

UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMANN

Escuela de Posgrado

MAESTRÍA EN RECURSOS HÍDRICOS

**APLICACIÓN DE ESTADÍSTICA MULTIVARIADA Y
TÉCNICAS DE DECISIÓN MULTICRITERIO PARA
LA EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD
A INUNDACIONES REPENTINAS EN
LA CUENCA CAPLINA,
TACNA, PERÚ**

TESIS

PRESENTADA POR:

GERMAN HUAYNA FELIPE

Para optar el Grado Académico de:

**MAESTRO EN CIENCIAS (*MAGÍSTER SCIENTIAE*)
CON MENCIÓN EN RECURSOS HÍDRICOS**

TACNA – PERÚ

2026

UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMAN

ESCUELA DE POSGRADO

MAESTRÍA EN RECURSOS HÍDRICOS

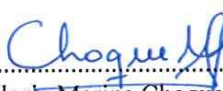
**APLICACIÓN DE ESTADÍSTICA MULTIVARIADA Y TÉCNICAS DE
DECISIÓN MULTICRITERIO PARA LA EVALUACIÓN DE LA
SUSCEPTIBILIDAD A INUNDACIONES REPENTINAS
EN LA CUENCA CAPLINA, TACNA, PERÚ**

Tesis sustentada y aprobada el 10 de junio del 2026; estando el jurado calificador integrado por:

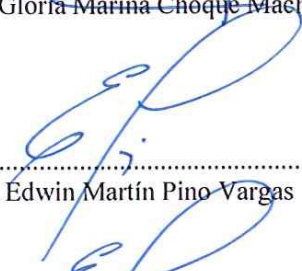
PRESIDENTE

: 
Mgr. Freddy Cleto Cabrera Olivera

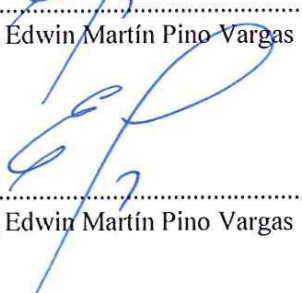
SECRETARIO

: 
Mgr. Gloria Marina Choque Machaca

MIEMBRO

: 
Ph.D. Edwin Martín Pino Vargas

ASESOR

: 
Ph.D. Edwin Martín Pino Vargas

CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo, Ph.D. Ing. Edwin Martin Pino Vargas, en mi condición de asesor acreditado con Resolución de Escuela de Posgrado N° 16526-2025-ESPG/UNJBG del 21 de noviembre del 2025, del trabajo de tesis titulado: *"APLICACIÓN DE ESTADÍSTICA MULTIVARIADA Y TÉCNICAS DE DECISIÓN MULTICRITERIO PARA LA EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD A INUNDACIONES REPENTINAS EN LA CUENCA CAPLINA, TACNA, PERÚ"*, presentado por el Sr. German Huayna Felipe, para optar el Grado Académico de Maestro en ciencias (MAGÍSTER SCIENTIAE) con mención en recursos hídricos.

Habiendo cumplido con lo establecido en el reglamento de originalidad y de similitud de trabajo de investigación y producción intelectual, considerando que según la revisión, evaluación y análisis realizado a través del software de similitud textual TURNITIN, cuenta con el nivel de similitud permitido cuyo porcentaje es 5%.

Por lo que CERTIFICO LA SIMILARIDAD de la tesis y está de acuerdo al nivel PERMITIDO, para continuar con los trámites correspondientes y para su publicación en el repositorio institucional.

Se emite el presente certificado a solicitud del interesado con fines de continuar con los trámites respectivos para la obtención del Grado Académico de Maestro en Ciencias (Magíster Scientiae) con mención en Recursos Hídricos.

Tacna, 22 de mayo 2026

FIRMA ASESOR
Nombres y apellidos

.....
Ph.D. Edwin Martin Pino Vargas
DNI N° 00486621



FIRMA TESISTA
Nombres y apellidos

.....
Sr. German Huayna/Felipe
DNI N° 43412852



DEDICATORIA

"Dedico este trabajo a mis padres, por su amor inquebrantable y constante apoyo. A mi familia y amigos, por su apoyo emocional y aliento.

A mis profesores y mentores, por su invaluable guía y enseñanzas. A todos quienes han sido parte de este camino, ¡gracias por inspirarme!"

AGRADECIMIENTOS

Doy gracias a Dios por otorgarme la fortaleza, sabiduría y la inspiración necesaria para completar esta tesis. Su guía y su protección han sido fundamentales en cada paso de este camino académico. Que este logro sea un testimonio de mi gratitud hacia Él y de mi compromiso continuo con el aprendizaje y el crecimiento.

A la Universidad Nacional de Jorge Basadre Grohmann, a la escuela de posgrado, unidad de posgrado por las facilidades para la realización de los estudios de maestría en Recursos Hídricos

A mi asesor, el Ph.D Edwin Pino Vargas por brindarme su apoyo y confianza durante el desarrollo del presente trabajo de investigación y por sus consejos valiosos que motivaron la culminación del informe.

Se agradece a la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, Tacna, Perú, Vicerrectorado de Investigación e Instituto de Investigación por brindar los fondos de canon, sobre canon y regalías mineras para el desarrollo del proyecto “Mitigación del riesgo de desborde e inundación basado en una propuesta de valoración de espacio público sostenible en zonas áridas”, aprobado con R.R. N°13626-2024-UNJBG. Asimismo, a H2O´UNJBG, Grupo de Investigación del Agua.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	iv
AGRADECIMIENTOS.....	v
RESUMEN	xi
ABSTRACT.....	xii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I.....	3
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
1.1. Identificación del problema	3
1.2. Formulación del problema	3
1.2.1. Problema principal	3
1.2.2. Problema secundario	4
1.3. Justificación e importancia de la investigación	4
1.3.1. Justificación social	4
1.3.2. Justificación económica	5
1.3.3. Justificación académica	5
1.3.4. Justificación técnica-ambiental	5
1.3.5. Importancia de la investigación	6
1.4. Objetivos	6
1.4.1. Objetivo general	6
1.4.2. Objetivos específicos	6
1.5. Hipótesis	7
1.5.1. Hipótesis general	7
1.5.2. Hipótesis específica	7
1.6. Variables	7
1.6.1. Identificación de variables	7
1.6.2. Caracterización de las variables	8
1.6.3. Definición operacional de las variables	8

1.7. Limitaciones de la investigación.....	9
CAPÍTULO II	10
MARCO TEÓRICO	10
2.1. Antecedentes del estudio	10
2.1.1. Antecedentes internacionales.....	10
2.1.2. Antecedentes nacionales	12
2.1.3. Antecedentes regional o local	13
2.2. Bases teóricas.....	14
2.3. Definición de términos.....	16
2.4. Marco legal	19
CAPÍTULO III.....	21
MARCO FILOSÓFICO.....	21
CAPÍTULO IV.....	23
METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	23
4.1. Tipo y diseño de la investigación	23
4.1.1. Tipo de Investigación.....	23
4.1.2. Diseño de investigación	23
4.2. Población y muestra de estudio	23
4.3. Acciones y actividades para la ejecución del proyecto.....	24
4.3.1. Procesamiento de datos morfométricos de la cuenca	24
4.3.2. Análisis estadístico	24
4.4. Materiales o instrumentos	24
4.4.1. Imágenes satelitales	24
4.4.2. Software	25
4.4.3. Bases de datos:.....	25
4.4.4. Tratamiento de datos.....	25
4.5. Procesamiento y análisis de la información.....	25
4.5.1. Delimitación del área de estudio.....	25
4.5.2. Procesamiento de la información de la morfometría de la cuenca .	27

4.5.3. Análisis y selección del método.....	28
CAPÍTULO V	32
RESULTADOS	32
5.1. Desarrollo de parámetros morfométricos en microcuencas.....	32
5.1.1. Parámetros básicos.....	33
5.1.2. Parámetros lineales	35
5.1.3. Parámetros de forma	37
5.1.4. Parámetros del paisaje	37
5.2. Evaluación de la susceptibilidad a inundaciones mediante análisis de sumas ponderados y componentes principales	39
5.2.1. Asignación de clasificaciones preliminares de prioridad de subcuencas	39
5.2.2. Correlaciones estadísticas entre variables.....	40
5.2.3. Clasificación mediante análisis de suma ponderada (WSA)	42
5.2.4. Clasificación mediante el análisis de componentes principales (PCA)	43
5.2.4.1. Matriz de carga del primer factor	46
5.2.4.2. Rotación de la matriz de carga del primer factor.....	47
5.3. Validación de la precisión de mapas de susceptibilidad.....	50
5.3.1. Mapa de inventario	50
5.3.2. Validación del modelo análisis de sumas ponderadas	52
5.3.3. Validación del modelo de análisis de componentes principales	54
DISCUSIONES	56
CONCLUSIONES	59
RECOMENDACIONES	60
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	61
ANEXOS.....	77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Límites de la zona de estudio.....	26
Tabla 2 Fórmulas adoptadas para derivar parámetros morfométricos.....	27
Tabla 3 Descripción de las características básicas de las microcuencas del río Caplina	33
Tabla 4 Longitud de drenajes.....	34
Tabla 5 Parámetros morfométricos directa e inversamente proporcionales al riesgo de crecidas repentinas.	34
Tabla 6 Clasificaciones preliminares de prioridad	40
Tabla 7 Matriz de correlación de Pearson	41
Tabla 8 Valores de WSAcp	42
Tabla 9 Ranking final y áreas prioritarias de las microcuencas	43
Tabla 10 Varianza total acumulada de las componentes principales (PCA).	44
Tabla 11 Matriz de carga factorial sin rotar de variables morfométricas	46
Tabla 12 Matriz de carga factorial rotada	47
Tabla 13 Clasificación final PCA	49
Tabla 14 Distribución y densidad de eventos WSA	52
Tabla 15 Distribución y densidad de eventos PCA	54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Ubicación de la zona de estudio	26
Figura 2 Diagrama de la metodología de trabajo.....	31
Figura 3 Segmentación a microcuencas.....	32
Figura 4 Parámetros morfométricos de las microcuencas	36
Figura 5 Curva hipsométrica.....	39
Figura 6 Correlación y nivel de significancia.....	41
Figura 7 Componentes principales	44
Figura 8 Biplot PCA	45
Figura 9 Matriz de correlación de Pearson	48
Figura 10 Mapas de susceptibilidad de inundaciones repentinas	50
Figura 11 Mapa de inventario de inundaciones	51
Figura 12 Poisson con desplazamiento log (Área km ²) WSA	53
Figura 13 Poisson con desplazamiento log (Área km ²) PCA	55

RESUMEN

Esta investigación se centra en la evaluación de la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca Caplina, ubicada en Tacna, Perú, utilizando modelos estadísticos de análisis de sumas ponderadas (WSA) y análisis de componentes principales (PCA). Se emplearon parámetros morfométricos relacionados con la respuesta hidrológica, abarcando aspectos areales, lineales, de forma y relieve, con el fin de identificar y clasificar las microcuencas de la región según su susceptibilidad a inundaciones. Además, se construyó un mapa de inventario basado en datos históricos, documentando 107 ocurrencias de inundaciones, lo que proporciona una base sólida para la validación de los modelos de susceptibilidad. Los resultados muestran que ambos modelos, WSA y PCA, coinciden en identificar que las microcuencas Diablo, Caramolle y Caplina ubicadas en la parte media de la cuenca, presentan las mayores susceptibilidades a inundaciones repentinas. Estas microcuencas se distinguen por su alta densidad de eventos, destacándose la microcuenca Caramolle con la mayor concentración de 0,304 eventos/km² según el modelo WSA, seguida por las microcuencas del Diablo y Caplina parte media, que también evidencian un alto riesgo de inundación. La validación de los mapas de susceptibilidad a inundaciones generados con WSA y PCA, contrastados con el inventario histórico y datos de monitoreo, mostró resultados coherentes con la distribución espacial de las ocurrencias registradas. El GLM Poisson con ajuste por área evidenció una relación positiva y significativa entre la clase de susceptibilidad y la tasa de eventos en ambos casos, con un incremento aproximado de 66,4% por nivel para WSA (IRR = 1,664) y de 51,4% por nivel para PCA (IRR = 1,514). Estos resultados sugieren que ambos modelos capturan de manera efectiva las áreas con mayor riesgo de inundaciones, validando la precisión de las clasificaciones de susceptibilidad, sin embargo, el modelo WSA muestra una mayor capacidad de jerarquización, lo que lo convierte en una herramienta más útil para la priorización territorial, al identificar microcuencas con mayor concentración de eventos por unidad de área.

Palabras clave: Inundaciones repentinas; Cuenca del Caplina; Análisis de Suma Ponderada; Análisis de componentes principales

ABSTRACT

This study focuses on assessing the susceptibility to flash floods in the Caplina watershed, located in Tacna, Peru, using statistical models based on weighted sum analysis (WSA) and principal component analysis (PCA). Morphometric parameters related to hydrological response were employed, covering areal, linear, shape, and relief aspects, in order to identify and classify the region's micro-basins according to their susceptibility to flooding. In addition, an inventory map was constructed based on historical data, documenting 107 flood events, which provides a solid basis for validating the susceptibility models. The results show that both models, WSA and PCA, agree in identifying that the Diablo, Caramolle, and Caplina micro-basins, located in the middle part of the basin, exhibit the highest susceptibility to flash floods. These micro-basins are distinguished by their high event density, with the Caramolle micro-basin standing out as having the highest concentration of 0.304 events/km² according to the WSA model, followed by the Diablo and Caplina micro-basins in the middle section, which also show a high risk of flooding. Validation of the flood susceptibility maps generated using WSA and PCA, compared with historical records and monitoring data, yielded results consistent with the spatial distribution of recorded events. The area-adjusted Poisson GLM revealed a positive and significant relationship between susceptibility class and event rate in both cases, with an approximate increase of 66.4% per level for WSA (IRR = 1.664) and 51.4% per level for PCA (IRR = 1.514). These results suggest that both models effectively capture areas with the highest flood risk, validating the accuracy of the susceptibility classifications; however, the WSA model demonstrates a greater capacity for prioritization, making it a more useful tool for territorial prioritization by identifying micro-basins with a higher concentration of events per unit area.

Keywords: Flash floods; Caplina Basin; Weighted Sum Analysis; Principal component analysis

INTRODUCCIÓN

El aumento de la temperatura superficial de la Tierra a nivel global en las últimas décadas ha generado un desequilibrio energético en nuestro planeta, lo que ha provocado alteraciones en el ciclo hidrológico que causan sequías, inundaciones, incendios forestales y cambio climático (Adeyeri et al., 2024). Las proyecciones del cambio climático indican impactos negativos en los sistemas hidrológicos, con cambios significativos en la precipitación y la temperatura a nivel mundial (Granata & Di Nunno, 2025; Pino-Vargas et al., 2022). Las inundaciones, a nivel mundial, constituyen un riesgo natural que genera efectos negativos tanto en el medio ambiente como en la economía y la sociedad (Niu et al., 2021).

En las últimas décadas, la frecuencia y la intensidad de los eventos de inundación extrema han aumentado en muchas regiones, siendo el cambio climático el principal factor impulsor (Fernández-Nóvoa et al., 2024). Los desastres naturales, como terremotos, inundaciones, ciclones, huracanes, sequías e incendios forestales, generan pérdidas anuales cercanas a los 300 mil millones de dólares globalmente, con un incremento anual de entre el 5 % y el 7 % (Rentschler et al., 2022). Los efectos perjudiciales de las inundaciones sobre la agricultura son evidentes en la destrucción o el deterioro de los cultivos (Ngumbi, 2025).

Al igual que otras regiones del mundo, América Latina y el Caribe (ALC) están expuestas a desastres hidrometeorológicos que ponen en peligro los medios de subsistencia y generan pérdidas económicas (Pinos & Quesada-Román, 2021). En Sudamérica, el incremento de lluvias extremas se ha vinculado a un mayor número de inundaciones; sin embargo, investigaciones recientes indican que la reducción de la humedad en el suelo podría producir el efecto opuesto (Brêda et al., 2023). Varios factores impulsan los riesgos y peligros de inundaciones, y existe una gran incertidumbre en las evaluaciones, especialmente en las proyecciones futuras (Kundzewicz et al., 2019). Las inundaciones representan el riesgo natural más común, con una gran diversidad ambiental y un impacto destructivo constante (Roldán et al., 2022).

En la región norte del Desierto de Atacama, los eventos extraordinarios de precipitación han provocado el almacenamiento de agua en la superficie, el crecimiento de vegetación

y los flujos de escombros en áreas que anteriormente estaban secas (Pino-Vargas & Chávarri-Velarde, 2022). En las regiones hiperáridas, las amenazas meteorológicas pueden desarrollarse rápidamente, lo que lleva a catástrofes (Roldán et al., 2022). La forma más común de evaluar los riesgos de inundación se basa en predecir la magnitud y el alcance de las inundaciones de 100 o 200 años. No obstante, este método puede ser engañoso, ya que supone que las zonas fuera de estos límites no presentan riesgos.

En este sentido, un enfoque geomorfológico resulta ser particularmente valioso (Thompson & Clayton, 2002). La distribución del riesgo de inundación en las áreas ribereñas no es uniforme, por lo que se establecen correlaciones entre diversas variables geomorfológicas para evaluar la vulnerabilidad del terreno. La geomorfología del cauce del río y del terreno juega un papel esencial en el desbordamiento de los ríos y las inundaciones (Aggarwal et al., 2024). Cuando se basan en la geomorfología, los Sistemas de Alerta Temprana (SAT) son ampliamente reconocidos como una de las mejores herramientas para la prevención de riesgos, la mitigación, la preparación y las estrategias de respuesta (Piacentini et al., 2020).

En diversas regiones del mundo, el transporte de sedimentos y las alteraciones morfológicas en ambientes de agua dulce, como los ríos, se consideran de manera marginal. Esto puede resultar en estimaciones equivocadas sobre los impactos de las inundaciones. Los sedimentos contribuyen considerablemente al incremento del riesgo de inundación (Liu et al., 2022); por ello, es crucial considerar el transporte de sedimentos, ya que estos desempeñan una función clave en la respuesta morfológica de los ríos durante inundaciones importantes (Vázquez-Tarrío et al., 2024).

Diversos estudios han analizado la susceptibilidad de las áreas a las inundaciones utilizando enfoques estadísticos de Análisis de Decisión Multicriterio (MCDA) y Análisis de Componentes Principales (PCA) (Abdelkareem & Mansour, 2023; Abdrabo et al., 2023; Riaz & Mohiuddin, 2025; Shojaeian et al., 2024). Estas metodologías permiten integrar múltiples factores y variables geoespaciales para identificar áreas de alto riesgo de inundación, proporcionando una herramienta valiosa para la toma de decisiones en la gestión de desastres naturales (B. Xu et al., 2021). Además, la combinación de técnicas estadísticas avanzadas con Sistemas de Información Geográfica (SIG) mejora la precisión y efectividad de los modelos predictivos (Meshram & Sharma, 2017).

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1. Identificación del problema

Las inundaciones repentinas, por efecto de lluvias estacionales tienen alto poder destructivo (Portuguez-Maurtua et al., 2023), debido a su alta intensidad y rápida ocurrencia, lo que puede causar graves daños a la infraestructura, pérdida de vidas humanas y alteraciones en los ecosistemas (Gohary, 2020; Spyrou et al., 2023; Yin et al., 2018). En la región de Tacna, Perú, la cuenca del río Caplina ha sido históricamente susceptible a estos eventos, especialmente durante la temporada de lluvias intensas (Vilcanqui-Alarcón et al., 2022). Sin embargo, la falta de modelos predictivos precisos y actualizados sobre la susceptibilidad a inundaciones dificulta la toma de decisiones en cuanto a la gestión del riesgo y la implementación de medidas preventivas (Hou et al., 2021; Tang et al., 2023).

Para superar estas limitaciones, la integración de enfoques estadísticos tradicionales con técnicas avanzadas de aprendizaje automático podría ofrecer una herramienta poderosa para predecir (Dodangeh et al., 2020; Shafizadeh-Moghadam et al., 2018), con mayor exactitud, las áreas de mayor susceptibilidad a inundaciones (Saber et al., 2023; Shafizadeh-Moghadam et al., 2018). Estos enfoques permiten combinar variables morfométricas para identificar patrones que puedan predecir inundaciones repentinas, contribuyendo a una mejor planificación y gestión de riesgos en la región.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Problema principal

Según lo planteado nace la interrogante: ¿Cómo puede la estadística multivariada y técnicas de decisión multicriterio mejorar el análisis de la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca Caplina?

1.2.2. Problema secundario

La ausencia de metodologías integradas que combinen técnicas estadísticas y de aprendizaje automático no supervisado, como el análisis de sumas ponderadas (WSA) y el análisis de componentes principales (PCA), limita la generación de mapas precisos y actualizados sobre la susceptibilidad a inundaciones repentinas. Asimismo, la disponibilidad restringida y la calidad variable de los datos meteorológicos afectan la robustez del análisis, lo que dificulta la planificación territorial y la toma de decisiones en la gestión del riesgo. En este contexto, los problemas específicos que se plantean son los siguientes:

1. ¿Qué alternativas se pueden implementar para superar los desafíos que presenta la calidad y cantidad limitada de datos meteorológicos?
2. ¿Cómo pueden los métodos estadísticos y técnicas de aprendizaje automático no supervisado ayudar a analizar la relación entre las variables morfométricas y la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del Caplina?
3. ¿Qué procedimientos de validación pueden aplicarse para evaluar la precisión de los mapas de susceptibilidad obtenidos mediante WSA y PCA frente a los registros históricos de inundaciones y datos de monitoreo disponibles?

1.3. Justificación e importancia de la investigación

1.3.1. Justificación social

Las inundaciones repentinas tienen un impacto devastador en las comunidades locales, afectando directamente la seguridad, la salud y el bienestar de las personas (Rosmadi et al., 2024). En la cuenca del Caplina, estos eventos no solo amenazan la vida humana, sino que también pueden destruir viviendas, infraestructuras esenciales y fuentes de empleo, afectando especialmente a las zonas rurales, cuya economía depende de la agricultura. La capacidad de predecir y mitigar estos riesgos es fundamental para proteger a las poblaciones más vulnerables. Esta investigación no solo busca mejorar la seguridad de las personas, sino que también identifica las áreas más susceptibles a estos desastres, permitiendo una planificación más eficaz para enfrentar futuros eventos.

1.3.2. Justificación económica

Las inundaciones repentinas tienen repercusiones económicas significativas (Collalti, 2024). En el caso de la cuenca del Caplina, las pérdidas en la agricultura y la infraestructura son enormes, afectando tanto a las pequeñas como a las grandes economías locales. La capacidad de predecir con antelación las zonas más vulnerables puede ayudar a las autoridades y a los productores a implementar medidas preventivas, como la construcción de infraestructura resiliente (por ejemplo, drenajes y barreras) y la elaboración de planes de protección agrícola. Esto no solo reducirá las pérdidas económicas durante las inundaciones, sino que también permitirá una planificación más eficiente y sostenible de los recursos a largo plazo, promoviendo un crecimiento económico más seguro y estable en la región.

