instituto Nacional de Defensa Civil [INDECI]. (2010). Terminología de Defensa Civil. Lima: Dirección Nacional de Educación y Capacitación. Recuperado de: [https://www2.congreso.gob.pe/sicr/cendocbib/con4_uibd.nsf/C9782D86F1BDCA1D05257E7C00717A86/\\$FILE/glosario_final.pdf](https://www2.congreso.gob.pe/sicr/cendocbib/con4_uibd.nsf/C9782D86F1BDCA1D05257E7C00717A86/$FILE/glosario_final.pdf)
- Instituto nacional de defensa civil [INDECI]. (2011). Manual de estimación del riesgo ante movimientos en masa en laderas (Cuaderno técnico N° 3). Lima: Dirección Nacional de Prevención. Recuperado de: <https://www.studocu.com/pe/document/universidad-nacional-de-trujillo/6-geologia/doc1744-1a-123/31466599>
- Luna Perejón, F. (2020). Estudio e integración en sistemas empotrados de algoritmos de Aprendizaje Supervisado basados en Redes Neuronales Artificiales para el análisis de perturbaciones y eventos asociados a la marcha. (Tesis Doctoral Inédita). Universidad de Sevilla, Sevilla.
- Maskrey, A. (1993). Los desastres no son naturales. En O. D. Cardona A., Los desastres no son naturales (págs. 54 - 55). Panamá: Red de Estudios Sociales en Prevención de Desastres en América Latina - LA RED. Recuperado de:

<https://www.desenredando.org/public/libros/1993/ldnsn/LosDesastresNoSonNaturales-1.0.0.pdf>

Medina-Merino, R., y Ñique-Chacón, C. (2017). Bosques aleatorios como extensión de los árboles de clasificación con los programas R y Python. *Interfases*, 10, 165–189. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6230447.pdf>

Municipalidad Provincial de Huamanga. (2022). Informe de evaluación de riesgos por movimiento en masa (deslizamiento) en Centro Poblado de Maizhondo, Distrito de Quinua, Provincia de Huamanga, Región Ayacucho. Recuperado de: <https://sigrid.cenepred.gob.pe/sigridv3/documento/14289>

Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo [PNUD]. (2010). Evaluación del Riesgo de desastres. Buró de Prevención de Crisis. Recuperado de: https://www.preventionweb.net/files/17429_reducciongobernabilidadytransversal.pdf

Proyecto Multinacional Andino: Geociencias para las Comunidades Andinas. (2007). Movimiento en masa en la región andina: Una guía para la evaluación de amenazas. Lima: Recuperado de: <https://repositorio.ingemmet.gob.pe/handle/20.500.12544/2830>

Rivera, O. D. (2022). Transformación urbana-ambiental y riesgo de deslizamientos de tierra en el patrimonio arquitectónico no permitido, Área Natural Protegida La Loma, Álvaro Obregón, México. *Geográfica Digital*, 19(37), 1–11. <http://portal.amelica.org/ameli/journal/615/6152696013/html/>

Rojas-Gutiérrez, J. D., y Casallas-Triana, Y. (2021). Evaluación de riesgo por deslizamiento: caso de estudio sector la Cascajera zona urbana del municipio de Guachetá Cundinamarca. Repositorio Institucional Universidad Católica de Colombia - RIUCaC; Universidad Católica de Colombia. <https://hdl.handle.net/10983/26623>

Suloaga, E. (2022). Evaluación de riesgo por deslizamiento mediante el análisis de peligrosidad y vulnerabilidad del Centro Poblado de Mallas, Huari – 2022. Unjfsc.edu.pe. <http://hdl.handle.net/20.500.14067/7864>

ANEXOS

ANEXO N°1: MATRIZ DE CONSISTENCIA

Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado de Maizhondo, Ayacucho - 2024				
Problemas	Objetivos	Hipótesis	Variables e Indicadores	Metodologías
General	General	General	Variable Dependiente	
¿Cuáles son los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, y cómo pueden ser identificadas y analizadas las zonas más vulnerables utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado?	Determinar los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado para identificar y analizar las zonas más vulnerables.	Los algoritmos de aprendizaje supervisado permitirán identificar y analizar con precisión los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, Ayacucho, destacando las zonas más vulnerables en función de las características geológicas y sociales.	Niveles de riesgo por deslizamiento traslacional en áreas de expansión urbana Dimensiones Características sociales del área de expansión Susceptibilidad del Terreno Vulnerabilidades	El enfoque de esta investigación es cuantitativo. El alcance de esta investigación es correlacional. El diseño de la investigación es no experimental y transversal. La población de esta investigación está compuesta por todas las áreas de expansión urbana del Centro Poblado de Maizhondo, distrito de Quinua, provincia de Huamanga, Ayacucho. Dado que la población total del Centro Poblado de Maizhondo es de solo 122 habitantes, se optará por tomar la población completa como muestra.
Específicos	Específicos	Específicos	Variable Independiente	
¿Cuál es la precisión de los algoritmos supervisados en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo?	Evaluar la precisión de los algoritmos supervisados en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.	Los algoritmos supervisados evaluados tendrán una alta precisión en la predicción del riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.	Algoritmos de aprendizaje supervisado Dimensiones Tipo de Algoritmo Precisión del Modelo Capacidad Predictiva	
¿Cuál es la capacidad predictiva de los algoritmos supervisados para identificar zonas de alto riesgo en Maizhondo?	Analizar la capacidad predictiva de los algoritmos para identificar zonas de alto riesgo en Maizhondo.	La capacidad predictiva de los algoritmos supervisados permitirá identificar con exactitud las zonas de alto riesgo por deslizamiento traslacional en Maizhondo.		