1.3.3. Justificación académica

Este estudio representa una contribución importante al campo de la hidrología y del análisis de riesgos. Si bien existen numerosos estudios sobre el comportamiento hidrológico en regiones con inundaciones, pocos han abordado el uso conjunto de métodos estadísticos y aprendizaje automático no supervisado para el análisis de vulnerabilidad en cuencas tan complejas como la del Caplina. Este enfoque innovador permitirá una comprensión más profunda de las interacciones entre variables topográficas y morfométricas, y de la manera en que estas influyen en la susceptibilidad a inundaciones. La aplicación de técnicas de inteligencia artificial en este contexto podría abrir nuevas puertas para la predicción y la mitigación de desastres naturales en otras partes del mundo, contribuyendo así al desarrollo de la ciencia del cambio climático y de la gestión de riesgos naturales (Pham et al., 2021).

1.3.4. Justificación técnica-ambiental

El cambio climático ha alterado significativamente los patrones de precipitación y los eventos climáticos extremos en todo el mundo, lo que genera un aumento en la frecuencia y gravedad de las inundaciones (Xu et al., 2023). En este contexto, la cuenca del Caplina es especialmente sensible a los cambios en el ciclo hidrológico debido a su ubicación en una región árida, en la cabecera del Desierto de Atacama. Las inundaciones

pueden tener efectos muy negativos sobre los ecosistemas locales, como la alteración de los hábitats de especies, la erosión del suelo y la contaminación de fuentes de agua. Esta investigación puede ofrecer nuevas perspectivas para abordar el impacto ambiental de las inundaciones, explorando soluciones que contribuyan a la preservación de los ecosistemas locales y a la mejora de la resiliencia frente a eventos climáticos extremos.

1.3.5. Importancia de la investigación

La investigación tiene como objetivo desarrollar un análisis integrado de susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina, Tacna, Perú, utilizando enfoques estadísticos y técnicas de aprendizaje automático. La importancia de la investigación radica en su capacidad para mejorar la comprensión de los factores que contribuyen a la susceptibilidad de la cuenca del Caplina a las inundaciones repentinas. Esto, a su vez, permitirá desarrollar estrategias efectivas para reducir los riesgos asociados con estos eventos, proteger a las comunidades locales, preservar los ecosistemas y minimizar las pérdidas económicas. Además, la investigación tiene un gran valor científico, al aplicar nuevas tecnologías y enfoques que pueden ser replicables en otras regiones con desafíos similares.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Aplicación de técnicas de estadística multivariada y de decisión multicriterio para evaluar la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina, en la región de Tacna, Perú.

1.4.2. Objetivos específicos

1. Desarrollar los parámetros morfométricos de la cuenca en el contexto de la susceptibilidad a inundaciones.
2. Aplicar modelos de análisis de sumas ponderadas y de análisis de componentes principales para evaluar la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca Caplina.
3. Validar la precisión de los mapas de susceptibilidad obtenidos con WSA y PCA usando registros históricos y datos de monitoreo.

1.5. Hipótesis

1.5.1. Hipótesis general

El análisis de susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina, Tacna, Perú, mediante enfoques estadísticos y técnicas de aprendizaje automático, permite identificar de manera precisa las zonas de mayor riesgo de inundación en la región.

1.5.2. Hipótesis específica

1. El cálculo de los parámetros morfométricos de la cuenca del río Caplina proporciona información clave para identificar las áreas más susceptibles a inundaciones repentinas.
2. La aplicación de modelos estadísticos basados en análisis de sumas ponderadas (WSA) y el análisis de componentes principales (PCA), optimiza la identificación de áreas susceptibles a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina.
3. Los mapas de susceptibilidad generados mediante WSA y PCA presentan una precisión significativa al compararse con los registros históricos de inundaciones lo que confirma su utilidad en la gestión del riesgo en la cuenca del río Caplina.

1.6. Variables

1.6.1. Identificación de variables

VI: Independiente

VI: Factores impulsores (Parámetros morfométricos de la cuenca, variables derivadas del análisis estadístico de sumas ponderadas, variables derivadas del análisis de componentes principales).

VD: Variable dependiente

VD: Susceptibilidad a inundaciones (medida a través Índice de susceptibilidad a inundaciones).

1.6.2. Caracterización de las variables

Factores impulsores: Variables cuantitativas y cualitativas obtenidas a partir de un Modelo Digital de Elevación (MDE) y de técnicas estadísticas. Susceptibilidad a inundaciones: categorías (baja, media, alta)

1.6.3. Definición operacional de las variables

La susceptibilidad a inundaciones: Se medirá mediante la clasificación final de prioridades (FPR), la cual se calcula combinando parámetros morfométricos de la cuenca con valores ponderados obtenidos a través de un análisis de componentes principales (PCA) y un análisis estadístico de sumas ponderadas. La FPR será un valor numérico entre 1 y 15, donde los valores cercanos a 1 indicarán áreas con mayor susceptibilidad a inundaciones.

Factores impulsores parámetros morfométricos: Se obtienen utilizando herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y Modelos Digitales de Elevación (DEM).

Variables derivadas del análisis estadístico de sumas ponderadas (WSA): Variables obtenidas mediante la asignación de pesos a los parámetros morfométricos y el cálculo de un índice ponderado que refleja la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca.

Variables derivadas del análisis de componentes principales (PCA): Variables obtenidas a través de la reducción de dimensionalidad de los parámetros morfométricos, transformándolos en 12 componentes principales y extrayendo las tres primeras componentes, las cuales representan las características más relevantes de la cuenca en relación con el riesgo de inundaciones.

Operacionalización de las variables

Variable	Definición Conceptual	Dimensión	Indicador	Escala
Susceptibilidad a inundaciones	Área susceptible a inundaciones por factores como terreno, clima, infraestructura y características de la cuenca.	Nivel de susceptibilidad	Clasificación Final de Prioridades (FPR)	Ordinal
Parámetros morfométricos y variables derivadas de análisis estadístico y multicriterio	Parámetros morfométricos y variables estadísticas y ponderadas para evaluar su influencia en la susceptibilidad a inundaciones.	Parámetros morfométricos Componentes principales Ponderación multicriterio	Área, perímetro, pendiente, densidad de drenaje, componentes principales (CP1-CP3) y pesos WSA.	Razón

Nota. Elaboración propia

1.7. Limitaciones de la investigación

Este estudio se enfoca en el análisis de susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina, utilizando enfoques estadísticos y técnicas de aprendizaje automático. A través de métodos como el análisis de sumas ponderadas (WSA) y el análisis de componentes principales (PCA), se busca identificar las zonas más vulnerables a inundaciones. Sin embargo, las limitaciones de este enfoque incluyen la dependencia de la calidad de los datos, la pérdida de información en la reducción de dimensiones del PCA (Ling et al., 2024), y la subjetividad en la asignación de pesos en el análisis estadístico. Además, la aplicabilidad de los resultados puede verse restringida a la cuenca del Caplina.

El estudio ofrece información valiosa sobre la susceptibilidad a inundaciones repentinas, destacando la importancia de los parámetros morfométricos y de las técnicas avanzadas de análisis. No obstante, es necesario mejorar la calidad de los datos y considerar factores socioeconómicos y humanos para obtener resultados más robustos y transferibles.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes del estudio

2.1.1. Antecedentes internacionales

Sarker et al. (2025) en su investigación titulada “Enfoque geoespacial para evaluar la vulnerabilidad a inundaciones repentinas en un distrito costero de Bangladesh: integración de la dimensión multifacética de las vulnerabilidades”, publicada en la revista ISPRS International Journal of Geo-Information, tuvieron como objetivo evaluar la vulnerabilidad a inundaciones repentinas en el distrito de Feni mediante un enfoque geoespacial. Para lograr este objetivo, se empleó la fórmula de vulnerabilidad del Instituto UNESCO-IHE para analizar cuatro dimensiones de vulnerabilidad: social, física, económica y ambiental. Se seleccionaron variables específicas para evaluar la exposición, la susceptibilidad y la resiliencia en cada dimensión. Para asignar ponderaciones a estas variables, se utilizó el Análisis de Componentes Principales (ACP). Los resultados obtenidos indican que la susceptibilidad a inundaciones repentinas en Feni varía considerablemente, lo que proporciona información clave para identificar áreas vulnerables, priorizar intervenciones y mejorar la resiliencia mediante estrategias de adaptación.

Govarthanambikai & Sathyanarayan Sridhar (2024) en su investigación titulada “Priorización de cuencas hidrográficas mediante parámetros morfométricos utilizando técnicas geoespaciales y PCA para la cuenca del río Noyyal, Tamil Nadu, India”, publicada en la revista Agua y Cambio Climático, abordaron un análisis exhaustivo de las características morfométricas de la cuenca del río Mula. El objetivo principal de este estudio fue clasificar las subcuencas hidrográficas según sus valores paramétricos, empleando metodologías estadísticas multivariadas como el análisis factorial (FA), el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de conglomerados (CA). El estudio utilizó un modelo digital de elevación (DEM) para analizar el patrón de drenaje y extrajo trece parámetros morfométricos clave, clasificados en aspectos lineales, de área y de relieve. A través del análisis de componentes principales (PCA), se identificaron los

parámetros más influyentes en la priorización de cuencas, lo que permitió una categorización más precisa. El PCA facilitó la correlación de los parámetros y ayudó a determinar las subcuencas con mayor y menor prioridad en términos de erosión del suelo.

Elghouat et al. (2024) en su investigación titulada “Enfoques integrados para el mapeo de la susceptibilidad a inundaciones repentinas: modelado espacial y análisis comparativo de modelos estadísticos y de aprendizaje automático. Un estudio de caso de la cuenca del Rheraya, Marruecos”, publicada en la revista Agua y Cambio Climático, tuvieron como objetivo de este estudio es comparar la efectividad de los modelos estadísticos y de aprendizaje automático para predecir la susceptibilidad a inundaciones repentinas (FFS) y desarrollar un mapa de FFS para la cuenca del Rheraya, Marruecos. Para lograr este objetivo se utilizaron seis modelos razón de frecuencias (FR), regresión logística (LR), bosque aleatorio (RF), impulso de gradiente extremo (XGBoost), K-vecinos más cercanos (KNN) y Bayes Naive (NB). Asimismo, se consideraron 12 variables condicionantes de inundaciones repentinas. Los resultados obtenidos indican que, que la distancia al río fue el factor que más contribuyó a las inundaciones repentinas en el área de estudio. Además, el modelo RF superó a todos los demás modelos, alcanzando un AUC de 0,86, seguido de XGBoost (AUC = 0,85), LR (AUC = 0,83), NB (AUC = 0,76), KNN (AUC = 0,75) y FR (AUC = 0,72). El modelo RF identifica eficazmente las zonas de alta vulnerabilidad, lo cual es crucial para establecer estrategias precisas de mitigación de inundaciones repentinas en la región.

Leggesse et al. (2024) en su investigación titulada “Mapeo de riesgos de inundaciones repentinas urbanas mediante aprendizaje automático, Bahir Dar, Etiopía”, publicada en la Revista de Hidroinformática, tuvieron como objetivo de este estudio es identificar áreas de peligro de inundación dentro de la cuenca urbana utilizando técnicas de ML. Para lograr este objetivo se utilizaron varios clasificadores de ML, incluyendo árbol de decisión (DT), el bosque aleatorio (RF), XGBoost (XGB) y k-vecino más cercano (kNN), para evaluar su desempeño en el mapeo de peligro de inundación. Los resultados obtenidos indican que RF y XGB presentan un rendimiento ligeramente superior al de DT y kNN, y la distancia al río fue el factor más importante. El estudio destaca el potencial del aprendizaje automático (ML) para la modelización de

inundaciones urbanas, ofreciendo una precisión razonable y apoyando los sistemas de alerta temprana, al aprovechar las variables geoambientales disponibles.

2.1.2. Antecedentes nacionales

Santos et al. (2025) en su investigación titulada “Identificación de las zonas de riesgo de ocurrencia de huaico en el departamento de Lima, Perú”, publicada en la revista *Clima*, tuvieron como objetivo utilizar el algoritmo de aprendizaje automático Maxent para identificar zonas con riesgo de huaicos en el departamento de Lima. Para lograr este objetivo utilizaron una base de datos georreferenciada que incluía la ubicación de estos eventos históricos para su modelación. Se utilizaron las variables sugeridas por el Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico del Perú (INGEMMET) tales como geología, geomorfología, DEM, pendiente y precipitación. Los resultados obtenidos mostraron que existe una probabilidad de que aproximadamente el 42 % del área de Lima presente huaicos. La variable más crucial para los modelos fue la clasificación geomorfológica, caracterizada por la acumulación de material movilizado.

Portuguez-Maurtua et al. (2023) en su investigación titulada “Mapeo de Áreas Vulnerables a Inundaciones Repentinas mediante Análisis Morfométrico con Criterios de Ponderación Aplicados”, publicada en la revista *Agua*, tuvieron como objetivo realizar una categorización de prioridad de las unidades hidrográficas en la cuenca del río Cañete. Para lograr este objetivo, utilizaron un análisis morfométrico combinado con un análisis de suma ponderada (WSA) basado en una matriz de correlación estadística. La delineación de la red de drenaje se llevó a cabo utilizando datos del Modelo Digital de Elevación (DEM) de la Misión Topográfica Radar del Transbordador Espacial (SRTM). Los resultados obtenidos mostraron que el 26,08 % del área total presenta un riesgo muy alto de inundaciones repentinas, que el 38,46 % presenta un riesgo alto de inundaciones repentinas y que el 35,45 % presenta un riesgo moderado de inundaciones repentinas.

Ccopi-Trucios et al. (2023) en su investigación titulada “Evaluación del riesgo de inundaciones fluviales en comunidades de los Andes peruanos: una aplicación semicuantitativa para la prevención de desastres”, publicada en la revista *Sostenibilidad*, tuvieron como objetivo abordar el riesgo de inundaciones fluviales en comunidades altoandinas de la región de Huancavelica, Perú, utilizando información climática y

geográfica para identificar áreas de alto riesgo y contribuir a la prevención de daños económicos, sociales y ambientales. Para lograr este objetivo, utilizaron una técnica semicuantitativa, aplicando un análisis multicriterio con información vectorial y ráster de la Infraestructura Nacional de Datos Espaciales, la cual actuó como factor desencadenante y condicionante, así como trabajo de campo mediante la aplicación de encuestas dirigidas. Luego, se realizó el geoprocesamiento de mapas temáticos mediante software SIG. Los resultados obtenidos indican que prácticamente toda el área de estudio, aproximadamente el 99,26 %, se encuentra en un nivel de peligro alto, mientras que solo un 0,74 % se encuentra clasificado como de peligro muy alto. En otras palabras, todo el territorio estudiado es susceptible a inundaciones. Además, cabe destacar que más del 75 % de los hogares de esta zona son vulnerables a inundaciones, lo que ocasiona que el 99,15 % de ellos se clasifique en un nivel de riesgo alto.

2.1.3. Antecedentes regional o local

Avendaño-Jihuallanga et al. (2024) en su investigación titulada “El impacto de las inundaciones en la zona norte del Desierto de Atacama: una revisión histórica sistemática de los eventos en el periodo 1911 a 2022”, publicada en la revista *Dialogo Andino*, tuvieron como objetivo evaluar el impacto de los eventos de inundaciones y flujos de detritos mediante la revisión y el análisis de información local e investigaciones relacionadas con estos eventos ocurridos en la región árida de Tacna. Para lograr este objetivo, revisaron y analizaron el registro de eventos de flujo de escombros ocurridos desde 1911 hasta 2022, así como el registro de eventos ENOS en la región de estudio, durante el período comprendido entre 4.000 a. C. y 2022. Los resultados obtenidos muestran que más de 20 eventos de inundaciones y flujos de detritos han ocurrido en la región de Tacna durante los últimos 100 años, causando grandes daños directos e indirectos a la población y a la infraestructura urbana y rural, incluidas viviendas, puentes, carreteras y áreas agrícolas. Además, los autores señalan que, a pesar de la evidencia histórica de estos eventos, la población continúa exponiéndose a esta situación incluso en el siglo XXI.

Vilcanqui-Alarcón et al. (2022) en su investigación titulada “Alteración geomorfológica en relación a las acciones antrópicas en el cauce del río Caplina, Tacna,

Perú”, publicada en la revista *Agroindustrial Science*, tuvieron como objetivo determinar las alteraciones y características geomorfológicas generadas por acciones antrópicas en el río Caplina que generan riesgo de inundación en las poblaciones aledañas a su ribera. Para lograr este objetivo, utilizaron información existente respecto a la hidráulica del río de la cuenca Caplina, elaborada por el Proyecto Especial Tacna (PET), la Autoridad Nacional del Agua (ANA), la Autoridad Local del Agua (ALA), el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI) y el Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico (INGEMMET). Con el trabajo de campo, se logró establecer mapas temáticos referidos a zonas de alteración geomorfológica por acción antrópica y cultivos, lo que permitió determinar zonas propensas al desborde e inundación en puntos críticos. Los resultados obtenidos determinaron que la zona de estudio tiene un nivel de riesgo y vulnerabilidad muy altos frente a las inundaciones.

2.2. Bases teóricas

Cambio climático y su impacto en las inundaciones

El cambio climático ha alterado los patrones de precipitación en muchas regiones, con fenómenos meteorológicos más extremos y erráticos, lo cual afecta directamente las tasas de escorrentía y la frecuencia de inundaciones repentinas (Wasko et al., 2021). En este contexto, es pertinente analizar cómo los cambios en el clima (mayores precipitaciones en períodos más cortos) interactúan con las características físicas de la cuenca para aumentar la vulnerabilidad a las inundaciones (Neupane et al., 2021).

Hidrología de cuencas en el riesgo de inundación

Según la hidrología de cuencas, el riesgo de inundación depende de la cantidad de agua que fluye a través de la cuenca, la rapidez con la que el agua se mueve y la capacidad de la cuenca para manejar el flujo de agua (Lechowska, 2018). Las cuencas con un drenaje rápido y pendientes pronunciadas tienen un mayor riesgo de inundación, ya que el agua no tiene tiempo de infiltrarse en el suelo y fluye rápidamente hacia los ríos (Chand et al., 2024).

Resiliencia de la cuenca y gestión de riesgos

La resiliencia de una cuenca es la capacidad de esta para recuperarse después de un evento de inundación (Su et al., 2024). Este enfoque también puede ser útil para la presente investigación, ya que la resiliencia está estrechamente relacionada con la gestión de las cuencas y la planificación para mitigar los efectos de las inundaciones (Disse et al., 2020).

Teledetección y SIG (sistemas de información geográfica)

La teledetección y los sistemas de información geográfica (SIG) son herramientas poderosas para la recopilación y el análisis de datos espaciales, que permiten modelar con precisión las cuencas hidrográficas y evaluar el riesgo de inundación (Al-Omari et al., 2024). Asimismo, el uso de imágenes satelitales y datos topográficos facilita la identificación de zonas vulnerables a inundaciones mediante el análisis de variables geomorfológicas, hidrológicas y climáticas.

Teoría de la morfometría de la cuenca

El análisis de los parámetros morfométricos de las cuencas hidrográficas es fundamental para diversos estudios hidrológicos y para la planificación ambiental, ya que ofrece información detallada sobre la estructura y el comportamiento del terreno (Raja-Shekar & Mathew, 2024). Esta técnica, que es simple y económica, permite evaluar aspectos como la susceptibilidad del terreno a la erosión y los riesgos asociados a fenómenos como las inundaciones, lo que la convierte en una herramienta esencial para la toma de decisiones en la gestión sostenible de cuencas (Alencar da Silva Alves et al., 2021).

Integración de métodos estadísticos y de aprendizaje automático

La combinación de técnicas estadísticas clásicas (como el análisis de componentes principales y el análisis multivariado) con métodos de aprendizaje automático avanzados (como redes neuronales o máquinas de soporte vectorial) es un enfoque poderoso para abordar la complejidad de los datos (Díaz et al., 2024). Además, la integración de métodos híbridos puede mejorar la precisión de las predicciones de inundaciones al incorporar tanto las relaciones lineales como no lineales entre las variables (L. Li & Jun, 2022).

2.3. Definición de términos

Cambio climático

El cambio climático se refiere a alteraciones significativas y persistentes en los patrones climáticos globales o regionales a lo largo del tiempo (Heshmati, 2021). Este fenómeno puede abarcar variaciones en la temperatura, la precipitación, la humedad, el viento y otros indicadores climáticos (Giorgi et al., 2019).

Variabilidad climática

La variabilidad climática hace referencia a los cambios naturales en los patrones del clima a lo largo del tiempo (Schirmer et al., 2021). Estas variaciones pueden ser intrínsecas, es decir, se refieren a las fluctuaciones naturales del clima originadas por procesos internos del sistema climático de la Tierra (Swanson et al., 2009), como el ciclo de El Niño y La Niña, las erupciones volcánicas, o las variaciones solares (Dätwyler et al., 2019), afectando el clima local del mundo (Martens et al., 2018). Mientras que el cambio climático antropogénico surge de la variabilidad climática en gran parte del planeta (Chen et al., 2021).

Inundación repentina

Es un tipo de inundación que ocurre rápidamente después de un evento de precipitación intensa, generalmente en un corto período de tiempo, sin aviso previo, afectando áreas que no están preparadas para recibir grandes cantidades de agua en un tiempo tan breve (Lu et al., 2022). Las inundaciones repentinas suelen estar asociadas con cuencas hidrográficas pequeñas, donde el agua fluye rápidamente.

Susceptibilidad a inundaciones

Se refiere a la vulnerabilidad o propensión de una zona a experimentar inundaciones debido a factores geográficos, climáticos y humanos (Ahmed et al., 2023). Este concepto evalúa la probabilidad de que un área sea afectada por inundaciones y se basa en una combinación de variables como la topografía, el uso del suelo, la proximidad a cuerpos de agua, la capacidad de drenaje, las precipitaciones y la urbanización. Un área de alta susceptibilidad a inundaciones está más expuesta a daños por eventos climáticos

extremos como tormentas intensas, lluvias prolongadas o desbordamientos de ríos (Khanam et al., 2021).

Vulnerabilidad

La vulnerabilidad se refiere al grado de debilidad y exposición de los elementos ante un fenómeno natural o provocado por el hombre, afectando el valor potencial de la pérdida (Iovine et al., 2018). La vulnerabilidad en áreas pobladas cercanas a ríos implica analizar múltiples factores que influyen en la capacidad de una comunidad para recuperarse de las amenazas ambientales; estos factores incluyen vulnerabilidades físicas, sociales, económicas y ambientales (Cutter, 2011).

Las condiciones de vulnerabilidad dependen no solo de la exposición y susceptibilidad a los elementos físicos en áreas propensas a amenazas, sino también de la fragilidad socioeconómica y la falta de resiliencia social y capacidad para enfrentar desastres (Gangadhar, 2020). Asimismo, la resiliencia, entendida como la respuesta de la población frente a los daños producidos por un fenómeno natural y su capacidad de recuperación, constituye un factor fundamental en la gestión del riesgo (Martínez-Cabrera, 2018).