¿Cuáles son las vulnerabilidades del área urbana de Maizhondo al correlacionar los modelos predictivos con las condiciones del terreno y factores sociales?	Determinar las vulnerabilidades del área urbana correlacionando los modelos predictivos con las condiciones del terreno y factores sociales.	Las vulnerabilidades del área urbana de Maizhondo pueden ser determinadas eficazmente correlacionando los modelos predictivos con las condiciones del terreno y los factores sociales.		
---	--	--	--	--

Nota. Elaboración propia

ANEXO N°2: TABLA DE DATOS

N° de Vivienda	ESTE (X)	NORTE(Y)	VOLUMEN DE MATERIAL INESTABLE	GEOLOGIA	PENDIENTE (°)	COBERTURA VEGETAL	PRECIPITACION (RR/día)
V1	586725.44	8551160.10	0.10	Qh-al	6	AC	102.00
V2	586750.14	8551180.77	0.11	Qh-al	6	AC	102.00
V3	586760.40	8551190.97	0.09	Qh-al	6	AC	102.00
V4	586763.06	8551212.61	0.10	Qh-al	6	AC	102.00
V5	586750.39	8551221.51	0.12	Qh-al	7	AC	102.00
V6	586759.61	8551239.97	0.13	Qh-al	7	AC	102.00
V7	586758.56	8551257.88	0.13	Qh-al	7	AC	102.00
V8	586753.91	8551274.55	0.11	Qh-al	7	AC	102.00
V9	586744.55	8551330.71	0.11	Qh-al	8	AC	102.00
V10	586769.30	8551332.54	0.33	Qh-al	29	AU	102.00
V11	586738.59	8551352.25	0.13	Qh-al	8	AC	102.00
V12	586737.01	8551364.05	0.11	Qh-al	7	AC	102.00
V13	586735.48	8551375.84	0.11	Qh-al	7	AC	102.00
V14	586735.48	8551386.06	0.11	Qh-al	6	AC	102.00
V15	586765.92	8551382.32	0.72	Qh-al	40	AC	102.00
V16	586765.10	8551398.41	0.75	Qh-al	41	AU	102.00
V17	586735.52	8551406.68	0.12	Qh-al	6	AU	102.00
V18	586749.39	8551463.25	0.12	Qh-al	8	AU	102.00
V19	586744.67	8551474.50	0.13	Qh-al	8	AU	102.00
V20	586715.68	8551469.73	0.13	Qh-al	8	AC	102.00
V21	586709.12	8551482.53	0.13	Qh-al	8	AC	102.00
V22	586702.57	8551497.13	0.12	Qh-al	8	AC	102.00
V23	586732.10	8551501.39	0.11	Qh-al	8	AU	102.00
V24	586760.35	8551495.99	0.32	Qh-al	28	AU	102.00
V25	586720.80	8551518.58	0.13	Qh-al	8	AU	102.00
V26	586712.58	8551534.65	0.13	Qh-al	7	AU	102.00
V27	586687.08	8551534.49	0.10	Qh-al	6	AC	102.00
V28	586652.44	8551612.08	0.10	Qh-al	6	AC	102.00
V29	586629.64	8551656.90	0.27	Qh-al	21	AC	102.00
V30	586617.81	8551669.69	0.24	Qh-al	21	AC	102.00
V31	586649.18	8551680.83	0.23	Qh-al	21	AU	102.00
V32	586654.68	8551710.62	0.24	Qh-al	21	AU	102.00
V33	586626.92	8551693.69	0.26	Qh-al	21	AU	102.00
V34	586583.71	8551688.60	0.10	Qh-al	8	AC	102.00
V35	586578.87	8551722.54	0.13	Qh-al	8	AC	102.00
V36	586545.89	8551714.85	0.11	Qh-al	8	AC	102.00
V37	586560.06	8551734.88	0.12	Qh-al	7	AC	102.00
V38	586477.83	8551906.15	0.11	Qh-al	8	AC	102.00
V39	586441.33	8551971.24	0.23	Qh-al	17	AC	102.00
V40	586546.57	8551977.13	0.11	Qh-al	7	AC	102.00
V41	586671.01	8551912.96	0.32	Qh-al	26	AC	102.00

Tabla 1: Características para el análisis de peligro

Leyenda: Se presentan las coordenadas geográficas de ubicación de las viviendas evaluadas, junto con las características relevantes para la determinación del nivel de peligrosidad en cada vivienda. Entre estas características se incluyen el volumen de material inestable, la geología local, la pendiente del terreno, la cobertura vegetal y la cantidad máxima de precipitación registrada.