Según SINAGERD (2014) la vulnerabilidad también se define como la propensión de la población, las estructuras físicas o las actividades socioeconómicas a sufrir daños debido a la acción de un peligro. Asimismo, establece que el análisis de vulnerabilidad es el proceso mediante el cual se evalúan las condiciones de los factores de vulnerabilidad, tales como la exposición, la fragilidad y la resiliencia de la población y sus medios de vida.

Vulnerabilidad ambiental y ecológica

El análisis de la vulnerabilidad de los ecosistemas proporciona información sobre las debilidades de un ecosistema y su capacidad para recuperarse después de un impacto (Weißhuhn et al., 2018).

Vulnerabilidad física

La vulnerabilidad física se mide por la exposición de casas, viviendas y centros de recreación frente a la ocurrencia de un fenómeno natural, pues permite evaluar qué tan

cercanos están al lugar de inicio del evento, así como la capacidad de afrontamiento según el tipo de construcción y el material empleado en la edificación de las viviendas (INDECI, 2006).

Vulnerabilidad económica

Es la vulnerabilidad que considera los ingresos de las personas expuestas a este fenómeno natural y su capacidad para afrontar el impacto de este desastre. (INDECI, 2006).

Vulnerabilidad social

La vulnerabilidad social evalúa cómo está estructurada la población en riesgo, ya que determina la capacidad de los habitantes para responder ante esta situación (Bergstrand et al., 2015).

Riesgo de desastres

El riesgo de desastre se define como la posibilidad de que un desastre ocurra debido a la combinación de amenazas y condiciones de vulnerabilidad (Díaz-Palacios et al., 2005). Esto se debe a que el riesgo está estrechamente relacionado con estos dos factores, lo que significa que puede aumentar o disminuir a medida que uno o ambos factores cambian (Ulloa, 2011).

El riesgo puede calcularse en función de las posibles pérdidas que un desastre o evento adverso podría provocar, incluyendo vidas perdidas, personas heridas, condiciones de salud deterioradas, medios de vida afectados, bienes y servicios dañados, propiedades destruidas e interrupciones en las actividades económicas de una comunidad específica dentro de un período de tiempo definido (Díaz-Palacios et al., 2005).

Resiliencia

Es la habilidad de un sistema y sus componentes para anticipar, absorber, adaptarse o recuperarse de los efectos de un fenómeno extremo, de forma oportuna y eficiente, incluso velando por la conservación, restauración o mejora de sus estructuras y funciones básicas esenciales (Cañizares et al., 2021).

Cuenca hidrográfica

Una cuenca hidrográfica es un área geográfica delimitada por divisorias de agua, donde toda el agua superficial proveniente de la lluvia converge hacia un único punto de salida, como un río, lago, embalse o mar (Meléndez de la Cruz, 2019). Las cuencas hidrográficas son fundamentales para el manejo de los recursos hídricos, la planificación ambiental y el estudio de los ecosistemas acuáticos, ya que determinan el flujo de agua y nutrientes, y afectan la calidad y disponibilidad del agua en la región (Fernando, 2021; Maldonado-Santana, et al., 2023).

Análisis morfométrico

Es una herramienta fundamental en investigaciones hidrológicas y resulta clave para la gestión y el desarrollo de cuencas hidrográficas (Shekar et al., 2023). Este análisis permite estudiar las características geométricas de una cuenca, como su forma, tamaño, pendiente y redes de drenaje, lo cual ayuda a comprender cómo el agua fluye a través de la cuenca y cómo interactúa con el terreno.

2.4. Marco legal

La Constitución Política del Perú reconoce en el numeral 22 del artículo 2 el derecho fundamental de todas las personas a disfrutar de un ambiente equilibrado y adecuado para su desarrollo. Además, establece en el artículo 55 que los tratados celebrados por el Estado y en vigor forman parte del derecho nacional. En este sentido, teniendo en cuenta los compromisos asumidos por el Estado peruano a través de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC), así como la ratificación del Protocolo de Kyoto y el Acuerdo de París, se han promulgado diversos instrumentos para contribuir a la gestión integral del cambio climático a nivel nacional. Además, tomando en consideración los compromisos asumidos por el gobierno peruano a través de la Convención de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC), así como la 16 ratificación del Protocolo de Kioto y el Acuerdo de París, se han introducido diversas herramientas para apoyar la gestión integral del cambio climático a nivel nacional.

El objetivo 7 de la **Política Nacional del Ambiente** es lograr la adaptación de la población al cambio climático y establecer medidas de mitigación orientadas al desarrollo

sostenible. Esto fue posible gracias al Decreto Supremo N° 012-2009-MINAM. La política se centra en la conservación y el uso sostenible de los recursos naturales y de la diversidad biológica.

La Estrategia Nacional sobre Cambio Climático, aprobada mediante el Decreto Supremo N°011-2015-MINAM, demuestra el compromiso del gobierno peruano para enfrentar el cambio climático de manera integral, transversal y multisectorial, en concordancia con los compromisos internacionales asumidos por el país en la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC). La prevención y las acciones para adaptar a la población, los servicios sociales y los sistemas productivos a los efectos del cambio climático son también los principales objetivos de esta estrategia. Sus metas estratégicas incluyen mejorar la capacidad de adaptación de la población, los agentes económicos y el Estado ante los efectos y oportunidades del cambio climático, además de conservar las reservas de carbono y disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero.

La **Visión del Perú al 2050**, aprobada por los miembros del Foro del Acuerdo Nacional en abril de 2019, plantea un escenario en el que el Perú gestiona su territorio y sus servicios ecosistémicos de manera sostenible para el año 2050. En este escenario, se han logrado reducir de manera significativa los efectos del cambio climático, disminuyendo la deforestación de los bosques y aplicando estrategias de reforestación. Además, se ha logrado una disminución significativa de las emisiones de gases de efecto invernadero y se han puesto en marcha mecanismos de adaptación al cambio climático para aumentar la resistencia a sus efectos.

CAPÍTULO III

MARCO FILOSÓFICO

Este estudio se enmarca dentro de un enfoque positivista y empírico, que se basa en la recolección y el análisis de datos cuantitativos para comprender los fenómenos de inundación y predecir su susceptibilidad en las cuencas hidrográficas. La investigación se apoya en la premisa de que el conocimiento sobre las inundaciones puede ser adquirido mediante el análisis de datos reales y verificables, utilizando métodos estadísticos y de aprendizaje automático. Este enfoque garantiza una aproximación objetiva y científica a la comprensión de los riesgos de inundación, brindando resultados que son reproducibles y basados en evidencia.

Desde una perspectiva ontológica realista, el estudio asume que los fenómenos naturales, como las inundaciones, las características físicas de la cuenca y los factores climáticos, existen independientemente de nuestra percepción de ellos. Estos fenómenos, al ser reales y objetivos, pueden ser comprendidos y modelados a través de herramientas como el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de sumas ponderadas. La realidad de las inundaciones y sus determinantes se representa en los datos, permitiendo que sean modelados y comprendidos de manera precisa a través de técnicas matemáticas y estadísticas.

El paradigma cuantitativo y el uso de técnicas estadísticas avanzadas refuerzan la precisión de los modelos predictivos desarrollados en este estudio. Al integrar diversas variables y generar índices cuantificables de susceptibilidad, el análisis proporciona herramientas prácticas y eficaces para evaluar y prever las inundaciones en diferentes áreas de la cuenca. Estos modelos permiten tomar decisiones informadas, basadas en datos sólidos, para mitigar el riesgo de inundaciones y mejorar la planificación de las áreas vulnerables.

Finalmente, el enfoque pragmático de este estudio subraya la importancia de que los resultados obtenidos no solo sean teóricos, sino también aplicables a la realidad práctica. La investigación tiene como objetivo ofrecer herramientas útiles y efectivas para la gestión del riesgo de inundaciones, enfocándose en la prevención y la protección de las comunidades vulnerables. Además, la dimensión ética de la investigación garantiza que

los resultados se utilicen de manera responsable, respetando la privacidad y los derechos de las personas, y contribuyendo al bienestar social. Así, el estudio no solo avanza en el conocimiento científico, sino que también genera un impacto positivo en la planificación y gestión ambiental, con miras al fortalecimiento de la resiliencia de las comunidades frente a desastres naturales.

CAPÍTULO IV

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

4.1. Tipo y diseño de la investigación

4.1.1. Tipo de Investigación

El presente trabajo de investigación presenta un diseño **NO EXPERIMENTAL**

La investigación es cuantitativa, ya que se centra en la recopilación y el análisis de datos numéricos relacionados con la topografía de la cuenca y otros factores relevantes, sin intervenir directamente en el entorno. No se manipulan las variables ni se establecen condiciones experimentales controladas. En cambio, se identifican patrones y relaciones entre los datos utilizando técnicas estadísticas avanzadas y algoritmos de aprendizaje automático, con el objetivo de predecir la susceptibilidad a inundaciones sin alterar el sistema natural que se estudia.

4.1.2. Diseño de investigación

El diseño de la investigación es descriptivo-correlacional, ya que describe los factores que influyen en la susceptibilidad a inundaciones y correlaciona factores como el relieve, la forma de la cuenca, la densidad de drenaje, entre otros, que afectan la susceptibilidad a las inundaciones. El estudio no busca probar causas directas, sino explorar cómo las variables están relacionadas.

4.2. Población y muestra de estudio

La **población** corresponde al área de estudio definida por la cuenca del río Caplina, la cual se encuentra ubicada en la cabecera del Desierto de Atacama.

La **muestra** incluye datos satelitales fundamentales provenientes de modelos de elevación digital (SRTM), seleccionados por su resolución espacial de 30 metros, lo que asegura una representación precisa y confiable en el análisis a escala media.

4.3. Acciones y actividades para la ejecución del proyecto

4.3.1. Procesamiento de datos morfométricos de la cuenca

Los datos morfométricos de la cuenca serán procesados utilizando plataformas como Google Earth Engine (GEE) y QGIS, que permiten la gestión y el análisis eficiente de grandes volúmenes de datos espaciales. Estas herramientas facilitarán la extracción y el análisis de características clave, como la forma, el tamaño, la pendiente y el sistema de drenaje de la cuenca, esenciales para evaluar la susceptibilidad a inundaciones. Además, se emplearán métodos estadísticos y geomáticos para obtener un modelo preciso de la morfología de la cuenca, lo que contribuirá a una evaluación más detallada de la susceptibilidad a las inundaciones repentinas.

4.3.2. Análisis estadístico

El análisis estadístico de los datos se realizará utilizando herramientas especializadas como RStudio y Python, las cuales permiten aplicar métodos avanzados para identificar patrones y relaciones entre las variables que afectan la susceptibilidad a inundaciones. Se emplearán técnicas como la correlación de Pearson para evaluar las interacciones directas o inversas entre las variables morfométricas. Además, se aplicarán métodos como el análisis de sumas ponderadas (WSA) y el análisis de componentes principales (PCA) para combinar los distintos parámetros en un índice de susceptibilidad. Esto facilitará la identificación de las áreas más susceptibles dentro de la cuenca.

4.4. Materiales o instrumentos

4.4.1. Imágenes satelitales

En este estudio se utilizaron las imágenes GeoTIFF de The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), con una resolución de un de 1 segundo de arco, aproximadamente a 30 metros (Farr et al., 2007). Las imágenes están disponibles de forma pública en la plataforma Earth Explorer del Servicio Geológico de los Estados Unidos, accesibles a través del enlace: <https://earthexplorer.usgs.gov/>.

Utilizando estas imágenes y datos vectoriales en formato shapefiles, extraídos del repositorio de la Autoridad Nacional del Agua (ANA) sobre las cuencas hidrográficas, se

permitió la delimitación de los límites de la cuenca Caplina, en la cual se encuentra ubicada la zona de estudio.

4.4.2 Software

Google Earth Engine, RStudio, Python y ArcGIS para el análisis geoespacial y el modelado estadístico.

4.4.3. Bases de datos:

Datos obtenidos a partir del procesamiento morfométrico de las cuencas, los cuales proporcionan información detallada sobre sus características geométricas, topográficas y de drenaje.

4.4.4. Tratamiento de datos

Se llevarán a cabo análisis multivariantes y métodos estadísticos avanzados, tales como el análisis de sumas ponderadas (WSA), el análisis de componentes principales (PCA) y las correlaciones cruzadas de Pearson. Los datos serán sistemáticamente categorizados y normalizados, lo que permitirá realizar comparaciones robustas y consistentes entre distintas escalas espaciales, asegurando una interpretación precisa de los patrones observados en el comportamiento de la susceptibilidad a inundaciones de las cuencas.

4.5. Procesamiento y análisis de la información

4.5.1. Delimitación del área de estudio

El área de estudio está ubicada en la región de Tacna (Figura 1), emplazada en la cabecera del Desierto de Atacama. Presenta un clima árido y precipitaciones anuales escasas, características de algunos de los desiertos más secos del mundo (Machaca-Pillaca et al., 2022). La cuenca del río Caplina es parte de la unidad hidrológica del Pacífico Peruano (Peña Laureano & Cotrina Chávez, 2006).

Dentro de esta cuenca, se han identificado tres subcuencas: Caplina, Uchusuma y Los Molles. A partir del modelo de elevación, se lograron delimitar 15 microcuencas que, en conjunto, cubren un área de 2 224,95 km². Las nacientes de la cuenca alcanzan una

elevación máxima de 5 698 m s. n. m. en la cordillera Occidental y se extienden hasta el nivel del mar. Los ríos dentro de estas subcuencas exhiben un patrón de drenaje endorreico (Ovalle & Begazo, 2016).

Tabla 1

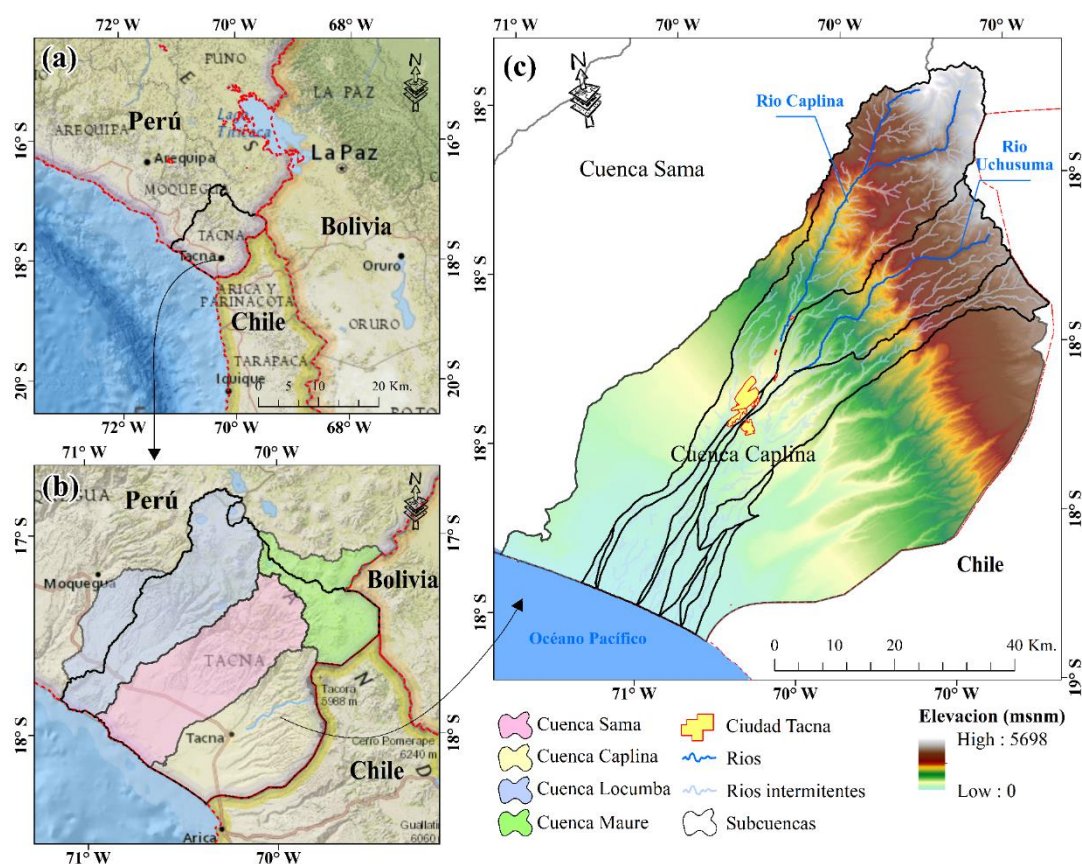
Límites de la zona de estudio

	Este	Norte
	323 279,5 m	7 970 493,8 m
	420 489,0 m	8 057 588,0 m

Nota. Coordenadas UTM (WGS 84) de ubicación del área de estudio

Figura 1

Ubicación de la zona de estudio



Nota. (a) Ubicación en América del Sur. (b) Sistema de cuencas adyacentes en la región, que incluye las cuencas de Sama, Maure, Caplina y Locumba. (c) Ubicación de las subcuencas

4.5.2. Procesamiento de la información de la morfometría de la cuenca

El procesamiento de la información morfométrica de la cuenca involucra la recolección, el análisis y la modelización de diversos parámetros geomorfológicos que definen la estructura y la dinámica de la cuenca hidrográfica. El análisis morfométrico comprende el estudio de un conjunto de variables lineales, de relieve, drenaje y superficie, las cuales permiten identificar las propiedades físicas de una cuenca. Esto posibilita realizar comparaciones entre varias cuencas y contribuye a la definición de estrategias para su manejo.

A continuación, se presentan las variables con sus respectivas ecuaciones:

Tabla 2

Fórmulas adoptadas para derivar parámetros morfométricos

Parámetros morfométricos	Fórmula	Referencia
Aspectos areales		
Área (A)	Área de la cuenca en (Km ²), GIS análisis	
Perímetro (P)	Perímetro de la cuenca en (Km), GIS análisis	
Longitud de cuenca (L _b)	$L_b = 1,312 * A^{0,568}$, A = área de la cuenca (km ²)	(Sreedevi et al., 2013)
Orden de corrientes (U)	Rango jerárquico, GIS análisis	(Strahler, 1952)
Longitud de corriente (L _u)	en (km) de orden u	(Horton, 1945)
Aspectos lineales		
Densidad de drenaje (D _d)	$D_d = L_u/A$, donde L_u = longitud total del curso de agua de todos los órdenes A = área de la cuenca (km ²)	(Horton, 1932)
Frecuencia corriente (F _s)	$F_s = N_u/A$, donde N_u = total no. cursos de agua de todos los órdenes, A = área de la cuenca (km ²)	(Horton, 1932)
Longitud de flujo (L _g)	$L_g = 1/(D_d * 2)$, donde D_d = densidad de drenaje	(Horton, 1945)
Índice de textura (T _r)	$T_r = N_i/P$, donde N_i = total no. cursos de agua de orden uno, P = perímetro de la cuenca	(Horton, 1945)
Aspectos de forma		
Relación de alargamiento (E _r)	$E_r = 2\sqrt{(A/\pi)}/L_b$, donde A = área de la cuenca (km ²), L _b = longitud de cuenca, $\pi = 3,14$	(Schumm, 1956)
Factor de forma (F _f)	$F_f = A/L_b^2$, donde A = área de la cuenca (km ²), L _b ² = al cuadrado longitud de cuenca	(Horton, 1945)
Relación de circularidad (C _r)	$C_r = 4\pi * A/P^2$, donde A = área de la cuenca (km ²), P ² = cuadrado del perímetro (km)	(Miller, 1953)
Coeficiente compacidad (C _c)	$C_c = 0,2841 * (P/A)^2$, donde P = perimetro de la cuenca (km), A = área de la cuenca (km ²)	(Gravelius, 1914)

Índice de forma (S_f)	$S_f = L_b^2 / A$, donde L_b^2 = cuadrado longitud de cuenca, A = área de la cuenca (km^2),	(Horton, 1932)
Aspectos de relieve		
Relación de relieve (R_h)	$R_h = H / L_b$, donde H = Relieve total (relieve relativo) de la cuenca en km, L_b = longitud de cuenca en km.	(Schumm, 1956)
Relieve de cuenca (R)	Diferencia entre la elevación máxima y mínima de la cuenca.	(Schumm, 1956)
Pendiente promedio (A_s)	En grados, GIS análisis	
Curva hipsométrica integral	$H_i = (E_{\text{mean}} - E_{\text{min}}) / (E_{\text{max}} - E_{\text{min}})$, donde E = elevación	(Pike & Wilson, 1971)
<i>Nota.</i> Aspectos lineales, drenaje, aspectos de forma y características del relieve según los autores respectivos		

4.5.3. Análisis y selección del método

Análisis de suma ponderada (WSA)

El análisis de suma ponderada (WSA) es un enfoque ampliamente aceptado para abordar problemas complejos, ya que proporciona una forma coherente de comparar los procesos superficiales de entidades relacionadas como las cuencas de drenaje. Además, resulta eficaz para clasificar y determinar subcuencas críticas y prioritarias en áreas que enfrentan escasez de agua (Kadam et al., 2019; Kumar et al., 2022; Malik et al., 2019). Asimismo, muchos investigadores han empleado ampliamente este método para evaluar la planificación y la gestión sostenible de subcuencas en áreas con escasez de datos (Moussaoui et al., 2024; Rakesh et al., 2023; Verma et al., 2023)

WSA refleja las preferencias de los responsables de la toma de decisiones en una función lineal aditiva. La mejor opción es aquella con la puntuación máxima satisfactoria después de transformar todos los criterios de evaluación a una sola dimensión (Vojtek, 2023), expresadas en la siguiente ecuación:

$$WSA = Pr_{p1} * W_{p1} + Pr_{p2} * W_{p2} + \dots + Pr_n * W_n \quad (1)$$

Donde WSA es el parámetro compuesto utilizado para el análisis de la suma ponderada, Pr es el rango de prioridad preliminar de cada parámetro morfométrico ($p1$, $p2$, ..., n) y W indica el peso de los parámetros morfométricos obtenidos mediante el análisis de correlación cruzada, el cual se encuentra expresado de la siguiente manera:

$$\text{Pesos del parámetro}(W) = \frac{\text{Suma de coeficientes de r correlación}}{\text{Total general de correlaciones}} \quad (2)$$

Análisis de componentes principales (PCA)

El PCA es una técnica de reducción de dimensionalidad muy utilizada en estadística y aprendizaje automático para mejorar la precisión de las características de aprendizaje y disminuir el tiempo y conserva la información esencial (Ramasubramanian et al., 2024). El PCA ha sido ampliamente empleado para gestionar conjuntos de datos de alta dimensión, con el propósito de condensar la información manteniendo la mayor parte de su variabilidad (Kumar et al., 2022; Sharma et al., 2023; Tiwari & Kushwaha, 2021), PCA. Además, selecciona las características más significativas transformando las variables originales en un conjunto de variables no correlacionadas llamadas componentes principales (PCs) (Wold et al., 1987).