Vivienda	Cercanía a área peligro	Grupo de edades comunidad	Conocimiento en gestión del riesgo	Localización de la edificación	Material de construcción	Cumplimiento de la normativa	Deforestación	Estado de conservación de suelo	Capacitación de conservación ambiental
V1	60.00	15	Escasamente	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V2	45.00	16	Escasamente	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V3	25.00	20	Escasamente	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V4	17.00	15	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V5	14.00	14	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V6	16.00	12	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V7	20.00	17	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V8	22.00	49	Escasamente	5	Adobe-Tapial	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V9	27.00	14	Escasamente	5	Adobe-Tapial	30	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V10	3.00	14	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Area-sin-Vegetacion	EA_01	Escasamente
V11	27.00	12	Regular	5	Ladrillo	70	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V12	27.00	34	Regular	5	Ladrillo	70	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V13	27.00	20	Escasamente	8	Ladrillo	70	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V14	27.00	25	Escasamente	5	Ladrillo	70	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V15	8.00	39	Regular	5	Ladrillo	70	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V16	9.00	15	Escasamente	5	Ladrillo	50	Area-sin-Vegetacion	EA_02	Regular
V17	32.00	14	Escasamente	5	Piedra-con-Barro	50	Area-sin-Vegetacion	EA_02	Regular
V18	8.00	15	Escasamente	5	Ladrillo	50	Otras-tierras	EA_01	Regular
V19	9.00	30	Regular	5	Ladrillo	30	Otras-tierras	EA_01	Regular
V20	32.00	50	Regular	5	Ladrillo	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Constantemente
V21	34.00	43	Escasamente	5	Ladrillo	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V22	35.00	25	Regular	5	Ladrillo	50	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V23	8.00	39	Escasamente	5	Ladrillo	30	Otras-tierras	EA_01	Escasamente
V24	2.00	25	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Otras-tierras	EA_01	Escasamente
V25	7.00	61	Constantemente	5	Ladrillo	70	Otras-tierras	EA_02	Regular
V26	7.00	20	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Otras-tierras	EA_02	Regular
V27	32.00	29	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Area-de-Cultivo	EA_02	Escasamente
V28	40.00	20	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V29	28.00	17	Regular	5	Adobe-Tapial	30	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V30	48.00	13	Escasamente	5	Ladrillo	30	Area-de-Cultivo	EA_02	Regular
V31	16.00	30	Constantemente	5	Ladrillo	50	Otras-tierras	EA_02	Regular
V32	22.00	30	Regular	8	Adobe-Tapial	50	Otras-tierras	EA_03	Regular
V33	42.00	45	Regular	5	Ladrillo	50	Otras-tierras	EA_03	Regular
V34	55.00	60	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Pastos	EA_03	Constantemente
V35	45.00	49	Constantemente	8	Ladrillo	50	Pastos	EA_04	Regular
V36	55.00	60	Regular	5	Ladrillo	50	Pastos	EA_05	Regular
V37	60.00	61	Constantemente	8	Adobe-Tapial	50	Pastos	EA_05	Regular
V38	77.00	22	Regular	5	Adobe-Tapial	50	Bosques	EA_05	Regular
V39	65.00	42	Regular	8	Ladrillo	50	Bosques	EA_05	Constantemente
V40	72.00	61	Constantemente	5	Adobe-Tapial	50	Bosques	EA_05	Regular
V41	75.00	63	Constantemente	5	Adobe-Tapial	30	Area-sin-Vegetacion	EA_04	Constantemente

Tabla 2: Características para el análisis de la vulnerabilidad

Leyenda: Se identifican las características relevantes para el análisis de la vulnerabilidad, entre las cuales se consideran: proximidad a áreas de riesgo, composición etaria de la comunidad, nivel de conocimiento en gestión del riesgo, ubicación de las edificaciones, tipo de material de construcción, cumplimiento de normativas vigentes, grado de deforestación, estado de conservación del suelo y la participación en programas de capacitación para la conservación ambiental.

ANEXO N°3: PANEL FOTOGRÁFICO



Fotografía 1. Área poblada en peligro por deslizamiento traslacional

Leyenda: Se identifica la acumulación de material en masa sobre pendientes pronunciadas ubicadas detrás de las viviendas asentadas a ambos lados de la carretera principal del centro poblado de Maizhondo.



Fotografía 2. Vista panorámica de pendientes pronunciadas

Leyenda: Se observan pendientes pronunciadas en las inmediaciones del centro poblado de Maizhondo, así como la presencia de formaciones geológicas en forma de columnas naturales, constituidas por materiales litológicos característicos de la zona de estudio.



Fotografía 3. Columnas naturales formados con material propio

Leyenda: Se identifica la existencia de columnas naturales constituidas por materiales in situ con características geomecánicas que favorecen su desestabilización y desmoronamiento. Estas estructuras presentan alturas aproximadas de 3 a 4 metros y representan un alto potencial de riesgo por deslizamientos gravitacionales en el área de estudio.



Fotografía 4. Columnas medianas formados con material propio

Leyenda: Se observa la presencia de columnas de tamaño mediano, formadas por materiales autóctonos de la zona, con una altura no mayor a un metro. Estas columnas presentan tendencia al desmoronamiento, lo que genera un riesgo significativo frente a posibles deslizamientos locales.