Estos componentes explican la mayor parte de la varianza. En particular, el primer componente principal (PC1) contribuye más a la varianza total, el segundo componente principal (PC2), que no está correlacionado con el primero, maximiza su contribución a la diferencia residual (Van-Waaij et al., 2023). Los componentes restantes se calculan de la misma forma. El criterio principal de este método depende de un cambio completo de los parámetros iniciales. Finalmente, los componentes principales se obtienen mediante dos matrices el primer factor carga y matriz de rotación.

Métricas de validación

Los mapas obtenidos mediante técnicas estadísticas y análisis de componentes principales a menudo presentan ciertos errores (Adam et al., 2014). Por esta razón, resulta fundamental validar los resultados de clasificación obtenidos (C. Li et al., 2021).

La regresión de Poisson es un modelo fundamental y ampliamente utilizado para analizar variables de respuesta basadas en conteos, donde el resultado representa conteos de eventos u ocurrencias. Modela el logaritmo natural del conteo esperado como una función lineal de las variables predictoras, lo que permite interpretar los coeficientes como razones de tasas de incidencia (TIR) que describen cambios multiplicativos en las tasas de eventos (Schober & Vetter, 2021). La ecuación generalizada de un modelo de regresión de Poisson se expresa de la siguiente manera

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \cdots + \beta_p\chi_p \quad (3)$$

Donde: λ_i es la tasa esperada de ocurrencias para la observación i , β_0 es el intercepto del modelo, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ son los coeficientes asociados a las variables predictoras $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_p$, $\log(\lambda_i)$ es el logaritmo natural de la tasa de ocurrencias, lo que asegura que la tasa λ_i sea siempre positiva.

La correlación de Spearman, también conocida como rho de Spearman o coeficiente de correlación por rangos de Spearman, es una medida estadística no paramétrica utilizada para evaluar la relación monotónica, siendo especialmente adecuada para datos de escala ordinal. No asume una distribución normal ni ninguna relación predefinida entre los datos (Hauke & Kossowski, 2011). La ecuación utilizada es la siguiente:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (4)$$

Donde: d_i es la diferencia entre los rangos de cada par de observaciones, n es el número total de observaciones. Este coeficiente puede oscilar entre -1 y 1 , donde -1 indica una correlación negativa perfecta, 1 indica una correlación positiva perfecta y 0 indica ausencia de correlación.

La significancia de la correlación de Spearman se evalúa utilizando un test de hipótesis para determinar si la correlación observada es significativamente diferente de cero, lo que implicaría que hay una relación monotónica entre las variables (Lun et al., 2023).

Hipótesis nula (H_0) No hay una correlación monotónica significativa (es decir $\rho = 0$).

Hipótesis alternativa (H_1) Existe una correlación monotónica significativa (es decir $\rho \neq 0$).

La ecuación utilizada es la siguiente:

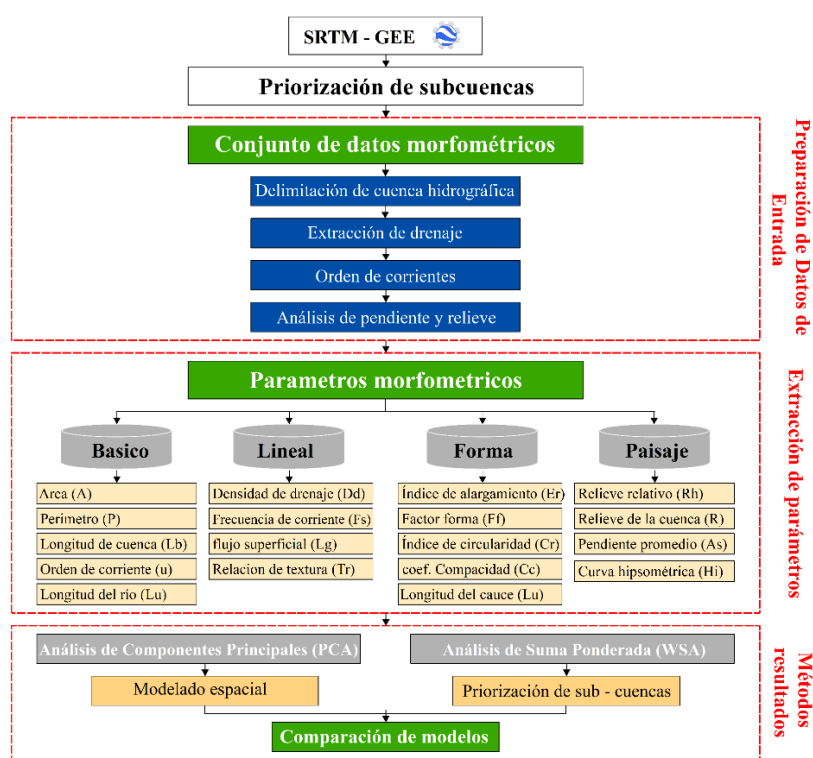
$$T = \frac{\rho\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-\rho^2}} \quad (5)$$

Donde: ρ es el coeficiente de correlación de Spearman, n es el número de observaciones. T es el estadístico que sigue una distribución t de Student con 13 grados de libertad.

La Figura 2 muestra el diagrama metodológico presentado, el cual ilustra los pasos realizados en el proceso de priorización de subcuencas, comenzando con la delimitación de la cuenca hidrográfica y la extracción de la red de drenaje utilizando datos morfométricos. A partir de este conjunto de datos, se calculan parámetros básicos, lineales, de forma y de paisaje, que son analizados mediante técnicas como el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el Análisis de Suma Ponderada (WSA). Este enfoque permite realizar un modelado espacial, priorizar subcuencas y comparar modelos para obtener los resultados deseados.

Figura 2

Diagrama de la metodología de trabajo



Nota: Detalle de los diferentes procesos según metodología de investigación

CAPÍTULO V

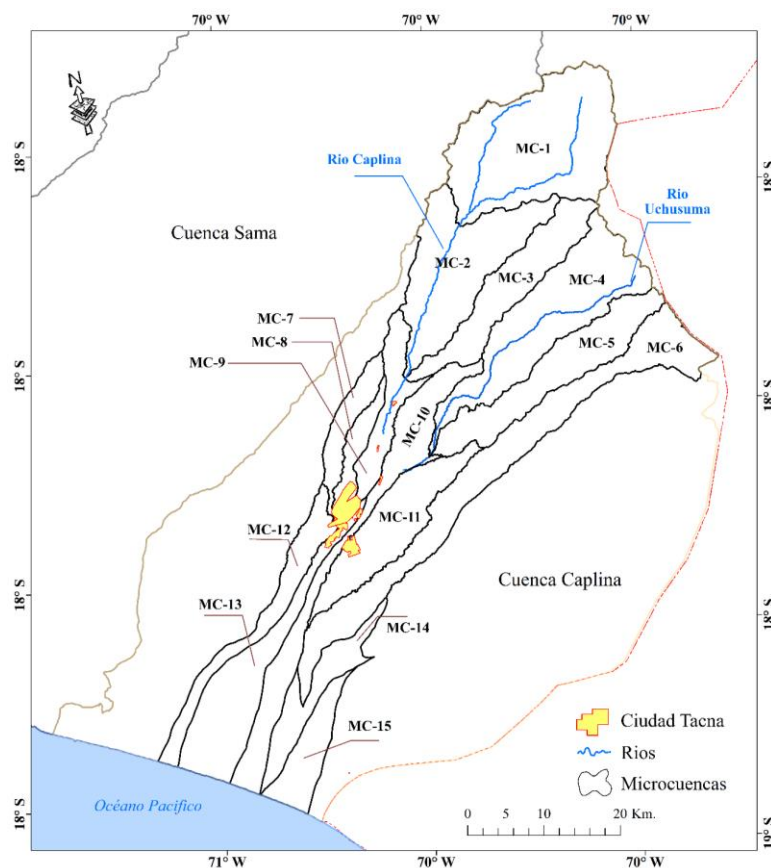
RESULTADOS

5.1. Desarrollo de parámetros morfométricos en microcuencas

El proceso inicia con la delimitación de las cuencas hidrográficas mediante un Modelo Digital de Elevación (DEM) corregido. Con herramientas SIG, se calcula la dirección del flujo hídrico e identifican los cursos de agua principales. A partir de los patrones de drenaje, se definen los límites de las 15 microcuencas y, posteriormente, se analizan sus características físicas, como la forma, la pendiente, la longitud del drenaje y el área, para evaluar su comportamiento hidrológico (Figura 3).

Figura 3

Segmentación a microcuencas



Nota: Identificación de las quince microcuencas

5.1.1. Parámetros básicos

Se realizó un análisis morfométrico de 15 microcuencas. Este análisis incluyó 18 parámetros para cada microcuenca, necesarios para determinar sus dimensiones, forma, área y características de la red de drenaje. Los resultados muestran que la microcuenca 8 es la más pequeña, con un área de 39,43 km², mientras que la microcuenca 1 es la más grande, con un área de 315,49 km² (Tabla 3). Más de un tercio de las microcuencas tienen áreas superiores a 150 km². La mayoría de las microcuencas son muy pequeñas. El área de una microcuenca influye directamente en su vulnerabilidad a inundaciones repentinas.

Tabla 3

Descripción de las características básicas de las microcuencas del río Caplina

Micro-cuenca	Area (km ²)	Perimetro (km)	Total de arroyos	Longitud cuenca km	Pendiente promedio (grados)	Elevación (m)		
						Max	Min	Media
MC-1	315,49	84,71	116	34,46	21,94	5698	2290	4205
MC-2	215,78	92,21	66	27,77	22,93	4584	1236	2592
MC-3	137,17	83,49	38	21,47	22,49	4814	1236	3060
MC-4	238,41	108,74	50	29,39	20,77	4958	982	3209
MC-5	158,98	93,72	42	23,35	18,91	4506	981	2837
MC-6	273,81	179,39	78	31,8	14,88	4537	110	1980
MC-7	51,16	55,86	18	12,26	10,75	1941	530	1196
MC-8	39,43	47,98	21	10,58	8,79	1607	531	1027
MC-9	74,39	74,94	31	15,17	9,83	2122	546	1170
MC-10	174,78	152,66	53	24,64	8,12	2251	4	663
MC-11	140,54	81,41	41	21,77	10,06	1724	250	703
MC-12	93,12	97,5	41	17,23	6,1	928	0	350
MC-13	161,13	96,46	59	23,53	3,88	694	0	140
MC-14	79,55	77,03	37	15,76	6,13	667	8	196
MC-15	71,21	49,59	31	14,8	6,08	268	0	80

Nota: Valores de área, perímetro, longitud de cuenca, pendiente y elevación de las microcuencas del río Caplina

Las características básicas de drenaje, incluyendo el orden de la corriente, el número de corrientes, la longitud de las corrientes. (Tabla 4)

Tabla 4*Longitud de drenajes*

Micro-cuenca	Orden drenaje (u)					Longitud total km
	1er orden	2do orden	3er orden	4to orden	5to orden	
MC-1	111,07	29,04	20,44	22,49	2,54	185,59
MC-2	83,57	19,76	28,21	0	0	131,54
MC-3	32,74	20,68	17,33	0	0	70,75
MC-4	53,91	35,61	25,65	22,56	0	137,73
MC-5	54,14	33,5	27,16	0	0	114,8
MC-6	99,42	35,91	62,27	0	0	197,6
MC-7	19,17	14,9	13,9	0	0	47,97
MC-8	21,15	5,08	12,1	0	0	38,32
MC-9	35,3	13,43	18,23	0	0	66,96
MC-10	104,98	46,51	26,86	0	0	178,35
MC-11	61,09	40,76	14,66	0	0	116,51
MC-12	48,08	23,36	2,99	0	0	74,43
MC-13	102,83	84,32	0,03	0	0	187,18
MC-14	48,15	19,57	16,18	0	0	83,9
MC-15	42,59	29,12	0	0	0	71,71

Nota: Longitud total del arroyo en cada microcuenca, clasificada por orden de drenaje.

En la Tabla 5 se evidencian los parámetros morfométricos que afectan, de manera directa o inversa el riesgo de crecidas repentinas en las microcuencas estudiadas.

Tabla 5

Parámetros morfométricos directa e inversamente proporcionales al riesgo de crecidas repentinas.

Micro-cuenca	Directamente proporcional							Inversamente proporcional				
	Dd	Fs	Cr	Tr	As	R	Rh	Er	Ff	Sf	Cc	Lg
MC-1	0,59	0,37	0,55	0,37	21,94	3,4	0,1	0,58	0,27	3,77	1,35	0,85
MC-2	0,61	0,31	0,32	0,38	22,93	3,35	0,12	0,6	0,28	3,58	1,77	0,82
MC-3	0,52	0,28	0,25	0,24	22,49	3,58	0,17	0,62	0,3	3,36	2,01	0,97
MC-4	0,58	0,21	0,25	0,28	20,77	3,98	0,14	0,59	0,28	3,62	1,99	0,87
MC-5	0,72	0,26	0,23	0,24	18,91	3,53	0,15	0,61	0,29	3,43	2,1	0,69
MC-6	0,72	0,29	0,11	0,24	14,88	4,43	0,14	0,59	0,27	3,69	3,06	0,69
MC-7	0,94	0,35	0,21	0,18	10,75	1,41	0,12	0,66	0,34	2,94	2,2	0,53
MC-8	0,97	0,53	0,22	0,25	8,79	1,08	0,1	0,67	0,35	2,84	2,16	0,51
MC-9	0,9	0,42	0,17	0,25	9,83	1,58	0,1	0,64	0,32	3,09	2,45	0,56
MC-10	1,02	0,3	0,09	0,24	8,12	2,25	0,09	0,61	0,29	3,47	3,26	0,49
MC-11	0,83	0,29	0,27	0,27	10,06	1,47	0,07	0,62	0,3	3,37	1,94	0,6
MC-12	0,8	0,44	0,12	0,29	6,1	0,93	0,05	0,63	0,31	3,19	2,85	0,63
MC-13	1,16	0,37	0,22	0,43	3,88	0,69	0,03	0,61	0,29	3,44	2,14	0,43
MC-14	1,06	0,47	0,17	0,34	6,13	0,66	0,04	0,64	0,32	3,12	2,44	0,47
MC-15	1,01	0,44	0,36	0,42	6,08	0,27	0,02	0,64	0,33	3,08	1,66	0,5

Nota: Dd - Densidad de drenaje; Fs - Frecuencia de corrientes; Cr - Relación circularidad; Tr - Relación de textura; As - Pendiente promedio en grados; R - Relieve de cuenca; Rh - Relieve relativo; Er - Relación

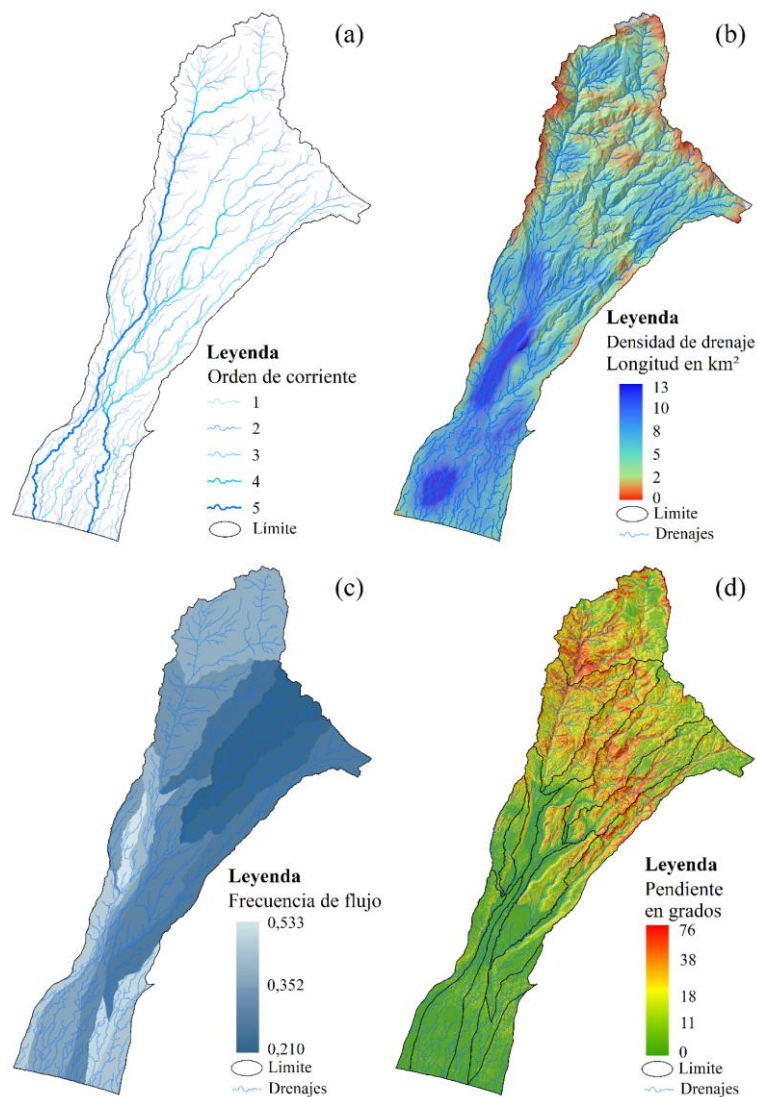
de alargamiento; Ff - Índice de forma; Sf - Factor de forma; Cc - Coeficiente de compacidad; Lg - Longitud del flujo superficial.

5.1.2. Parámetros lineales

La densidad de drenaje (Dd) se define como la longitud total de los segmentos de corriente por unidad de área. La Dd es baja en áreas permeables, con vegetación densa y topografía poco pronunciada. Por el contrario, se observa una alta densidad de drenaje en áreas con suelos débiles e impermeables, escasa vegetación y topografía montañosa. Las microcuencas 1, 2, 3 y 4 presentan una Dd baja, que varía de 0,52 a 0,61 km² (Tabla 5), mientras que las microcuencas 13, 14 y 15 tienen una Dd alta, que varía de 1,007 a 1,162 km². La Figura 4b muestra la distribución espacial de la Dd y sugiere que la parte sur de la cuenca presenta una alta densidad.

La frecuencia de la corriente (Fs) está inversamente relacionada con la permeabilidad y directamente con la rugosidad de la cuenca. Depende principalmente de las características litológicas, fisiográficas y de la precipitación en la zona. Una alta Fs sugiere la presencia de rocas superficiales, condiciones litológicas complejas y baja permeabilidad, lo que favorece una mayor erosión. En cambio, una baja Fs indica mayor permeabilidad y menor erosión. La Fs de las microcuencas hidrográficas varía de 0,21 a 0,53 por km², como se muestra en la Figura 4c. La frecuencia de corriente es muy baja en las cuencas hidrográficas 3, 4, 5, 6 y 11. Una Fs baja da como resultado una menor escorrentía superficial. Es alta a muy alta en las cuencas 1, 2, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, y 15 (Tabla 5). Un Fs alto en estas cuencas implica que tienen una baja infiltración de agua, por lo tanto, más escorrentía superficial y están provistas de vegetación.

Longitud de flujo superficial (Lg) es la distancia que recorre el agua a través de la superficie terrestre antes de concentrarse en canales específicos, lo que influye en el desarrollo hidrológico y geográfico de la cuenca. La Lg muestra valores que varían entre 0,43 y 0,96 (Tabla 5). Las microcuencas 1, 2, 3, 4, 5, y 6 se caracterizan por presentar un valor de Lg relativamente alto, lo que implica que la cuenca tiene un largo camino de flujo con escorrentía reducida; en cambio, las microcuencas 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, y 15 presentan un valor de Lg más bajo lo que significa que la escorrentía superficial ingresará a los canales de los arroyos muy rápidamente, por lo que, son altamente vulnerables a las inundaciones debido a la percolación reducida del agua.

Figura 4*Parámetros morfométricos de las microcuencas*

Nota: (a) Orden de drenajes. (b) densidad de drenaje. (c) frecuencia de corrientes y (d) pendientes en grados

Relación de textura (Tr) es la relación entre el total de segmentos de corriente y el perímetro de la cuenca, e indica el espaciamiento relativo de los arroyos por unidad de cuenca. El perímetro es de gran importancia en geomorfología. La relación de textura depende del desarrollo geomórfico de la cuenca, la litología subyacente, el tipo de suelo, el patrón de vegetación, la cantidad de precipitación y el relieve de la cuenca. En general, la Tr con valores bajos indica una textura moderada a baja; en cambio, una Tr con valores altos indica una textura alta.

5.1.3. Parámetros de forma

Relación de elongación (E_r) la relación de elongación varía entre 0,6 y 1 en diferentes contextos geológicos y climáticos. En áreas con pendientes pronunciadas y alto relieve, la relación de elongación varía entre 0,6 y 0,8. Una cuenca puede presentar una forma circular, ovalada o alargada. La relación de elongación de las microcuencas estudiadas varía entre 0,58 y 0,67, lo que indica una menor elongación de la cuenca, un alto gradiente, elevación y un efecto estructural moderado.

Factor forma (F_f): La relación entre el área de la cuenca y el cuadrado de su longitud se conoce como factor de forma. Una cuenca alargada tiene un valor proporcional al factor de forma. Una cuenca con un factor de forma de 1 es completamente circular, mientras que una cuenca con un factor de forma de 0 es muy alargada. El F_f de las microcuencas estudiadas varía entre 0,26 y 0,35, lo que indica que todas las microcuencas son alargadas.

Relación de circularidad (C_r) es la relación entre el área de la cuenca y el área de un círculo con el mismo perímetro. La relación de circularidad varía de 0 a 1. Mientras más se aproxime a 1, indica una forma más circular. En la Tabla 5, se describe que la relación de circularidad en todas las microcuencas es menor que 0,55, confirmando que son de forma alargada e irregular.

Coeficiente de compacidad (C_c) es la relación entre el perímetro de una cuenca y la circunferencia de un círculo que tiene la misma área que la cuenca (en kilómetros cuadrados). Se observa que el coeficiente de compacidad más alto se presenta en la microcuenca 10, y el más bajo en la microcuenca 1 ver (Tabla 5).

Índice de forma (S_f) es el inverso de la frecuencia de las corrientes y refleja el espaciamiento de los arroyos en la cuenca del río. Un valor alto sugiere un espaciamiento amplio en la distribución del flujo. El factor de forma de la microcuenca está entre 2,9 a 3,7, lo que indica una separación relativamente alta entre los arroyos.

5.1.4. Parámetros del paisaje

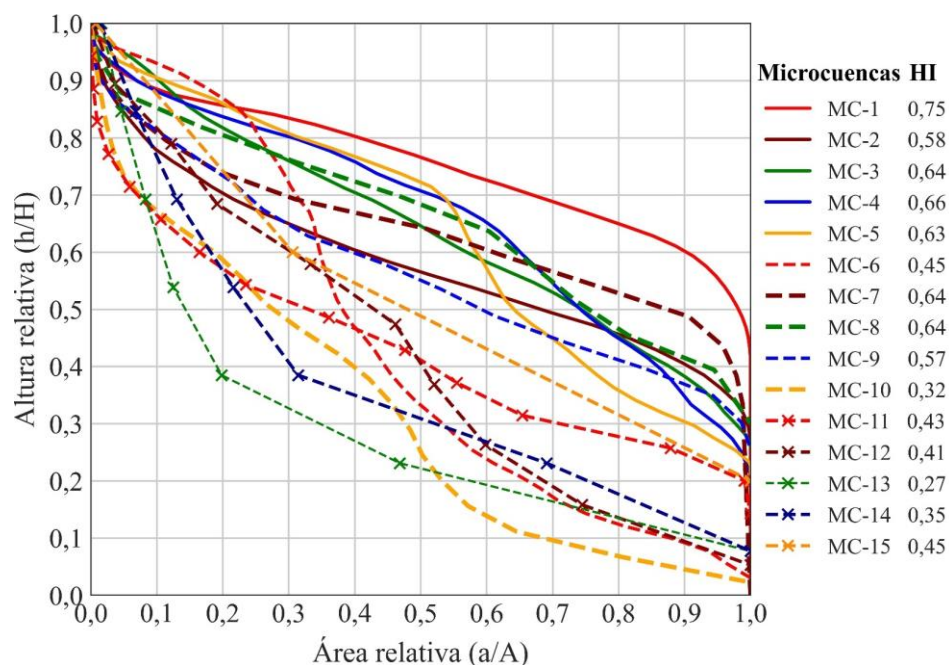
Relieve relativo (R_h) se calcula dividiendo el relieve total de la cuenca por la longitud de la misma. Este valor permite evaluar la pendiente de la cuenca y estimar la

generación de escorrentía, así como la intensidad del proceso erosivo en su interior. En la Tabla 5, las microcuencas 10, 11, 12, 13,14 y 15 evidencian valores más bajos; estos sugieren un relieve relativamente plano o suave, con pequeñas variaciones en la elevación.

Relieve de la cuenca (R) se refieren a la mayor elevación entre el punto más alto y el más bajo dentro de la cuenca. El R tiene un impacto significativo en las características de inundación y en el potencial de transferencia de sedimentos o materiales. Además, es uno de los factores clave que influye en el gradiente de la corriente. Los valores bajos de R favorecen las condiciones para la generación de escorrentía y el movimiento de escombros las microcuencas 7,8,9,10,11,12,13,14 y 15 presentan bajos valores, ver (Tabla 5).

Pendiente (As) del terreno está correlacionada con la capacidad del suelo para ser erosionado y negativamente correlacionada con su capacidad de infiltración. Un mayor porcentaje de pendiente resulta en una mayor erosión en una cuenca, siempre que otras variables permanezcan constantes. En cambio, una pendiente menor favorece una mayor infiltración en comparación con una pendiente más pronunciada, como se observa en la Figura 4d. Las pendientes mayores se encuentran en la parte media alta de la cuenca.

Curva hipsométrica (Hi) brinda una comparación del entorno erosivo previo en diferentes cuencas que comparten condiciones climáticas similares y tienen áreas aproximadamente equivalentes. Las formas de relieve jóvenes (en fase de desequilibrio) presentan curvas convexas hacia arriba con un Hi superior a 0,6; las formas de relieve maduras (en fase de equilibrio) muestran curvas en forma de S con un Hi que varía entre 0,3 y 0,6 mientras que las formas de relieve antiguas y severamente desgastadas tienen curvas cóncavas hacia arriba con un Hi inferior a 0,3. La microcuenca 13 se encuentra en una etapa antigua y desgastada, las microcuencas 1, 3, 4, 5, 7, y 8 son jóvenes, y las microcuencas 2, 6, 9, 10, 11, 12, 14 y 15 tienen un relieve maduro, como se muestra en la Figura 5.

Figura 5*Curva hipsométrica*

Nota: Etapas de desarrollo fluvial de subcuencas del Caplina

5.2. Evaluación de la susceptibilidad a inundaciones mediante análisis de sumas ponderados y componentes principales

5.2.1. Asignación de clasificaciones preliminares de prioridad de subcuencas

Los parámetros morfométricos presentados en la Tabla 6, como la Dd, Fs, Cr, Tr, As, R y Rh, tienen una relación directa con la vulnerabilidad a inundaciones repentinas. Las clasificaciones se asignaron de mayor a menor prioridad, es decir, rango 1 para la microcuenca con el valor máximo del parámetro y rango 15 para la microcuenca con el valor mínimo del parámetro.

De manera similar, Er, Ff, Sf, Cc y Lg muestran una relación inversa con la vulnerabilidad a inundaciones repentinas. Las clasificaciones se asignaron de menor a mayor prioridad, es decir, rango 1 para la microcuenca con el valor de parámetro más bajo y rango 15 para la microcuenca con el valor de parámetro más alto.

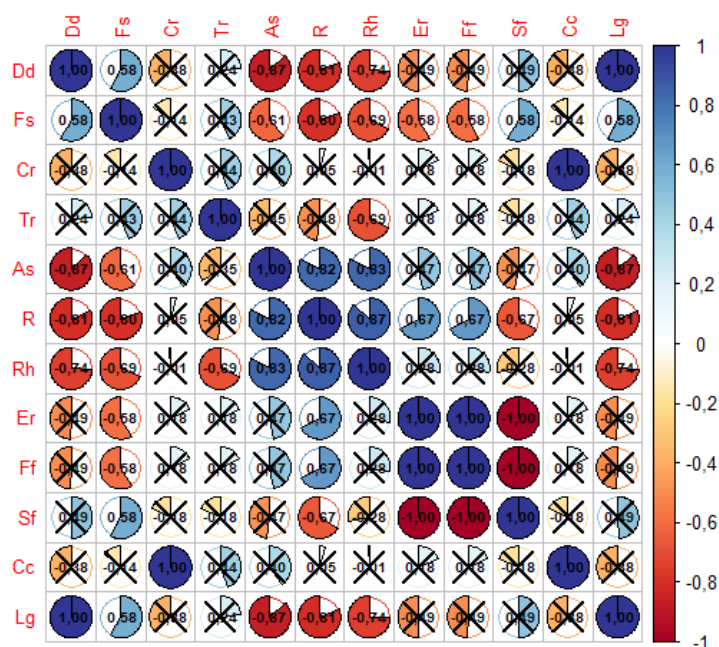
Tabla 6*Clasificaciones preliminares de prioridad*

Micro-cuencas	Dd	Fs	Cr	Tr	As	R	Rh	Er	Ff	Sf	Cc	Lg
MC-1	13	6	1	4	3	5	9	1	1	15	1	13
MC-2	12	9	3	3	1	6	5	4	4	12	3	12
MC-3	15	13	6	13	2	3	1	9	9	7	6	15
MC-4	14	15	5	7	4	2	4	3	3	13	5	14
MC-5	10	14	7	14	5	4	2	7	7	9	7	10
MC-6	11	12	14	12	6	1	3	2	2	14	14	11
MC-7	6	8	10	15	7	10	6	14	14	2	10	6
MC-8	5	1	9	10	10	11	8	15	15	1	9	5
MC-9	7	5	12	9	9	8	7	12	12	4	12	7
MC-10	3	10	15	11	11	7	10	5	5	11	15	3
MC-11	8	11	4	8	8	9	11	8	8	8	4	8
MC-12	9	3	13	6	13	12	12	10	10	6	13	9
MC-13	1	7	8	1	15	13	14	6	6	10	8	1
MC-14	2	2	11	5	12	14	13	11	11	5	11	2
MC-15	4	4	2	2	14	15	15	13	13	3	2	4

Nota: Los valores numéricos reflejan las prioridades asignadas a cada microcuenca según cada variable. Los valores más altos indican mayor prioridad para un criterio de inundaciones.

5.2.2. Correlaciones estadísticas entre variables

Se estima una matriz de correlación de las 12 variables para extraer la interrelación entre los diferentes parámetros morfométricos (Tabla 7). Esta se estimó con base en las clasificaciones preliminares de prioridad (Tabla 6). La matriz de correlación estadística muestra que la Dd tiene correlación positiva con Fs, Tr, Sf y Lg. Es decir, cuantos mayores sean los valores, mayor será vulnerabilidad a inundaciones y viceversa con Cr, As, R, Rh, Er, Ft y Cc. Es decir, cuanto mayor es el valor, menor será la vulnerabilidad a inundaciones repentinas. En la figura 6 las “X” indican que la correlación entre esas dos variables no es significativa, es decir, el p-valor asociado con esa correlación es mayor que el nivel de significancia. Esto significa que no hay evidencia suficiente para afirmar que exista una relación fuerte entre las dos variables.

Figura 6*Correlación y nivel de significancia*

Nota: El gráfico muestra las correlaciones entre las variables del conjunto de datos. Los valores numéricos en cada celda representan los coeficientes de correlación, mientras que las "X" indican aquellas correlaciones que no son estadísticamente significativas

Tabla 7*Matriz de correlación de Pearson*

	Dd	Fs	Cr	Tr	As	R	Rh	Er	Ff	Sf	Cc	Lg	Gt
Dd	1	0,58	-0,38	0,24	-0,87	-0,81	-0,74	-0,49	-0,49	0,49	-0,38	1	
Fs	0,58	1	-0,14	0,43	-0,61	-0,8	-0,69	-0,58	-0,58	0,58	-0,14	0,58	
Cr	-0,38	-0,14	1	0,44	0,4	0,05	-0,01	0,18	0,18	-0,18	1	-0,38	
Tr	0,24	0,43	0,44	1	-0,35	-0,48	-0,69	0,18	0,18	-0,18	0,44	0,24	
As	-0,87	-0,61	0,4	-0,35	1	0,83	0,83	0,48	0,48	-0,48	0,4	-0,87	
R	-0,81	-0,8	0,05	-0,48	0,83	1	0,87	0,67	0,67	-0,67	0,05	-0,81	
Rh	-0,74	-0,69	-0,01	-0,69	0,83	0,87	1	0,28	0,28	-0,28	-0,01	-0,74	
Er	-0,49	-0,58	0,18	0,18	0,48	0,67	0,28	1	1	-1	0,18	-0,49	
Ff	-0,49	-0,58	0,18	0,18	0,48	0,67	0,28	1	1	-1	0,18	-0,49	
Sf	0,49	0,58	-0,18	-0,18	-0,48	-0,67	-0,28	-1	-1	1	-0,18	0,49	
Cc	-0,38	-0,14	1	0,44	0,4	0,05	-0,01	0,18	0,18	-0,18	1	-0,38	
Lg	1	0,58	-0,38	0,24	-0,87	-0,81	-0,74	-0,49	-0,49	0,49	-0,38	1	
Sum	-0,85	-0,37	2,15	1,44	1,23	0,56	0,1	1,39	1,39	-1,39	2,15	-0,85	6,94
peso (w)	-0,12	-0,05	0,31	0,21	0,18	0,08	0,01	0,2	0,2	-0,2	0,31	-0,12	

Nota: Se analizan las correlaciones entre las variables seleccionadas, Sum - suma del coeficiente de correlación; GT – valor general de las correlaciones; W- valor ponderado de cada parámetro.

5.2.3. Clasificación mediante análisis de suma ponderada (WSA)

Los valores de los parámetros morfométricos (Ecuación (1)) se calcularon según su importancia utilizando el modelo de suma ponderada. Este proceso utilizó los valores de prioridad preliminares (Tabla 6) y los pesos finales de cada parámetro morfométrico (Tabla 7). Por ejemplo, el valor de WSA_{cp} . El valor de Dd (MC-1) se obtuvo multiplicando $13 \times -0,12 = -1,56$, y de manera similar para todas las siguientes WSA_{cp} . Por tanto, para cada parámetro existe una ponderación correspondiente (w). Los valores de WSA_{cp} se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8

Valores de WSA_{cp}

Micro-cuencas	Dd	Fs	Cr	Tr	As	R	Rh	Er	Ff	Sf	Cc	Lg
MC-1	-1,56	-0,32	0,31	0,83	0,53	0,4	0,13	0,2	0,2	-3	0,31	-1,59
MC-2	-1,47	-0,48	0,93	0,62	0,18	0,48	0,07	0,8	0,8	-2,4	0,93	-1,47
MC-3	-1,84	-0,7	1,86	2,7	0,35	0,24	0,01	1,8	1,8	-1,4	1,86	-1,84
MC-4	-1,72	-0,8	1,55	1,45	0,71	0,16	0,06	0,6	0,6	-2,6	1,55	-1,72
MC-5	-1,23	-0,75	2,17	2,91	0,89	0,32	0,03	1,4	1,4	-1,8	2,17	-1,23
MC-6	-1,35	-0,64	4,33	2,49	1,06	0,08	0,04	0,4	0,4	-2,8	4,33	-1,35
MC-7	-0,74	-0,43	3,09	3,11	1,24	0,8	0,09	2,8	2,8	-0,4	3,09	-0,74
MC-8	-0,61	-0,05	2,79	2,08	1,77	0,88	0,12	3	3	-0,2	2,79	-0,61
MC-9	-0,86	-0,27	3,71	1,87	1,59	0,64	0,1	2,4	2,4	-0,8	3,71	-0,86
MC-10	-0,37	-0,54	4,64	2,28	1,95	0,56	0,14	1	1	-2,2	4,64	-0,37
MC-11	-0,98	-0,59	1,24	1,66	1,42	0,72	0,16	1,6	1,6	-1,6	1,24	-0,98
MC-12	-1,1	-0,16	4,02	1,25	2,3	0,96	0,17	2	2	-1,2	4,02	-1,1
MC-13	-0,12	-0,37	2,48	0,21	2,66	1,04	0,2	1,2	1,2	-2	2,48	-0,12
MC-14	-0,25	-0,11	3,4	1,04	2,13	1,12	0,19	2,2	2,2	-1	3,4	-0,25
MC-15	-0,49	-0,21	0,62	0,42	2,48	1,2	0,22	2,6	2,6	-0,6	0,62	-0,49

Nota: Los valores son clave para analizar la influencia de las variables en las microcuencas y priorizar áreas según su criticidad o vulnerabilidad.

Se desarrolló un modelo basado en los resultados de la suma ponderada compuesta WSA_{cp} de diversos parámetros morfométricos para determinar la clasificación final de prioridades de subcuencas en función de su vulnerabilidad a inundaciones repentinas. Los parámetros se agruparon en dos categorías: aquellos que influyen directamente y aquellos que influyen indirectamente en las inundaciones. La prioridad se calculó restando los valores compuestos de ambos grupos, y las microcuencas con los valores más bajos recibieron las clasificaciones de mayor prioridad. El modelo WSA, ver (Tabla 9), indica

que las microcuencas 6, 10 y 1 tienen una clasificación de prioridad más alta y presentan un valor previo de ranking bajo. En contraste, las microcuencas 15, 7 y 8, que tienen el valor de clasificación de prioridad más bajo el ranking es más alto respectivamente. Los resultados indican que la mayor parte de la subcuenca en su parte media es altamente vulnerable a inundaciones repentinas.

Tabla 9

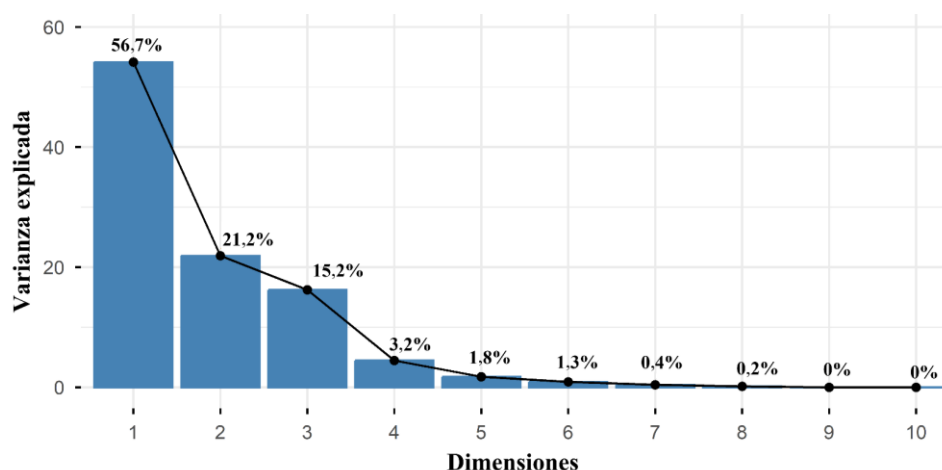
Ranking final y áreas prioritarias de las microcuencas

Micro-cuencas	WSAcp(+)	WSAcp(-)	Prioridad	Clasificación Prioridad	clase de Prioridad
MC-1	0,29	-3,89	4,18	13	Muy bajo
MC-2	0,33	-1,34	1,67	7	Medio
MC-3	2,63	2,22	0,41	5	Alto
MC-4	1,41	-1,57	2,98	11	Bajo
MC-5	4,33	1,94	2,39	10	Bajo
MC-6	6,02	0,98	5,04	15	Muy bajo
MC-7	7,17	7,57	-0,39	3	Muy alto
MC-8	6,96	7,98	-1,02	1	Muy alto
MC-9	6,79	6,86	-0,07	4	Alto
MC-10	8,68	4,07	4,60	14	Bajo
MC-11	3,63	1,86	1,77	9	Medio
MC-12	7,44	5,72	1,72	8	Medio
MC-13	6,09	2,75	3,34	12	Bajo
MC-14	7,53	6,56	0,96	6	Alto
MC-15	4,23	4,74	-0,51	2	Muy alto

Nota: El ranking final de las microcuencas en función de los valores de WSAcp(+) y WSAcp(-), así como la prioridad y clasificación asignadas a cada microcuenca. El ranking refleja la combinación de las influencias positivas y negativas de los parámetros evaluados.

5.2.4. Clasificación mediante el análisis de componentes principales (PCA)

El enfoque de Análisis de Componentes Principales (PCA) fue utilizado para obtener, inicialmente, la matriz de cargas factoriales, seguida de la obtención de la matriz de cargas rotadas mediante una transformación ortogonal (Tabla 12). Se seleccionaron las tres primeras componentes principales, ya que juntas explican el 93,1 % de la varianza total del modelo. Las componentes principales adicionales no contribuyen significativamente a la explicación de la varianza y generan ruido en el modelo, como se muestra en la Figura 7.

Figura 7*Componentes principales*

Nota: La figura presenta la varianza total explicada por cada componente principal, destacando que las tres primeras componentes explican el 93,1 % de la varianza total

Tabla 10*Varianza total acumulada de las componentes principales (PCA).*

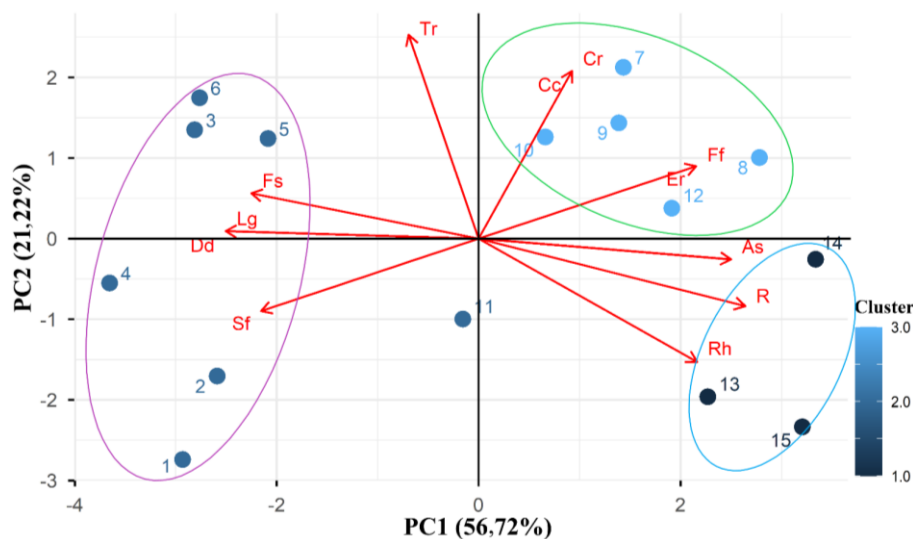
Comp.	Valores iniciales			Suma de cargas cuadradas			Suma rotacional cuadradas		
	Total	Var. %	Acum. %	Total	Var. %	Acum. %	Total	Var. %	Acum. %
1	6,81	56,72	56,72	6,81	56,72	56,72	4,38	36,51	36,51
2	2,55	21,22	77,93	2,55	21,22	77,93	4,19	34,93	71,43
3	1,82	15,17	93,1	1,82	15,17	93,1	2,6	21,67	93,1
4	0,38	3,18	96,28						
5	0,22	1,8	98,08						
6	0,16	1,34	99,42						
7	0,03	0,22	99,63						
8	0,02	0,18	100						
9	0,02	0,13	100						
10	0,01	0,05	100						
11	0	0,01	100						
12	0	0	100						

Nota: La tabla presenta la varianza total explicada en el análisis de componentes principales (PCA) para las variables morfométricas. En las columnas se detallan los valores iniciales, la suma de cargas cuadradas y la suma rotacional de cada componente principal.

La Figura 8 muestra un biplot de pc1 vs pc2, que explica un 78 % de la variación y describe adecuadamente las diferencias morfométricas entre las microcuencas. Las flechas indican qué parámetros explican esa separación; las flechas más largas representan las variables más influyentes en este plano, mientras que las flechas con un ángulo pequeño representan variables correlacionadas. Los parámetros Dd–Fs–Tr van juntos, lo que indica una mayor conectividad de escurrimiento, mientras que las flechas opuestas marcan contrastes, como ocurre con Lg, que presenta una relación inversa respecto de Dd/Fs, porque una mayor densidad de drenaje suele implicar una menor longitud media de flujo superficial. Las variables As–R–Rh, asociadas a la pendiente y a la energía del relieve, así como los parámetros de forma Cr, Cc, Ff/Sf y Er, permiten diferenciar microcuencas más compactas y circulares de aquellas más alargadas, según la orientación de esas flechas.

Figura 8

Biplot PCA



Nota: El biplot muestra la distribución de las microcuencas en el espacio de las componentes principales (PC1 y PC2), destacando su agrupamiento según características morfométricas

Los puntos en el biplot representan las microcuencas, y su posición en el espacio PCA refleja su similitud o diferencia morfométrica. Las microcuencas cercanas entre sí tienen una morfometría similar, mientras que las separadas muestran características distintas. Las microcuencas cercanas a la dirección As–R–Rh son más planas, con menor

relieve relativo, lo que indica una respuesta hidrológica más lenta y mayor potencial para inundaciones. Aquellas cercanas a Dd–Fs–Tr tienen una red de drenaje más densa y un relieve más energético, mientras que las que se desplazan hacia Cr–Cc–Ff/Sf tienden a ser más compactas y alargadas, con tiempos de concentración más largos. Los clústeres representados por las elipses agrupan microcuencas según sus características morfométricas: uno asociado a microcuencas más disectadas por drenaje, otro a aquellas con relieve más energético y un tercero a microcuencas más compactas y alargadas. Las flechas que definen estas direcciones indican las variables que caracterizan a cada grupo.