ANEXO N°4: MAPAS

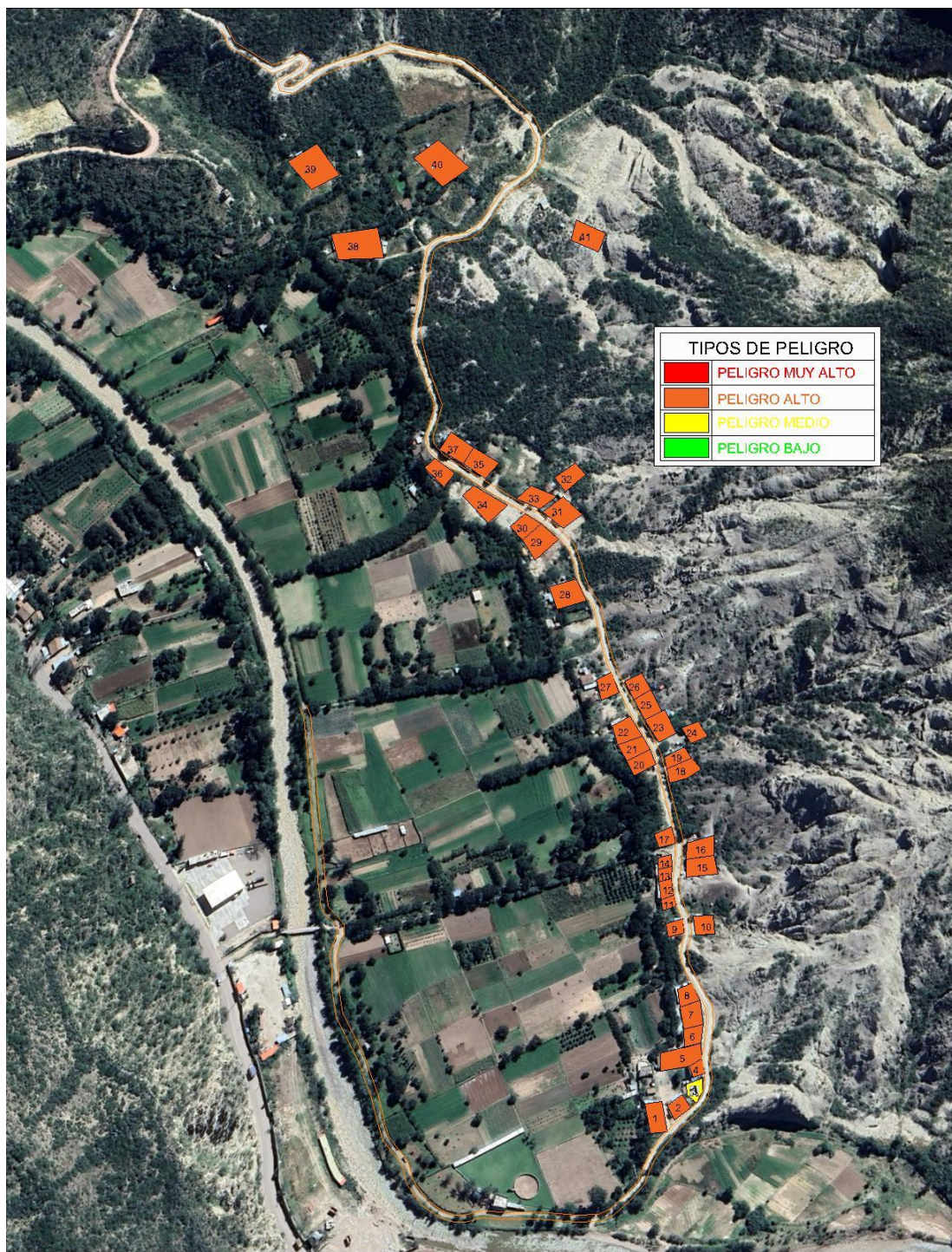


IMAGEN 1: Mapa de peligro

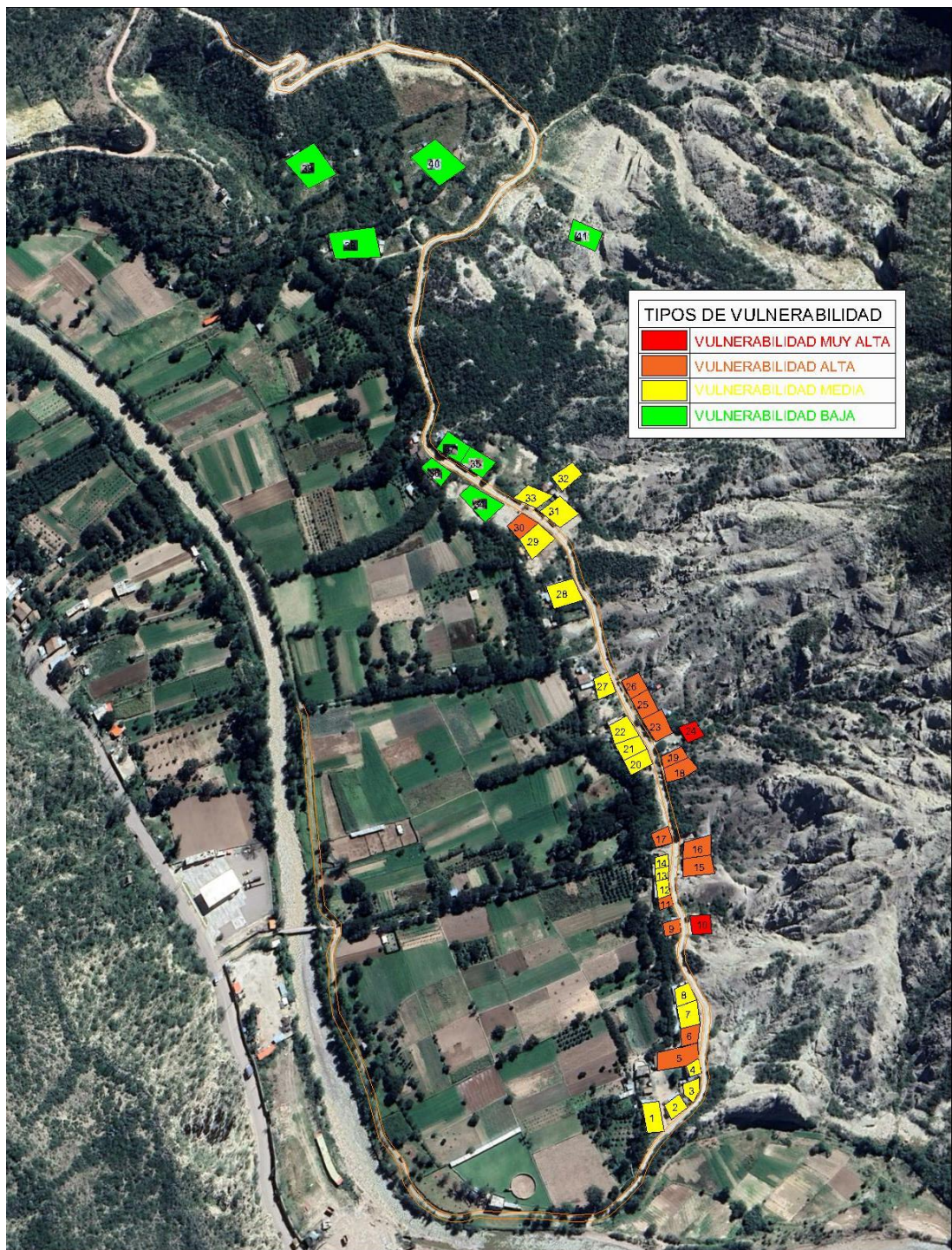


IMAGEN 2: Mapa de vulnerabilidad

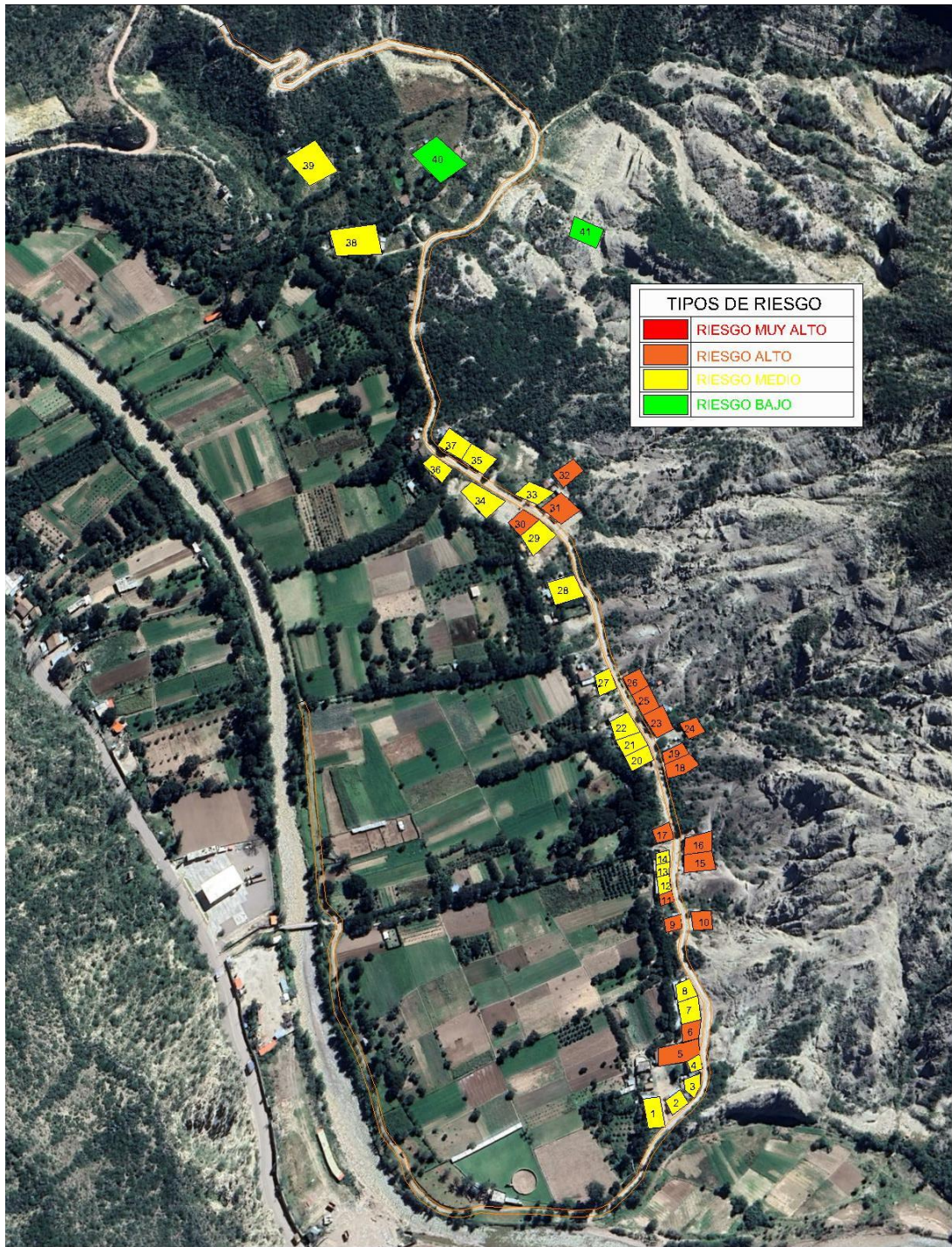


IMAGEN 3: Mapa de riesgo

ANEXO N°5: JUICIO DE EXPERTO

FICHA DE VALIDEZ DE CONTENIDO

Título de la investigación: Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el Centro poblado de Marzhuando, Ayacucho - 2024

Juicio de experto

1. La opinión que usted brinda es personal y sincera.
2. Marque con un aspa "X" dentro del cuadro de valoración, solo una vez por cada criterio, el que usted considere su opinión sobre el criterio.