5.2.4.1. Matriz de carga del primer factor

El análisis PCA identifica los parámetros prioritarios relacionados con las inundaciones, mostrando la correlación entre factores morfométricos. Se genera una matriz de carga factorial que refleja la intensidad de la relación entre los parámetros geomorfológicos y la variable asociada. El PCA reduce los 12 parámetros a tres componentes principales (PCs) mediante transformaciones ortogonales, obteniendo la matriz de carga del primer componente y la matriz de carga rotada. La Tabla 10 indica que el 93,10 % de la varianza total es explicada por los tres primeros componentes. Según la Tabla 11, el PC1 está fuertemente correlacionado ($>0,90$) con As y R, y moderadamente con Dd, Fs, Rh, Er, Ff, Sf y Lg. El PC2 se correlaciona principalmente con Cr, Tr y parcialmente con Cc, mientras que el PC3 presenta una correlación baja ($<0,53$) con todas las variables.

Tabla 11

Matriz de carga factorial sin rotar de variables morfométricas

Parametros morfometricos	Componentes principales extraídos		
	PC1	PC2	PC3
Dd	-0,89	0,041	-0,339
Fs	-0,802	0,231	0,234
Cr	0,365	0,823	0,339
Tr	-0,091	0,887	-0,318
As	0,923	0,022	0,348
R	0,94	-0,265	0,009
Rh	0,715	-0,537	0,387
Er	-0,838	-0,152	0,519
Ff	-0,834	-0,155	0,525

Sf	0,844	0,161	-0,499
Cc	-0,256	-0,771	-0,515
Lg	0,899	0,028	0,321

Nota: La tabla muestra la matriz de carga factorial sin rotar de las variables morfométricas extraídas mediante PCA. Los valores indican la correlación de los parámetros con los tres componentes principales.

5.2.4.2. Rotación de la matriz de carga del primer factor

Cuando algunos factores están fuertemente correlacionados con otras variables, mientras que otros presentan una correlación moderada, baja o incluso insignificante con otras variables, resulta difícil definir un componente sustancialmente significativo. Por lo tanto, la matriz de carga del primer componente fue posteriormente rotada para facilitar su interpretación y superar la dificultad de identificar variables significativamente asociadas. Después de multiplicar la matriz de transformación por la matriz de carga del primer componente factorial seleccionado, se genera la matriz de carga del factor rotado. El primer componente ($> 0,90$) está altamente correlacionado con Rh y moderadamente asociado con Dd, Lg y R, según la Tabla 12.

Tabla 12

Matriz de carga factorial rotada

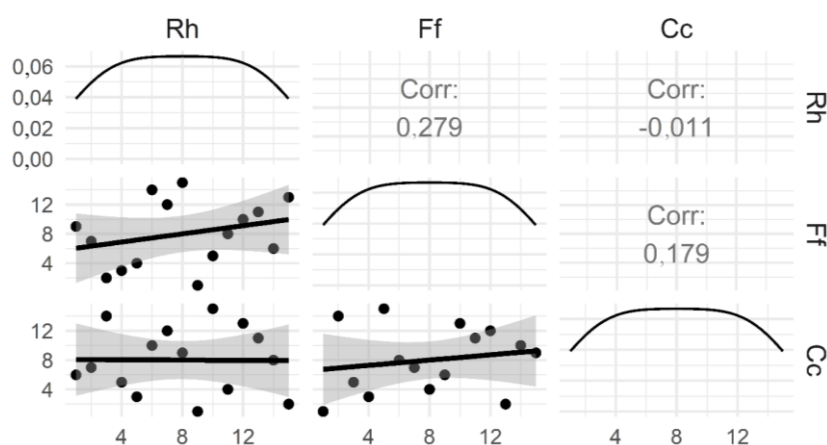
Parametros morfometricos	Componentes principales calculados		
	PC1	PC2	PC3
Dd	-0,836	-0,364	-0,277
Fs	-0,52	-0,678	0,14
Cr	0,109	0,145	0,945
Tr	-0,619	0,308	0,647
As	0,838	0,391	0,344
R	0,772	0,596	-0,045
Rh	0,948	0,129	-0,182
Er	-0,22	-0,968	-0,096
Ff	-0,213	-0,97	-0,095
Sf	0,233	0,96	0,113
Cc	-0,157	0,063	-0,947
Lg	0,803	0,394	0,333

Nota: La tabla muestra la matriz de carga factorial rotada de las variables morfométricas calculadas mediante PCA. Los valores reflejan la correlación de cada parámetro con los tres componentes principales (PC1, PC2 y PC3).

El segundo componente está fuertemente correlacionado con Ef, Sf y Sr, y presenta una correlación baja con todas las variables restantes. El tercer componente tiene una correlación alta ($> 0,90$) con Cc y Cr, mientras que las demás variables presentan una correlación insignificante. Este puede denominarse como un componente del proceso de organización para la cuenca del río Caplina, como se muestra en la Tabla 12. Asimismo, se identificaron los tres parámetros más relevantes, es decir, Rh (relieve relativo), Ff (factor de forma) y Cc (coeficiente de compacidad). Finalmente, estos parámetros se utilizaron para la priorización de subcuencas, debido a que no están interrelacionados entre sí (Figura 9).

Figura 9

Matriz de correlación de Pearson



Nota: Correlación entre parámetros morfométricos basada en el método PCA.

Para la priorización final, presentada en la Tabla 13, se aplicó el método de suma ponderada, teniendo en cuenta los factores más relevantes del PCA (Ecuación 6). El análisis revela que las microcuencas 12 y 14 mantienen una calificación general de Cp baja, de 4,33, con un ranking de 1 y 2, respectivamente; por lo tanto, su prioridad es muy alta. Mientras tanto, la microcuenca 1 presenta el valor máximo de Cp, de 12,33, con un ranking de 15 y, por consiguiente, la prioridad más baja. Esta diferencia en la vulnerabilidad a inundaciones y en las posibles intervenciones es de suma importancia. El mapa prioritario de las microcuencas de la cuenca del río Caplina, mostrado en la Figura 10, demuestra que las iniciativas de implementación de medidas de protección

frente a flujos de detritos en las microcuencas 7 y 8 pueden ampliarse a las microcuencas 9 y 10, así como a otras subcuencas, según la clasificación de prioridad.

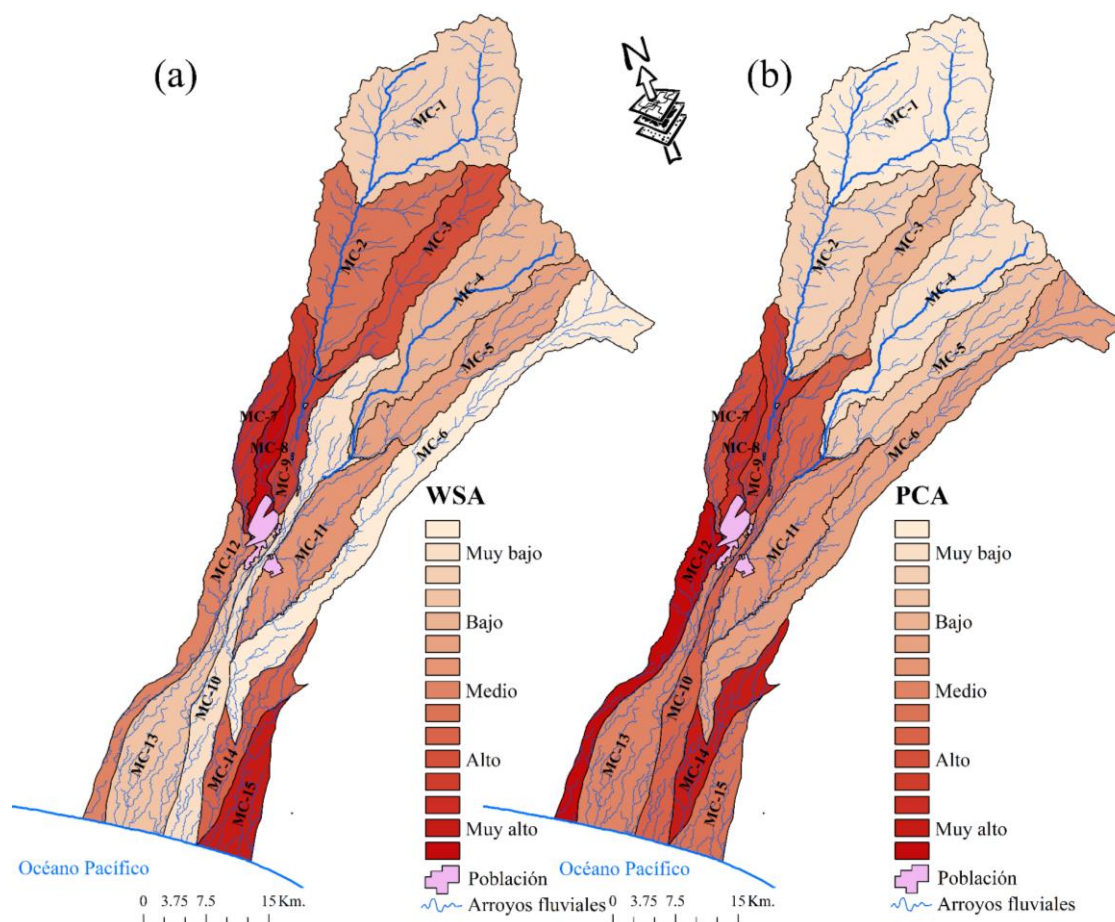
$$PCA = \frac{Rh + Ff + Cc}{3} \quad (6)$$

Tabla 13

Clasificación final PCA

Micro-cuencas	Rh	Ff	Cc	Parametro compuesto Cp	Ranking de Prioridad	Clase prioridad
MC-1	7	15	15	12,33	15	Muy bajo
MC-2	11	12	13	12	13	Muy bajo
MC-3	15	7	10	10,67	11	Bajo
MC-4	12	13	11	12	14	Muy bajo
MC-5	14	9	9	10,67	12	Bajo
MC-6	13	14	2	9,67	10	Bajo
MC-7	10	2	6	6	5	Alto
MC-8	8	1	7	5,33	3	Muy alto
MC-9	9	4	4	5,67	4	Alto
MC-10	6	11	1	6	6	Alto
MC-11	5	8	12	8,33	9	Medio
MC-12	4	6	3	4,33	1	Muy alto
MC-13	2	10	8	6,67	8	Medio
MC-14	3	5	5	4,33	2	Muy alto
MC-15	1	3	14	6	7	Medio

Nota: Resultados de la clasificación final obtenida mediante el análisis de Componentes Principales (PCA) de las microcuencas.

Figura 10*Mapas de susceptibilidad de inundaciones repentinas*

Nota: Mapas que muestran la priorización de microcuencas en la cuenca del río Caplina utilizando WCA (a) y PCA métodos (b).

5.3. Validación de la precisión de mapas de susceptibilidad

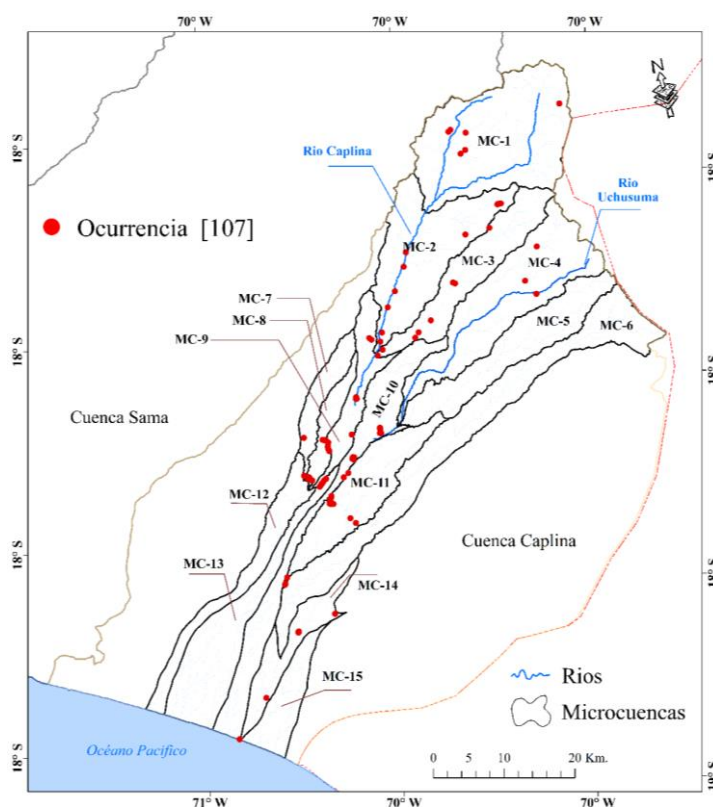
5.3.1. Mapa de inventario

La elaboración de un mapa de inventario de inundaciones repentinas constituye un componente fundamental para analizar la interacción entre estos eventos hidrometeorológicos y los factores condicionantes que los favorecen. En este estudio, se recurrió a una combinación de fuentes, entre ellas, información histórica proporcionada por el Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico (INGEMMET); reportes técnicos publicados por el Instituto Geofísico del Perú (IGP); trabajo de campo, mediante el cual se identificaron zonas afectadas por inundaciones; y, por último, el análisis de imágenes

satelitales disponibles en Google Earth, correspondientes a períodos anteriores y posteriores a las inundaciones. Esta triangulación permitió identificar con precisión 107 sitios con evidencia de inundaciones, como se muestra en la Figura 11.

Figura 11

Mapa de inventario de inundaciones



Nota: Puntos rojos evidencia zonas de inundaciones basado en datos históricos

El modelo de validación utilizó un análisis de conteo de eventos empleando distribuciones de Poisson para modelar la frecuencia de los eventos. Además, se utilizó el coeficiente de correlación de Spearman (ρ de Spearman). Dado que la susceptibilidad se expresa en categorías ordinales (muy baja a muy alta), para evitar sesgos por tamaño de microcuenca, se analizó entre la clase ordinal de susceptibilidad y número de ocurrencias.

5.3.2. Validación del modelo análisis de sumas ponderadas

La tabla 14 muestra datos de distintas subcuencas, clasificadas del modelo WSA. Incluye la cantidad de eventos registrados, el área en km² y la densidad de eventos (eventos por km²).

Tabla 14

Distribución y densidad de eventos WSA

Micro-cuencas	clase	Puntuación	N eventos	Área km ²	Densidad eventos
MC-1	Muy bajo	1	7	315,49	0,022
MC-6	Muy bajo	1	0	273,81	0
MC-10	Bajo	2	14	174,78	0,08
MC-4	Bajo	2	3	238,41	0,013
MC-13	Bajo	2	6	161,13	0,037
MC-5	Bajo	2	0	158,98	0
MC-11	Medio	3	22	140,54	0,157
MC-2	Medio	3	11	215,78	0,051
MC-12	Medio	3	0	93,12	0
MC-3	Alto	4	8	137,17	0,058
MC-14	Alto	4	8	79,55	0,101
MC-9	Alto	4	8	74,39	0,108
MC-7	Muy alto	5	8	51,16	0,156
MC-15	Muy alto	5	0	71,21	0
MC-8	Muy alto	5	12	39,43	0,304

Nota: La tabla muestra la distribución de eventos por subcuenca, incluyendo su clasificación por exposición, el número de eventos y la densidad de eventos mediante WSA.

El modelo lineal generalizado de Poisson (GLM) (Figura 12) indica que el coeficiente estimado para SCORE fue $\beta = 0,5091$ (EE = 0,074; $z = 6,845$; $p < 0,001$), con un intervalo de confianza del 95 % para β de [0,363, 0,655]. Este resultado se interpreta de forma más directa mediante la razón de tasas (IRR), que es 1,664, lo que significa que, por cada incremento de una clase, la tasa esperada de ocurrencias, ajustada por área se multiplica por 1,664, equivalente a un incremento aproximado del 66,4 % en la tasa por cada nivel adicional de susceptibilidad. El intervalo de confianza del 95 % para el IRR, obtenido como es aproximadamente [1,44, 1,93], lo cual respalda que el efecto es positivo y consistente.

También puede expresarse como un contraste entre los extremos de la escala ordinal, de 1 (muy baja) a 5 (muy alta), lo que implica cuatro incrementos. Según el modelo, la razón de tasas esperadas entre las categorías muy alta y muy baja sería

aproximadamente de 7,7. Es decir, las microcuencas clasificadas como de susceptibilidad muy alta tendrían, en promedio, una tasa de ocurrencias entre 7 y 8 veces superior a la de las microcuencas clasificadas como de susceptibilidad muy baja. Este resultado constituye una evidencia estadística robusta de que la clasificación de susceptibilidad jerarquiza de manera adecuada las microcuencas en función de la concentración esperada de eventos.

Figura 12

Poisson con desplazamiento log (Área km²) WSA

=====						
Dep. Variable:	N_EVENTOS	No. Observations:	15			
Model:	GLM	Df Residuals:	13			
Model Family:	Poisson	Df Model:	1			
Link function:	Log	Scale:	1,0000			
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-67,065			
Date:	Sat, 28 Feb 2026	Deviance:	89,908			
Time:	15;41;52	Pearson chi2:	79,2			
No. Iterations:	5	Pseudo R-squ. (CS):	0,9551			
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0,025	0,975]

const	-4,4728	0,260	-17,170	0,000	-4,983	-3,962
SCORE	0,5091	0,074	6,845	0,000	0,363	0,655
=====						

Nota: Resultados de la regresión del modelo lineal generalizado

La correlación de Spearman entre las clases y la densidad de ocurrencias fue moderada y positiva ($\rho = 0,508$), con un valor de p de 0,053, cercano al umbral convencional de significancia ($\alpha = 0,05$). Este resultado sugiere que las microcuencas clasificadas con mayor susceptibilidad tienden a tener una mayor concentración de eventos por unidad de área, lo cual es conceptualmente relevante para la validación cuando las unidades espaciales presentan diferentes tamaños de área. Aunque la evidencia estadística es marginal bajo un criterio estricto de significancia del 5 %, el tamaño del efecto ($\rho \approx 0,51$) respalda la hipótesis de que la clasificación de susceptibilidad captura, al menos parcialmente, el gradiente esperado de ocurrencias al controlar el efecto del tamaño de la microcuenca.

5.3.3. Validación del modelo de análisis de componentes principales

La Tabla 15 muestra datos de distintas subcuencas, clasificadas mediante el modelo PCA. Incluye la cantidad de eventos registrados, el área en km² y la densidad de eventos (eventos por km²).

Tabla 15

Distribución y densidad de eventos PCA

Micro-cuencas	clase	Puntuación	N eventos	Área km ²	Densidad eventos
MC-1	Muy bajo	1	7	315,49	0,022
MC-2	Muy bajo	1	11	215,78	0,051
MC-4	Muy bajo	1	3	238,41	0,013
MC-3	Bajo	2	8	137,17	0,058
MC-5	Bajo	2	0	158,98	0
MC-6	Bajo	2	0	273,81	0
MC-13	Medio	3	6	161,13	0,037
MC-11	Medio	3	22	140,54	0,157
MC-15	Medio	3	0	71,21	0
MC-7	Alto	4	8	51,16	0,156
MC-10	Alto	4	14	174,78	0,08
MC-9	Alto	4	8	74,39	0,108
MC-8	Muy alto	5	12	39,43	0,304
MC-12	Muy alto	5	0	93,12	0
MC-14	Muy alto	5	8	79,55	0,101

Nota: La tabla muestra la distribución de eventos por subcuenca, incluyendo su clasificación por exposición, el número de eventos y la densidad de eventos mediante PCA.

En la Figura 13, el coeficiente estimado para SCORE fue $\beta = 0,4147$ (EE = 0,068; $z = 6,063$; $p < 0,001$), con un intervalo de confianza del 95 % para β de [0,281, 0,549]. Esto da lugar a una razón de tasas (IRR) de 1,514, lo que implica que cada incremento en la clasificación de susceptibilidad aumenta la tasa esperada de ocurrencias en un 51,4 %. El intervalo de confianza para el IRR, calculado como [1,324, 1,732], respalda la relación positiva y estadísticamente significativa. Este gradiente también se interpreta como una razón de tasas esperadas de 5,25 entre las categorías muy alta y muy baja. El modelo presenta un Pseudo R² de 0,913, lo que indica una alta capacidad explicativa.

Figura 13

Poisson con desplazamiento log (Área km²) PCA

=====					
Dep. Variable:	N_EVENTOS	No. Observations:	15		
Model:	GLM	Df Residuals:	13		
Model Family:	Poisson	Df Model:	1		
Link Function:	Log	Scale:	1,0000		
Method:	IRLS	Log-Likelihood:	-72,026		
Date:	Sun, 01 Mar 2026	Deviance:	99,829		
Time:	22:49:16	Pearson chi2:	85,8		
No. Iterations:	5	Pseudo R-squ. (CS):	0,9130		
Covariance Type:	nonrobust				
=====					
	coef	std err	z	P> z	[0,025 0,975]

const	-4,1850	0,238	-17,552	0,000	-4,652 -3,718
SCORE	0,4147	0,068	6,063	0,000	0,281 0,549

=====					

Nota: Resultados de la regresión del modelo lineal generalizado

La correlación de Spearman entre las clases y la densidad de ocurrencias fue moderada y positiva ($\rho = 0,44$), con un valor p-valor de 0,10, lo que indica una tendencia a que las microcuencas de mayor susceptibilidad presenten mayor concentración de eventos por unidad de área, aunque esta evidencia no alcanza significancia bajo el umbral convencional de 0,05.

DISCUSIONES

El análisis morfométrico de cuencas puede priorizar eficazmente las áreas con alto riesgo de inundaciones repentinas, lo que ayuda en la planificación de la gestión de cuencas hidrográficas (Kotinas, 2021). Uno de los parámetros más relevantes es la densidad de drenaje (Dd), que refleja la rapidez de la escorrentía superficial. Las microcuencas con alta Dd (MC-13, MC-14, MC-15) muestran un drenaje más rápido, lo que aumenta la probabilidad de inundaciones debido a su escasa capacidad de infiltración (Raikwar & Pagare, 2019; Stoica et al., 2022). Asimismo, la pendiente media (As) revela que en las microcuencas situadas en la parte media y baja de la cuenca, se reduce la velocidad del flujo, lo que favorece la infiltración del agua. Sin embargo, este proceso también puede generar inundaciones al acumular más agua en el terreno. Por otro lado, las microcuencas ubicadas en la parte alta de la cuenca, con pendientes más pronunciadas, presentan un flujo más rápido, lo que aumenta la escorrentía superficial y reduce la infiltración (Rahardjo, 2020), en consecuencia, las hace menos propensas a inundaciones repentinas.