- 1: Muy malo
2: Malo
3: Regular
4: Bueno
5: Muy bueno

N°	Criterios	Valoración				
		1	2	3	4	5
1	Claridad: Esta formulado con el lenguaje apropiado y comprensible					X
2	Objetividad: Permite medir hechos observables					X
3	Actualidad: Adecuado al avance de la ciencia y la tecnología					X
4	Organización: Presentación ordenada					X
5	Suficiencia: Comprende los aspectos en cantidad y claridad					X
6	Pertinencia: Permite conseguir datos adecuados a objetivos					X
7	Consistencia: Permite conseguir datos basados en modelos teóricos					X
8	Coherencia: Hay coherencia entre las variables, indicadores e ítems					X
9	Metodología: La estrategia responde al propósito de la investigación					X
10	Aplicación: Los datos permiten un tratamiento estadístico pertinente					X

Junio del 2025

Apellidos y Nombres del Juez Experto: QUISPE CUADROS, HERNES

DNI: 28314502

Especialista del Juez Experto: Ingeniero Civil

Grado de juez experto: Maestro en educación con mención en docencia
Curriculo e investigación



Hernes Quispe Cuadros
INGENIERO CIVIL
Reg. CIP. N° 98738

Firma del Juez Experto

ANEXO N°7: ALFA DE CRONBACH PELIGRO

Fiabilidad

Advertencias

Cada una de las variables de componente siguiente tiene una varianza cero y se ha eliminado de la escala: 2. Geologia, 5. Precipitacion

Escala: ALL VARIABLES

Resumen de procesamiento de casos

		N	%
Casos	Válido	41	100,0
	Excluido ^a	0	,0
	Total	41	100,0

a. La eliminación por lista se basa en todas las variables del procedimiento.

Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,713	,763	3

Estadísticas de elemento

	Media	Desv. Desviación	N
1. Volumen_Material_Inestable	2,29	,602	41
3. Pendiente	2,39	,703	41
4. Cobertura_Vegetal	2,59	,921	41

ANEXO N°8: ALFA DE CRONBACH VULNERABILIDAD

Fiabilidad

Escala: ALL VARIABLES

Resumen de procesamiento de casos

		N	%
Casos	Válido	41	100,0
	Excluido ^a	0	,0
	Total	41	100,0

a. La eliminación por lista se basa en todas las variables del procedimiento.

Estadísticas de fiabilidad

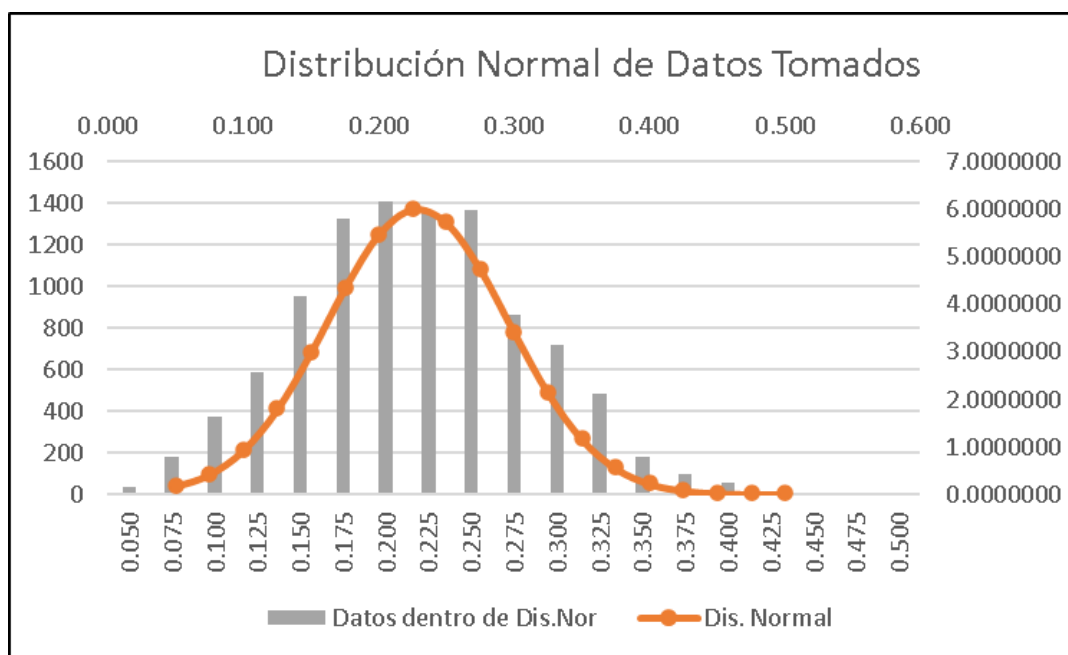
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,702	,721	9