Los estudios demuestran que parámetros morfométricos como el factor de forma (Ff), presente en las microcuencas con formas más alargadas y baja circularidad (como la MC-7, MC-8 y MC-9) suelen presentar una mayor susceptibilidad a inundaciones debido a la rápida concentración de la escorrentía, en comparación con las cuencas de forma más compacta y circular (Obeidat et al., 2021). El análisis de la curva hipsométrica (Hi) permite clasificar las microcuencas en jóvenes, maduras y antiguas, según su fase de equilibrio topográfico (Strahler, 1952). Las microcuencas 7, 8, 9 y 10 son vulnerables a inundaciones debido a su relieve joven y pendientes pronunciadas, ya que presentan escorrentía rápida, lo que aumenta el riesgo de inundaciones y erosión (Mohammed, 2023). Estas microcuencas requieren atención especial para evitar acumulaciones de agua que puedan afectar la infraestructura y los ecosistemas.

El modelo de suma ponderada (WSA) permitió generar una clasificación preliminar de las microcuencas a partir de sus atributos morfométricos, constituyendo una herramienta eficaz para jerarquizar espacialmente la susceptibilidad a inundaciones e identificar áreas potencialmente más vulnerables (Meral & Eroğlu, 2021; Tehrany et al.,

2014). Este enfoque resulta particularmente pertinente al integrar en un único índice la contribución relativa de múltiples parámetros (relieve, forma, drenaje), lo que no solo facilita la delimitación de microcuencas con mayor vulnerabilidad, sino también la interpretación de las variables morfométricas que tienen un mayor impacto en la respuesta hidrológica esperada. Sin embargo, la robustez del modelo depende de la coherencia del esquema de ponderaciones y su validación frente a datos observacionales. En este sentido, el uso del WSA se ve fortalecido cuando se complementa con métricas de validación basadas en ocurrencias reales (Hu & Mehrotra, 2012).

El análisis de componentes principales (PCA) proporcionó una visión complementaria al reducir la dimensionalidad del problema, identificando tres componentes principales que explican el 93,1 % de la varianza total. Las variables más relevantes para la vulnerabilidad a inundaciones fueron la energía del relieve (R_h), el factor forma (F_f), y el coeficiente de compactación (C_c), que se correlacionaron fuertemente con las microcuencas más susceptibles. Este enfoque tiene varias ventajas respecto a métodos tradicionales, que tienden a considerar cada parámetro de manera aislada. Al integrar varias variables en un solo modelo, el PCA ha permitido reconocer patrones, que de otro modo, podrían haber pasado desapercibidos. Esto coincide con los hallazgos de Abdrabo et al. (2023) y Wu (2021), quienes argumentan que el PCA es altamente efectivo en el análisis de riesgo hidrológico, especialmente cuando se enfrentan múltiples factores morfométricos interrelacionados. Diversos estudios han demostrado que parámetros geomorfométricos, como la densidad de drenaje, la relación de bifurcación, el relieve de la cuenca y la pendiente, están estrechamente correlacionados con las microcuencas propensas a inundaciones (Ahmed et al., 2023).

Aunque tanto el modelo WSA como el análisis de componentes principales (PCA) han sido efectivos para identificar las áreas de mayor riesgo de inundaciones, es importante reconocer algunas limitaciones inherentes a estos enfoques. Ambos modelos se basan principalmente en parámetros morfométricos, lo cual puede no capturar completamente la complejidad de los factores que influyen en las inundaciones. Elementos como las condiciones climáticas, el uso del suelo, las características de la vegetación y factores socioeconómicos (AlRifai et al., 2025; Chissende et al., 2025), juegan un papel crucial en la dinámica de las inundaciones, pero no están contemplados

directamente en estos modelos. Por lo tanto, sería beneficioso combinar el WSA y el PCA con otros enfoques que integren estos factores adicionales, lo que permitiría obtener una evaluación más holística y precisa del riesgo de inundaciones. Esta integración enriquecería el análisis y proporcionaría una base más sólida para la toma de decisiones en la gestión de riesgos de inundaciones.

La construcción de un inventario de 107 evidencias de inundación repentina, obtenidas de fuentes institucionales, trabajo de campo e interpretación de imágenes, proporciona una base sólida para contrastar los mapas de susceptibilidad. Esto permite relacionar las ocurrencias observadas con la clasificación espacial de los modelos. Dado que el análisis se realiza sobre microcuencas y con una variable respuesta tipo conteo, se utilizó un modelo GLM Poisson con offset log (Área) para evitar sesgos por tamaño y evaluar si un aumento en la susceptibilidad (SCORE) incrementa la tasa de ocurrencias por unidad de área (Scott Long, 1997). Las métricas complementarias, como el coeficiente de Spearman, evalúan la capacidad del mapa para priorizar eventos y el patrón monótono entre la jerarquía del mapa y las ocurrencias.

El rendimiento del modelo WSA muestra un desempeño sólido y coherente con la hipótesis central de la susceptibilidad; en particular, el Modelo Lineal Generalizado de Poisson (MLG) evidencia que cada nivel adicional de susceptibilidad incrementa la tasa esperada de ocurrencias en aproximadamente un 66,4 % ($TIR/IRR = 1,664$; $\beta = 0,5091$; $p < 0,001$). De manera consistente, el modelo PCA también presenta una relación positiva y significativa, aunque de menor magnitud, con un aumento aproximado de un 51,4 % por nivel ($TIR/IRR = 1,514$; $\beta = 0,4147$; $p < 0,001$). En conjunto, estos hallazgos respaldan la validación frente a eventos históricos de inundación, al indicar que las clases de mayor susceptibilidad tienden a corresponder con mayores tasas de ocurrencias observadas (Ali et al., 2020; Vojtek & Vojteková, 2019), lo cual apoya la confiabilidad predictiva de ambos enfoques, con un gradiente más marcado en el modelo WSA.

CONCLUSIONES

1. Se delimitaron 15 microcuencas y se estimaron parámetros morfométricos clave asociados a la forma, al relieve y la red de drenaje, los cuales condicionan el tiempo de concentración, la eficiencia de escurrimiento y la respuesta hidrológica rápida vinculada a inundaciones repentinas. Esta caracterización permitió comparar cuantitativamente la propensión relativa de cada microcuenca, constituyendo una base objetiva para la clasificación posterior de la susceptibilidad.
2. Se realizó la evaluación de la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca Caplina mediante la aplicación integrada de los modelos WSA (análisis de sumas ponderadas) y PCA (análisis de componentes principales), utilizando como insumos parámetros morfométricos. Con ello, se logró jerarquizar y priorizar las microcuencas con mayor susceptibilidad relativa, destacando las microcuencas del Diablo, Caramolle, Caplina y Viñani en la parte media como unidades críticas. En el caso del PCA, la síntesis estadística explicó el 93,1 % de la varianza total, permitiendo identificar las variables de mayor influencia en el patrón de susceptibilidad y aportando una base técnica para orientar la planificación y las intervenciones de manejo enfocadas en la reducción del riesgo por inundaciones.
3. La validación de los mapas de susceptibilidad a inundaciones generados con WSA y PCA, contrastados con el inventario histórico y los datos de monitoreo, mostró resultados coherentes con la distribución espacial de las ocurrencias registradas. El GLM evidenció una relación positiva y significativa entre la clase de susceptibilidad y la tasa de eventos en ambos casos, con un incremento aproximado de un 66,4% por nivel para WSA ($IRR = 1,664$) y de un 51,4 % por nivel para PCA ($IRR = 1,514$), mientras que las correlaciones de Spearman aportaron evidencia complementaria del gradiente esperado (más consistente para WSA). En conjunto, ambos mapas resultan consistentes con las ocurrencias observadas; sin embargo, el modelo WSA presenta una mayor capacidad de jerarquización, por lo que ofrece mayor utilidad para la priorización territorial al identificar microcuencas donde se concentran más eventos por unidad de área.

RECOMENDACIONES

1. Fortalecer la recopilación, sistematización y actualización continua del inventario histórico de inundaciones, complementándolo con monitoreo en tiempo real. La disponibilidad de una base de datos más completa y actualizada permitirá mejorar la calibración y validación de los modelos WSA y PCA, incrementando la precisión de los mapas de susceptibilidad y la confiabilidad de sus predicciones para la gestión del riesgo a lo largo del tiempo.
2. Las microcuencas con clasificación de alta y muy alta susceptibilidad, como las microcuencas del Diablo, Caramolle, Caplina (parte media), Hospicio y Escritos (parte baja) deben ser prioritarias para la implementación de estrategias de mitigación de inundaciones. Se recomienda la construcción de infraestructuras, como diques y drenajes, para reducir los impactos de las inundaciones repentinas.
3. A fin de mejorar la precisión en la predicción de eventos extremos, se recomienda ampliar el uso de técnicas avanzadas de modelado y simulación de fenómenos hidrológicos, integrando variables adicionales, como el cambio climático y la variabilidad temporal de las precipitaciones y los factores socioeconómicos.
4. Se recomienda promover la participación activa de las comunidades locales en la gestión del riesgo por inundaciones, incorporándolas en procesos de identificación, validación y actualización de zonas afectadas y puntos críticos. Para ello, es pertinente implementar talleres participativos y actividades de sensibilización orientadas a socializar e interpretar los mapas de susceptibilidad (WSA y PCA), de modo que la población comprenda sus implicancias y pueda fortalecer la toma de decisiones informadas, la planificación preventiva y la adopción de medidas de reducción del riesgo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdelkareem, M., & Mansour, A. M. (2023). Risk assessment and management of vulnerable areas to flash flood hazards in arid regions using remote sensing and GIS-based knowledge-driven techniques. *Natural Hazards*, 117(3), 2269–2295. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-05942-x>
- Abdrabo, K. I., Kantoush, S. A., Esmail, A., Saber, M., Sumi, T., Almamari, M., Elboshy, B., & Ghoniem, S. (2023). An integrated indicator-based approach for constructing an urban flood vulnerability index as an urban decision-making tool using the PCA and AHP techniques: A case study of Alexandria, Egypt. *Urban Climate*, 48, 101426. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101426>
- Adam, E., Mutanga, O., Odindi, J., & Abdel-Rahman, E. M. (2014). Land-use/cover classification in a heterogeneous coastal landscape using RapidEye imagery: evaluating the performance of random forest and support vector machines classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, 35(10), 3440–3458. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.903435>
- Adeyeri, O. E., Folorunsho, A. H., Ayegbusi, K. I., Bobde, V., Adeliyi, T. E., Ndehedehe, C. E., & Akinsanola, A. A. (2024). Land surface dynamics and meteorological forcings modulate land surface temperature characteristics. *Sustainable Cities and Society*, 101, 105072. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.105072>
- Aggarwal, E., Whittaker, A. C., & Gupta, S. (2024). Investigating the Influence of River Geomorphology on Human Presence Using Night Light Data: A Case Study in the Indus Basin. *Remote Sensing*, 16(7), 1272. <https://doi.org/10.3390/rs16071272>
- Aher, P. D., Adinarayana, J., & Gorantiwar, S. D. (2014). Quantification of morphometric characterization and prioritization for management planning in semi-arid tropics of India: A remote sensing and GIS approach. *Journal of Hydrology*, 511, 850–860. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.02.028>
- Ahmed, A., Al Maliki, A., Hashim, B., Alshamsi, D., Arman, H., & Gad, A. (2023). Flood susceptibility mapping utilizing the integration of geospatial and multivariate

- statistical analysis, Erbil area in Northern Iraq as a case study. *Scientific Reports*, 13(1), 11919. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-39290-4>
- Alencar da Silva Alves, K. M., Parodi Dávila, M. C., Zimmermann García, E. D., Rodrigues de Lira, D., & De Araujo Monteiro, K. (2021). Caracterización morfométrica de la cuenca del Salado Bajo, Región de Atacama, Chile. *Investigaciones Geográficas*, (62), 90. <https://doi.org/10.5354/0719-5370.2021.64574>
- Ali, S. A., Parvin, F., Pham, Q. B., Vojtek, M., Vojteková, J., Costache, R., Linh, N. T. T., Nguyen, H. Q., Ahmad, A., & Ghorbani, M. A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: A case of Topľa basin, Slovakia. *Ecological Indicators*, 117, 106620. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106620>
- Al-Omari, A. A., Shatnawi, N. N., Shbeeb, N. I., Istrati, D., Lagaros, N. D., & Abdalla, K. M. (2024). Utilizing Remote Sensing and GIS Techniques for Flood Hazard Mapping and Risk Assessment. *Civil Engineering Journal*, 10(5), 1423–1436. <https://doi.org/10.28991/CEJ-2024-010-05-05>
- AlRifai, M. H., Kafy, A. Al, & Altuwaijri, H. A. (2025). Quantitative Assessment of Flood Risk Through Multi Parameter Morphometric Analysis and GeoAI: A GIS-Based Study of Wadi Ranuna Basin in Saudi Arabia. *Water*, 17(14), 2108. <https://doi.org/10.3390/w17142108>
- Avendaño-Jihuallanga, C., Pino-Vargas, E., Espinoza-Molina, J., Cabrera-Olivera, F., Ramos-Fernández, L., Chávarri-Velarde, E., Ingol-Blanco, E., Vera-Barrios, B., & Ascencios, D. (2024). El impacto de las inundaciones en la zona norte del Desierto de Atacama: una revisión histórica sistemática de los eventos en el periodo 1911 a 2022. *Diálogo Andino*, (75), 48–67.
- Bergstrand, K., Mayer, B., Brumback, B., & Zhang, Y. (2015). Assessing the Relationship Between Social Vulnerability and Community Resilience to Hazards. *Social Indicators Research*, 122(2), 391–409. <https://doi.org/10.1007/s11205-014-0698-3>

- Brêda, J. P. L. F., Cauduro Dias de Paiva, R., Siqueira, V. A., & Collischonn, W. (2023). Assessing climate change impact on flood discharge in South America and the influence of its main drivers. *Journal of Hydrology*, 619, 129284. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129284>
- Cañizares, J. C., Copeland, S. M., & Doorn, N. (2021). Making Sense of Resilience. *Sustainability*, 13(15), 8538. <https://doi.org/10.3390/su13158538>
- Ccopi-Trucios, D., Barzola-Rojas, B., Ruiz-Soto, S., Gabriel-Campos, E., Ortega-Quispe, K., & Cordova-Buiza, F. (2023). River Flood Risk Assessment in Communities of the Peruvian Andes: A Semiquantitative Application for Disaster Prevention. *Sustainability*, 15(18), 13768. <https://doi.org/10.3390/su151813768>
- Chand, K., Jamwal, A. K., Meraj, G., Thakur, T., Farooq, M., Kumar, P., Kumar Singh, S., Kanga, S., & Debnath, J. (2024). Integrating geoenvironmental and socioenvironmental analyses for flood vulnerability assessment in the Kullu Valley, Himachal Pradesh, India. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 108, 104494. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104494>
- Chen, J., Li, X., Martel, J.-L., Brissette, F. P., Zhang, X. J., & Frei, A. (2021). Relative Importance of Internal Climate Variability versus Anthropogenic Climate Change in Global Climate Change. *Journal of Climate*, 34(2), 465–478. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-20-0424.1>
- Chissende, A., Mehmood, M. S., Huo, A., Lou, P., & Wang, Z. (2025). Riverine flood susceptibility assessment using drainage basin morphometry in the Bahe River. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 117, 105181. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2025.105181>
- Collalti, D. (2024). The Economic Dynamics After a Flood: Evidence from Satellite Data. *Environmental and Resource Economics*, 87(9), 2401–2428. <https://doi.org/10.1007/s10640-024-00887-6>
- Cutter, S. L. (2011). A ciência da vulnerabilidade: modelos, métodos e indicadores. *Revista Crítica de Ciências Sociais*, (93), 59–69. <https://doi.org/10.4000/rccs.165>

- Dätwyler, C., Abram, N. J., Grosjean, M., Wahl, E. R., & Neukom, R. (2019). El Niño–Southern Oscillation variability, teleconnection changes and responses to large volcanic eruptions since AD 1000. *International Journal of Climatology*, 39(5), 2711–2724. <https://doi.org/10.1002/joc.5983>
- Diaa, N. M., Abedmohammed.qadaury@muc.edu.iq, M. Q., Taha, S. W., & Ali, M. (2024). Machine Learning and Traditional Statistics Integrative Approaches for Bioinformatics. *Journal of Ecohumanism*, 3(5), 335–352. <https://doi.org/10.62754/joe.v3i5.3910>
- Diaz Palacios, J., Chuquisengo, O., & Ferradas, P. (2005). *Manual de gestión de riesgo en los gobiernos locales*. LIMA: LIMA: SOLUCIONES PRACTICAS.
- Disse, M., Johnson, T. G., Leandro, J., & Hartmann, T. (2020). Exploring the relation between flood risk management and flood resilience. *Water Security*, 9, 100059. <https://doi.org/10.1016/j.wasec.2020.100059>
- Dodangeh, E., Choubin, B., Eigdir, A. N., Nabipour, N., Panahi, M., Shamshirband, S., & Mosavi, A. (2020). Integrated machine learning methods with resampling algorithms for flood susceptibility prediction. *Science of The Total Environment*, 705, 135983. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135983>
- Dourojeanni, A. (1994). La gestión del agua y las cuencas en América Latina. *Revista de La CEPAL*, 1994(53), 111–127. <https://doi.org/10.18356/19f834d4-es>
- El Gohary, R. (2020). *Environmental Flash Flood Management in Egypt* (pp. 85–105). https://doi.org/10.1007/978-3-030-29635-3_6
- Elghouat, A., Algouti, A., Algouti, A., Baid, S., Ezzahzi, S., Kabili, S., & Agli, S. (2024). Integrated approaches for flash flood susceptibility mapping: spatial modeling and comparative analysis of statistical and machine learning models. A case study of the Rheraya watershed, Morocco. *Journal of Water and Climate Change*, 15(8), 3624–3646. <https://doi.org/10.2166/wcc.2024.726>
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., Oskin, M., Burbank, D., & Alsdorf, D. (2007). The Shuttle Radar

- Topography Mission. *Reviews of Geophysics*, 45(2).
<https://doi.org/10.1029/2005RG000183>
- Fernández-Nóvoa, D., González-Cao, J., & García-Feal, O. (2024). Enhancing Flood Risk Management: A Comprehensive Review on Flood Early Warning Systems with Emphasis on Numerical Modeling. *Water*, 16(10), 1408.
<https://doi.org/10.3390/w16101408>
- Fernando, L. (2021). *Cuencas hidrográficas y ecología del paisaje*. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
<https://doi.org/10.69740/UD.9789587872781.9789587873450>
- Gangadhar, K. (2020). A study on socio-economic conditions of disaster victims in Krishna District, Andhra Pradesh. *Global Journal for Research Analysis*, 1–5.
<https://doi.org/10.36106/gjra/3911562>
- Giorgi, F., Raffaele, F., & Coppola, E. (2019). The response of precipitation characteristics to global warming from climate projections. *Earth System Dynamics*, 10(1), 73–89. <https://doi.org/10.5194/esd-10-73-2019>
- Govarthanambikai, K., & Sathyanarayan Sridhar, R. (2024). Prioritization of watershed using morphometric parameters through geospatial and PCA technique for Noyyal River Basin, Tamil Nadu, India. *Journal of Water and Climate Change*, 15(3), 1218–1231.
- Granata, F., & Di Nunno, F. (2025). Pathways for Hydrological Resilience: Strategies for Adaptation in a Changing Climate. *Earth Systems and Environment*.
<https://doi.org/10.1007/s41748-024-00567-x>
- Gravelius, H. (1914). *Flusskunde*. Goschen Verlagshandlung Berlin. *Morphometry of Drainage Basins*. Elsevier, Amsterdam.
- Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaestiones Geographicae*, 30(2), 87–93.
- Heshmati, H. M. (2021). Climate Change: Acting Now May Already Be Too Late. *Rep Glob Health Res*, 4, 138.

- Hou, J., Zhou, N., Chen, G., Huang, M., & Bai, G. (2021). Rapid forecasting of urban flood inundation using multiple machine learning models. *Natural Hazards*, 108(2), 2335–2356. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04782-x>
- Hu, J., & Mehrotra, S. (2012). Robust and Stochastically Weighted Multiobjective Optimization Models and Reformulations. *Operations Research*, 60(4), 936–953. <https://doi.org/10.1287/opre.1120.1071>
- INDECI, I. N. (2006). Manual básico para la estimación del riesgo. *Lima-Perú: Dirección Nacional de Prevención-DINAPRE*.
- Iovine, G., Aubrecht, C., Cohen, D., & Pastor, M. (2018). Recent innovations in hazard and risk analysis. *Natural Hazards*, 91(S1), 1–5. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3274-3>
- Kadam, A. K., Jaweed, T. H., Kale, S. S., Umrikar, B. N., & Sankhua, R. N. (2019). Identification of erosion-prone areas using modified morphometric prioritization method and sediment production rate: a remote sensing and GIS approach. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1), 986–1006. <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1555189>
- Khanam, M., Sofia, G., Koukoulas, M., Lazin, R., Nikolopoulos, E. I., Shen, X., & Anagnostou, E. N. (2021). Impact of compound flood event on coastal critical infrastructures considering current and future climate. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 21(2), 587–605. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-587-2021>
- Kotinas, V. A. (2021). Prioritization of Flash Flood-Prone Areas in Small Coastal Basins around the Mediterranean Using Geomorphological Variables. *Journal of Geography, Environment and Earth Science International*, 1–11. <https://doi.org/10.9734/jgeesi/2021/v25i630289>
- Kumar, A., Singh, S., Pramanik, M., Chaudhary, S., Maurya, A. K., & Kumar, M. (2022). Watershed prioritization for soil erosion mapping in the Lesser Himalayan Indian basin using PCA and WSA methods in conjunction with morphometric parameters and GIS-based approach. *Environment, Development and Sustainability*, 24(3), 3723–3761. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01586-8>

- Kundzewicz, Z. W., Su, B., Wang, Y., Wang, G., Wang, G., Huang, J., & Jiang, T. (2019). Flood risk in a range of spatial perspectives – from global to local scales. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 19(7), 1319–1328. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-1319-2019>
- Lechowska, E. (2018). What determines flood risk perception? A review of factors of flood risk perception and relations between its basic elements. *Natural Hazards*, 94(3), 1341–1366. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3480-z>
- Leggesse, E. S., Derseh, W. A., Zimale, F. A., Tilahun, S. A., & Meshesha, M. A. (2024). Urban flash flood hazard mapping using machine learning, Bahir Dar, Ethiopia. *Journal of Hydroinformatics*, 26(9), 2124–2145. <https://doi.org/10.2166/hydro.2024.277>
- Li, C., Ma, Z., Wang, L., Yu, W., Tan, D., Gao, B., Feng, Q., Guo, H., & Zhao, Y. (2021). Improving the Accuracy of Land Cover Mapping by Distributing Training Samples. *Remote Sensing*, 13(22), 4594. <https://doi.org/10.3390/rs13224594>
- Li, L., & Jun, K. S. (2022). A Hybrid Approach to Improve Flood Forecasting by Combining a Hydrodynamic Flow Model and Artificial Neural Networks. *Water*, 14(9), 1393. <https://doi.org/10.3390/w14091393>
- Ling, K., Thiele, J., & Setzer, T. (2024). Loss-Aware Histogram Binning and Principal Component Analysis for Customer Fleet Analytics. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 5, 160–173. <https://doi.org/10.1109/OJITS.2024.3366279>
- Liu, Y., Ni, Z., Zhao, Y., Zhou, G., Luo, Y., Li, S., Wang, D., & Zhang, S. (2022). Spatial-Temporal Evolution and Driving Forces of Drying Trends on the Qinghai-Tibet Plateau Based on Geomorphological Division. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(13), 7909. <https://doi.org/10.3390/ijerph19137909>
- Lu, L., Yuan, W., Su, C., Gao, Q., Yan, D., & Wu, Z. (2022). Study on the early warning and forecasting of flash floods in small watersheds based on the rainfall pattern of risk probability combination. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36(1), 1–16. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02059-0>