Estadísticas de elemento

	Media	Desv. Desviación	N
1. Cercanía_Área_Peligro	3,59	1,140	41
2. Grupo_Edades	3,34	1,175	41
3. Conocimiento_Riesgo	2,83	,667	41
4. Localización_Edificación	3,12	,331	41
5. Material_Construcción	2,95	,999	41
6. Cumplimiento_Normativa	2,88	,640	41
7. Deforestación	2,66	1,153	41
8. Estado_Suelo	2,41	1,161	41
9. Capacitación_Ambiental	2,88	,557	41

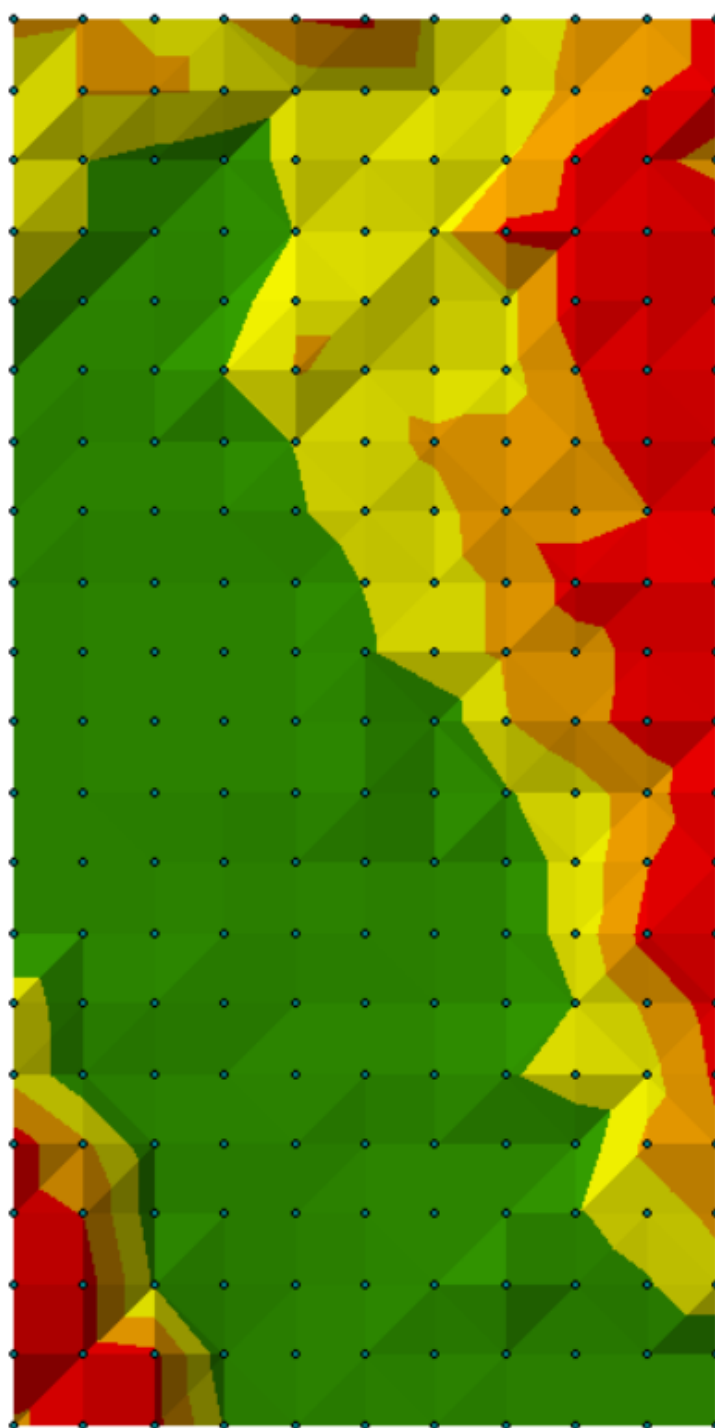
ANEXO N°9: DISTRIBUCIÓN NORMAL DE DATOS TOMADOS

Intervalos	Dis. Normal	Datos dentro de Dis.Nor
0.050	0.1635081	35
0.075	0.4167112	179
0.100	0.9227956	376
0.125	1.7756210	589
0.150	2.9687218	956
0.175	4.3128384	1322
0.200	5.4441656	1407
0.225	5.9713693	1351
0.250	5.6910315	1366
0.275	4.7128379	866
0.300	3.3911616	717
0.325	2.1202590	488
0.350	1.1518709	180
0.375	0.5437424	100
0.400	0.2230268	60
0.425	0.0794868	8
0.450	0.0246155	0
0.475	0.0066236	0
0.500	0.0015487	0



Leyenda: Se observa que los datos utilizados en el entrenamiento ($n = 10,000$), Los datos muestran una curva con forma de campana, característica de la distribución normal, centrada alrededor del intervalo de $[0.200 - 0.250]$, donde se concentra el mayor número de observaciones, la forma de la curva es unimodal, simétrica y con una concentración central de datos, validando la suposición de normalidad en los datos utilizados.

ANEXO N°10: MAPA DE RIESGO DEL AREA DE ESTUDIO



Leyenda: Se observa el mapa de riesgo ampliado de la localidad de Maizhondo, en relación con el área de influencia, se trabajó con un total de 231 puntos de muestreo, distribuidos equidistantemente cada 50 metros. Esta disposición permitió una adecuada cobertura espacial, asegurando la calidad y precisión en la generación de los productos cartográficos.



ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS N° 040-2025-FIMGC

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO CIVIL

En la Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga de la ciudad de Ayacucho, en cumplimiento a la **RESOLUCIÓN DECANAL N° 301-2025-FIMGC-D**, a los **veintitrés días del mes de septiembre de 2025**, siendo las **10:00 a.m.**, reunidos en el **Auditorio de la Escuela Profesional de Ingeniería Civil**, bajo la presidencia del **Ing. Ángel Hugo VILCHEZ PEÑA**, y los miembros: **Ing. Alex Sander IRCAÑAUPA HUAMANÍ** y **Ing. Jaime Leonardo BENDEZÚ PRADO**, actuando como secretario docente el **Ing. Saul Walter RETAMOZO FERNÁNDEZ**, para proceder a la sustentación de tesis para optar el **Título Profesional de Ingeniero Civil**, del bachiller:

CARLOS EDUARDO MEZA GONZALES

Quien presentó la tesis denominada:

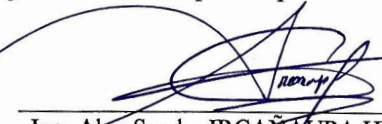
Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado de Maizhondo, Ayacucho-2024

Los señores miembros del jurado, luego de expuesta la tesis y absueltas las preguntas, deliberaron y declararon:

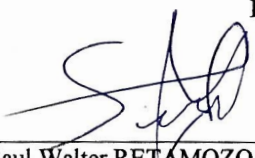
Aprobado con quince (15)

Siendo las **12:00 a.m.** del día **23 de septiembre de 2025**, culmina el acto de sustentación de tesis, y en conformidad con lo actuado, los miembros del jurado firman al pie del presente.


MSc. Ing. Ángel Hugo VILCHEZ PEÑA
Presidente


Ing. Alex Sander IRCAÑAUPA HUAMANÍ
Miembro


Ing. Jaime Leonardo BENDEZÚ PRADO
Miembro - Asesor


MSc. Saul Walter RETAMOZO FERNANDEZ
Secretario docente de la FIMGC



CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

CONSTANCIA N° 021-2025-FIMGC/ASIH

El que suscribe; responsable verificador de originalidad de trabajos de tesis de pregrado con el software Turnitin, de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** de la **Facultad de Ingeniería de Minas, Geología y Civil**; en cumplimiento a la **Resolución de Consejo Universitario N° 039-2021-UNSH-CU**, Reglamento de Originalidad de Trabajos de Investigación de la Universidad Nacional San Cristóbal de Huamanga y **Resolución Decanal N° 697-2024-FIMGC-UNSH-D**, dejo constancia de originalidad de trabajo de investigación, que el/la Sr./Srta.

Apellidos y Nombres : Carlos Eduardo MEZA GONZALES
Escuela Profesional : INGENIERÍA CIVIL
Título de la Tesis : Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado de Maizhondo, Ayacucho - 2024
Evaluación de la Originalidad : 14 % Índice de Similitud
Identificador de la entrega : 2786537455

Por tanto, según los Artículos 12, 13 y 17 del Reglamento de Originalidad de Trabajos de Investigación, es **PROCEDENTE** otorgar la **Constancia de Originalidad** para los fines que crea conveniente.

En señal de conformidad y verificación se firma la presente constancia

Ayacucho, 19 de octubre del 2025



UNIVERSIDAD NACIONAL DE
SAN CRISTÓBAL DE HUAMANGA
Facultad de Ingeniería de Minas, Geología y Civil

Mg. Ing. Alex Sander IRCAÑAUPA HUAMANI
Verificador de Originalidad de Trabajos de Tesis de Pregrado
Escuela de Formación Profesional de Ingeniería Civil

Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado de Maizhondo, Ayacucho - 2024

por Carlos Eduardo MEZA GONZALES

Fecha de entrega: 19-oct-2025 11:04p. m. (UTC-0500)

Identificador de la entrega: 2786537455

Nombre del archivo: Te_Carlos_Eduardo_Meza_Gonzales.pdf (6.8M)

Total de palabras: 26914

Total de caracteres: 150722

Determinación de los niveles de riesgo por deslizamiento traslacional utilizando algoritmos de aprendizaje supervisado en el centro poblado de Maizhondo, Ayacucho - 2024

INFORME DE ORIGINALIDAD

14%	14%	6%	6%
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.unjfsc.edu.pe	3%
	Fuente de Internet	
2	sigrid.cenepred.gob.pe	3%
	Fuente de Internet	
3	hdl.handle.net	2%
	Fuente de Internet	
4	Submitted to Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga	2%
	Trabajo del estudiante	
5	repositorio.unfv.edu.pe	1%
	Fuente de Internet	
6	Submitted to Universidad Andina del Cusco	1%
	Trabajo del estudiante	
7	repositorio.unsaac.edu.pe	1%
	Fuente de Internet	

8	Submitted to Universidad Nacional Mayor de San Marcos Trabajo del estudiante	<1 %
9	repository.usd.ac.id Fuente de Internet	<1 %
10	Submitted to Pontificia Universidad Catolica del Peru Trabajo del estudiante	<1 %
11	alicia.concytec.gob.pe Fuente de Internet	<1 %
12	repositorio.unc.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
13	repositorio.untumbes.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
14	ecopedia.cvc.gov.co Fuente de Internet	<1 %
15	repositorio.uni.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
16	repositorio.urp.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
17	bibdigital.epn.edu.ec Fuente de Internet	<1 %

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 30 words

Excluir bibliografía

Activo