- Lun, D., Fischer, S., Viglione, A., & Blöschl, G. (2023). Significance testing of rank cross-correlations between autocorrelated time series with short-range dependence. *Journal of Applied Statistics*, 50(14), 2934–2950. <https://doi.org/10.1080/02664763.2022.2137115>
- Machaca-Pillaca, R., Pino-Vargas, E., Ramos-Fernández, L., Quille-Mamani, J., & Torres-Rua, A. (2022). Estimación de la evapotranspiración con fines de riego en tiempo real de un olivar a partir de imágenes de un drone en zonas áridas, caso La Yarada, Tacna, Perú. *Idesia (Arica)*, 40(2), 55–65. <https://doi.org/10.4067/S0718-34292022000200055>
- Maldonado Santana, C., Franco-Billini, C., & Jáuregui-Haza, U. J. (2023). Gestión integrada de las cuencas hidrográficas: hacia un nuevo paradigma en la gobernanza del agua. *Ciencia, Ambiente y Clima*, 6(2), 67–101. <https://doi.org/10.22206/cac.2023.v6i2.2951>
- Malik, A., Kumar, A., & Kandpal, H. (2019). Morphometric analysis and prioritization of sub-watersheds in a hilly watershed using weighted sum approach. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(4), 118. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4310-7>
- Martens, B., Waegeman, W., Dorigo, W. A., Verhoest, N. E. C., & Miralles, D. G. (2018). Terrestrial evaporation response to modes of climate variability. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 1(1), 43. <https://doi.org/10.1038/s41612-018-0053-5>
- Martínez Cabrera, R. (2018). *Evaluación de riesgos por inundaciones, en el barrio bajo del distrito de Yuracyacu, provincia de Rioja, región San Martín*.
- Meléndez de la Cruz, J. F. (2019). La identificación de las cabeceras de cuencas hidrográficas: métodos y aplicaciones. *Investigaciones Sociales*, 22(40), 111–120. <https://doi.org/10.15381/is.v22i40.15890>
- Meral, A., & Eroğlu, E. (2021). Evaluation of flood risk analyses with AHP, Kriging, and weighted sum models: example of Çapakçur, Yeşilköy, and Yamaç microcatchments. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(8), 505. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09282-w>

- Meshram, S. G., & Sharma, S. K. (2017). Prioritization of watershed through morphometric parameters: a PCA-based approach. *Applied Water Science*, 7(3), 1505–1519. <https://doi.org/10.1007/s13201-015-0332-9>
- Mohammed, K. M. (2023). Assessment of Morphometric and Hypsometric Analysis of the Ruste Basin Using Remote Sensing and Geographical Information System Techniques. *Kirkuk University Journal For Agricultural Sciences*, 14(4), 1–19. <https://doi.org/10.58928/KU23.14401>
- Moussaoui, T., Derdour, A., Abdelkarim, B., Said, B., Hosni, A., Reghais, A., & de-los-Santos, M. B. (2024). A novel comprehensive approach to soil and water conservation: integrating morphometric analysis, WSA, PCA, and CoDA-PCA in the Naama sub-basins case study, Southwest of Algeria. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(12), 1258. <https://doi.org/10.1007/s10661-024-13433-0>
- Neupane, B., Vu, T. M., & Mishra, A. K. (2021). Evaluation of land-use, climate change, and low-impact development practices on urban flooding. *Hydrological Sciences Journal*, 66(12), 1729–1742. <https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1954650>
- Ngumbi, E. N. (2025). Could flooding undermine progress in building climate-resilient crops? *Trends in Plant Science*, 30(1), 85–94. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2024.07.017>
- Niu, W., Feng, Z., Feng, B., Xu, Y., & Min, Y. (2021). Parallel computing and swarm intelligence based artificial intelligence model for multi-step-ahead hydrological time series prediction. *Sustainable Cities and Society*, 66, 102686. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102686>
- Obeidat, M., Awawdeh, M., & Al-Hantouli, F. (2021). Morphometric analysis and prioritisation of watersheds for flood risk management in Wadi Easal Basin (<sc>WEB</sc>), Jordan, using geospatial technologies. *Journal of Flood Risk Management*, 14(2). <https://doi.org/10.1111/jfr3.12711>
- Ovalle, I. M., & Begazo, J. G. (2016). Organización del espacio y uso de los recursos naturales en la conformación de aldeas y campamentos en el Período Medio en los Valles de Azapa, norte de Chile y Caplina, sur del Perú. *Chungara, Revista de Antropología Chilena*, 48(4), 531–555.

- Peña Laureano, F., & Cotrina Chávez, G. J. (2006). *Mapa hidrogeológico de la cuenca del río Caplina: Región Tacna*.
- Pham, B. T., Luu, C., Phong, T. Van, Nguyen, H. D., Le, H. Van, Tran, T. Q., Ta, H. T., & Prakash, I. (2021). Flood risk assessment using hybrid artificial intelligence models integrated with multi-criteria decision analysis in Quang Nam Province, Vietnam. *Journal of Hydrology*, 592, 125815. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125815>
- Piacentini, T., Carabella, C., Boccabella, F., Ferrante, S., Gregori, C., Mancinelli, V., Pacione, A., Pagliani, T., & Miccadei, E. (2020). Geomorphology-Based Analysis of Flood Critical Areas in Small Hilly Catchments for Civil Protection Purposes and Early Warning Systems: The Case of the Feltrino Stream and the Lanciano Urban Area (Abruzzo, Central Italy). *Water*, 12(8), 2228. <https://doi.org/10.3390/w12082228>
- Pike, R. J., & Wilson, S. E. (1971). Elevation-relief ratio, hypsometric integral, and geomorphic area-altitude analysis. *Geological Society of America Bulletin*, 82(4), 1079–1084.
- Pinos, J., & Quesada-Román, A. (2021). Flood Risk-Related Research Trends in Latin America and the Caribbean. *Water*, 14(1), 10. <https://doi.org/10.3390/w14010010>
- Pino-Vargas, E., & Chávarri-Velarde, E. (2022). Evidencias de cambio climático en la región hiperárida de la costa sur de Perú, cabecera del desierto de Atacama. *Tecnología y Ciencias Del Agua*, 13(1), 333–376. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2022-01-08>
- Pino-Vargas, E., Chávarri-Velarde, E., Ingol-Blanco, E., Mejía, F., Cruz, A., & Vera, A. (2022). Impacts of Climate Change and Variability on Precipitation and Maximum Flows in Devil's Creek, Tacna, Peru. *Hydrology*, 9(1), 10. <https://doi.org/10.3390/hydrology9010010>
- Portuguez-Maurtua, M., Arumi, J. L., Stehr, A., Lagos, O., Chávarri-Velarde, E., & Rivera-Ruiz, D. (2023). Mapping of Areas Vulnerable to Flash Floods by Means of Morphometric Analysis with Weighting Criteria Applied. *Water*, 15(6), 1053. <https://doi.org/10.3390/w15061053>

- Rahardjo, A. P. (2020). Effect of Slope on Infiltration Capacity and Erosion of Mount Merapi Slope Materials. *Journal of the Civil Engineering Forum*, 1000(1000). <https://doi.org/10.22146/jcef.58350>
- Raikwar, V., & Pagare, P. (2019). Analitical Study of Stream Frequency and Drainage Density of Upper Narmada Basin: A Remote Sensing and GIS Approach. *Journal of Global Resources*, 06(01), 179–182. <https://doi.org/10.46587/JGR.2019.v06i01.028>
- Raja Shekar, P., & Mathew, A. (2024). Morphometric analysis of watersheds: A comprehensive review of data sources, quality, and geospatial techniques. *Watershed Ecology and the Environment*, 6, 13–25. <https://doi.org/10.1016/j.wsee.2023.12.001>
- Rakesh, C. J., Govindaraju, Lokanath, S., & Kumar, A. K. (2023). Prioritization of soil erosion prone sub-watersheds through morphometric analysis using geospatial and weighted sum approach: a case study of Boranakanive reservoir catchment in Tumkur district, Karnataka, India. *Environmental Earth Sciences*, 82(12), 306. <https://doi.org/10.1007/s12665-023-10996-y>
- Ramasubramanian, S., C.N, S., Athreya, A. J., Devarajan, A., Shankar, A. U., & Kumar P, R. (2024). Data Dimensionality Reduction Using Principal Component Analysis: A Case Study. *2024 1st International Conference on Communications and Computer Science (InCCCS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/InCCCS60947.2024.10593421>
- Rentschler, J., Salhab, M., & Jafino, B. A. (2022). Flood exposure and poverty in 188 countries. *Nature Communications*, 13(1), 3527. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30727-4>
- Riaz, R., & Mohiuddin, Md. (2025). Application of GIS-based multi-criteria decision analysis of hydro-geomorphological factors for flash flood susceptibility mapping in Bangladesh. *Water Cycle*, 6, 13–27. <https://doi.org/10.1016/j.watcyc.2024.09.003>
- Roldán, F., Salazar, I., González, G., Roldán, W., & Toro, N. (2022). Flow-Type Landslides Analysis in Arid Zones: Application in La Chimba Basin in Antofagasta, Atacama Desert (Chile). *Water*, 14(14), 2225. <https://doi.org/10.3390/w14142225>

- Rosmadi, H. S. Bin, Ahmed, M. F., Mokhtar, M. Bin, Halder, B., & Scholz, M. (2024). Nature-Based Solutions (NbS) for Flood Management in Malaysia. *Water*, 16(24), 3606. <https://doi.org/10.3390/w16243606>
- Saber, M., Boulmaiz, T., Guermoui, M., Abdrabo, K. I., Kantoush, S. A., Sumi, T., Boutaghane, H., Hori, T., Binh, D. Van, Nguyen, B. Q., Bui, T. T. P., Vo, N. D., Habib, E., & Mabrouk, E. (2023). Enhancing flood risk assessment through integration of ensemble learning approaches and physical-based hydrological modeling. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1). <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2203798>
- Santos, G. M. dos, Schneider, V. E., Cemin, G., & Poletto, M. (2025). Identifying the Areas at Risk of Huaico Occurrences in the Department of Lima, Peru. *Climate*, 13(1), 11. <https://doi.org/10.3390/cli13010011>
- Sarker, S., Jahan, I., Wang, X., & Azad, A. (2025). Geospatial Approach to Assess Flash Flood Vulnerability in a Coastal District of Bangladesh: Integrating the Multifaceted Dimension of Vulnerabilities. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14(5), 194. <https://doi.org/10.3390/ijgi14050194>
- Schirmer, M., Winstral, A., Jonas, T., Burlando, P., & Peleg, N. (2021). *Natural climate variability is an important aspect of future projections of snow water resources and rain-on-snow events*. <https://doi.org/10.5194/tc-2021-276>
- Schober, P., & Vetter, T. R. (2021). Count Data in Medical Research: Poisson Regression and Negative Binomial Regression. *Anesthesia & Analgesia*, 132(5), 1378–1379. <https://doi.org/10.1213/ANE.00000000000005398>
- Scott Long, J. (1997). Regression models for categorical and limited dependent variables. *Advanced Quantitative Techniques in the Social Sciences*, 7.
- Shafizadeh-Moghadam, H., Valavi, R., Shahabi, H., Chapi, K., & Shirzadi, A. (2018). Novel forecasting approaches using combination of machine learning and statistical models for flood susceptibility mapping. *Journal of Environmental Management*, 217, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.03.089>

- Sharma, N., Kaushal, A., Yousuf, A., Kaur, S., Sharda, R., Pal Singh, S., Gupta, O., & Sood, A. (2023). Prioritization of erosion susceptible watersheds using morphometric analysis and PCA approach: A case study of lower Sutlej River basin of Indian Punjab. *Watershed Ecology and the Environment*, 5, 209–224. <https://doi.org/10.1016/j.wsee.2023.08.002>
- Shekar, P. R., Mathew, A., P. S., A., & Gopi, V. P. (2023). Sub-watershed prioritization using morphometric analysis, principal component analysis, hypsometric analysis, land use/land cover analysis, and machine learning approaches in the Peddavagu River Basin, India. *Journal of Water and Climate Change*, 14(7), 2055–2084. <https://doi.org/10.2166/wcc.2023.221>
- Shojaeian, A., Shafizadeh-Moghadam, H., Sharafati, A., & Shahabi, H. (2024). Extreme flash flood susceptibility mapping using a novel PCA-based model stacking approach. *Advances in Space Research*, 74(11), 5371–5382. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.08.004>
- Sinagerd, P. C. M., & SGRD, C. (2014). INDECI. *Plan Nacional de Gestión Del Riesgo de Desastres PLANAGERD, 2021*.
- Spyrou, E. D., Anagnostopoulou, A., & Kappatos, V. (2023). Cuckoo search algorithm for the evacuation strategy of people in flash floods using a spatiotemporal conditions weight. *E3S Web of Conferences*, 436, 02001. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202343602001>
- Sreedevi, P. D., Sreekanth, P. D., Khan, H. H., & Ahmed, S. (2013). Drainage morphometry and its influence on hydrology in an semi arid region: using SRTM data and GIS. *Environmental Earth Sciences*, 70, 839–848.
- Stoica, P., Giurma, I., Zaborilă, A., & Giurma-Handley, C.-R. (2022). Drainage Density Mapping Using ArcGIS in the Liwiec Watershed. *Bulletin of the Polytechnic Institute of Iași. Construction. Architecture Section*, 68(2), 89–98. <https://doi.org/10.2478/bipca-2022-0017>
- Strahler, A. N. (1952). Hypsometric (area-altitude) analysis of erosional topography. *Geological Society of America Bulletin*, 63(11), 1117–1142.

- Su, X., Wang, L., Li, L., Li, X., Wang, Y., Liu, Y., & Hu, Q. (2024). Assessing Watershed Flood Resilience Based on a Grid-Scale System Performance Curve That Considers Double Thresholds. *Sustainability*, 16(20), 9101. <https://doi.org/10.3390/su16209101>
- Swanson, K. L., Sugihara, G., & Tsonis, A. A. (2009). Long-term natural variability and 20th century climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(38), 16120–16123. <https://doi.org/10.1073/pnas.0908699106>
- Tang, Y., Sun, Y., Han, Z., Soomro, S., Wu, Q., Tan, B., & Hu, C. (2023). flood forecasting based on machine learning pattern recognition and dynamic migration of parameters. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 47, 101406. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101406>
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2014). Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal of Hydrology*, 512, 332–343. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.03.008>
- Thompson, A., & Clayton, J. (2002). The role of geomorphology in flood risk assessment. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Civil Engineering*, 150(5), 25–29. <https://doi.org/10.1680/cien.2002.150.5.25>
- Tiwari, R. N., & Kushwaha, V. K. (2021). Watershed Prioritization Based on Morphometric Parameters and PCA Technique: A Case Study of Deonar River Sub Basin, Sidhi Area, Madhya Pradesh, India. *Journal of the Geological Society of India*, 97(4), 396–404. <https://doi.org/10.1007/s12594-021-1697-z>
- Ulloa, F. (2011). *Manual de gestión de riesgos de desastre para comunicadores sociales: una guía práctica para el comunicador social comprometido en informar y formar para salvar vidas*.
- van Waaij, J., Li, S., Garcia-Erill, G., Albrechtsen, A., & Wiuf, C. (2023). *Evaluation of population structure inferred by principal component analysis or the admixture model*. <https://doi.org/10.1101/2023.06.06.543934>
- Vázquez-Tarrío, D., Ruiz-Villanueva, V., Garrote, J., Benito, G., Calle, M., Lucía, A., & Díez-Herrero, A. (2024). Effects of sediment transport on flood hazards: Lessons

- learned and remaining challenges. *Geomorphology*, 446, 108976. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108976>
- Verma, N., Patel, R. K., & Choudhari, P. (2023). Watershed prioritization for soil conservation in a drought prone watershed of Eastern India: Tel River Basin, Odisha. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 7(4), 405–418. <https://doi.org/10.1080/24749508.2021.2022830>
- Vilcanqui-Alarcón, A., Pino-Vargas, E., & Vargas-Bernuy, J. (2022). Geomorphological alteration in relation to anthropic actions in the Caplina riverbed, Tacna, Peru. *Agroindustrial Science*, 12(1), 47–58. <https://doi.org/10.17268/agroind.sci.2022.01.06>
- Vojtek, M. (2023). Indicator-based approach for fluvial flood risk assessment at municipal level in Slovakia. *Scientific Reports*, 13(1), 5014. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32239-7>
- Vojtek, M., & Vojteková, J. (2019). Flood Susceptibility Mapping on a National Scale in Slovakia Using the Analytical Hierarchy Process. *Water*, 11(2), 364. <https://doi.org/10.3390/w11020364>
- Wasko, C., Nathan, R., Stein, L., & O'Shea, D. (2021). Evidence of shorter more extreme rainfalls and increased flood variability under climate change. *Journal of Hydrology*, 603, 126994. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126994>
- Weißhuhn, P., Müller, F., & Wiggering, H. (2018). Ecosystem Vulnerability Review: Proposal of an Interdisciplinary Ecosystem Assessment Approach. *Environmental Management*, 61(6), 904–915. <https://doi.org/10.1007/s00267-018-1023-8>
- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2(1–3), 37–52. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(87\)80084-9](https://doi.org/10.1016/0169-7439(87)80084-9)
- Wu, T. (2021). Quantifying coastal flood vulnerability for climate adaptation policy using principal component analysis. *Ecological Indicators*, 129, 108006. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108006>

- Wu, T., Hu, A., Gao, F., Zhang, J., & Meehl, G. A. (2019). New insights into natural variability and anthropogenic forcing of global/regional climate evolution. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 2(1), 18. <https://doi.org/10.1038/s41612-019-0075-7>
- Xu, B., Huang, X., Mo, R., Zhong, P., Lu, Q., Zhang, H., Si, W., Xiao, J., & Sun, Y. (2021). Integrated real-time flood risk identification, analysis, and diagnosis model framework for a multireservoir system considering temporally and spatially dependent forecast uncertainties. *Journal of Hydrology*, 600, 126679. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126679>
- Xu, K., Zhuang, Y., Bin, L., Wang, C., & Tian, F. (2023). Impact assessment of climate change on compound flooding in a coastal city. *Journal of Hydrology*, 617, 129166. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129166>
- Yin, J., Gentile, P., Zhou, S., Sullivan, S. C., Wang, R., Zhang, Y., & Guo, S. (2018). Large increase in global storm runoff extremes driven by climate and anthropogenic changes. *Nature Communications*, 9(1), 4389. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06765-2>

ANEXOS

ANEXO 01: MATRIZ DE CONSISTENCIA

TÍTULO: APLICACIÓN DE ESTADÍSTICA MULTIVARIADA Y TÉCNICAS DE DECISIÓN MULTICRITERIO PARA LA EVALUACIÓN DE LA SUSCEPTIBILIDAD A INUNDACIONES REPENTINAS EN LA CUENCA CAPLINA, TACNA, PERÚ.						
Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Indicadores	Método	Instrumentos
Problema general ¿Cómo puede la estadística multivariada y técnicas de decisión multicriterio mejorar el análisis de la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca Caplina? Problemas específicos ¿Qué alternativas se pueden implementar para superar los desafíos que presenta la calidad y cantidad limitada de datos meteorológicos? ¿Cómo pueden los métodos estadísticos y técnicas de aprendizaje automático no supervisado ayudar a analizar la relación entre las variables morfométricas y la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del Caplina? ¿Qué procedimientos de validación pueden aplicarse para evaluar la precisión de los mapas de susceptibilidad obtenidos mediante WSA y PCA frente a los registros históricos de inundaciones y datos de monitoreo disponibles?	Objetivo general: Aplicación de la estadística multivariada y técnicas de decisión multicriterio para la evaluación de la susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca Caplina, Tacna, Perú. Objetivos específicos a) Desarrollar los parámetros morfométricos de la cuenca en el contexto de la susceptibilidad a inundaciones. b) Aplicar modelos de análisis de sumas ponderadas y análisis de componentes principales para evaluar la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca Caplina. c) Validar la precisión de los mapas de susceptibilidad obtenidos con WSA y PCA usando registros históricos y datos de monitoreo.	Hipótesis general El análisis de susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina, Tacna, Perú, mediante enfoques de estadística multivariada y técnicas de decisión multicriterio, permite identificar de manera precisa las zonas de mayor riesgo de inundación en la región. Hipótesis Específica a) El cálculo de los parámetros morfométricos de la cuenca del Caplina proporciona información clave para identificar las áreas más susceptibles a inundaciones repentinas. b) La aplicación de modelos estadísticos basados en análisis de sumas ponderadas (WSA) y análisis de componentes principales (PCA), optimiza la identificación de áreas susceptibles a inundaciones repentinas en la cuenca del río Caplina. c) Los mapas de susceptibilidad generados mediante WSA y PCA presentan una precisión significativa al compararse con los registros históricos de inundaciones, lo que confirma su utilidad en la gestión del riesgo en la cuenca Caplina.	Variable dependiente a) Área o extensión de inundaciones repentinas. b) Vulnerabilidad inundaciones repentinas. Variable independiente a) Derivadas del modelo de elevación digital (SRTM). b) Parámetros morfométricos de la cuenca. c) Variables derivadas del análisis estadístico de sumas ponderadas. d) Variables derivadas del análisis de componentes principales.	Área o extensión de inundaciones (km²) Vulnerabilidad a inundaciones repentinas (muy alto, alto, medio, bajo y muy bajo) Modelo de elevación digital (m. s. n. m) Parámetros morfométricos de la cuenca (forma, relieve, drenaje, hidrología y almacenamiento) WSA y PCA (clasificación final de prioridades)	Tipo: Cuantitativo, ya que se utilizan datos numéricos (parámetros morfométricos, topográficos y registros históricos). Nivel: Descriptivo-correlacional La investigación tiene un enfoque descriptivo para identificar los factores de susceptibilidad a inundaciones repentinas en la cuenca del Caplina. Es correlacional porque analiza la relación entre esas variables y la susceptibilidad a inundaciones. Muestra: Datos secundarios y geoespaciales Datos geoespaciales celdas/píxeles del mapa de la cuenca Caplina de 30 x 30 m de tamaño de píxel con imágenes satelitales. 107 puntos con evidencia histórica de inundaciones (inventario).	Imágenes satelitales y SIG. Modelos estadísticos multivariantes y algoritmos de detección de inundaciones repentinas. Teledetección y sistemas de información geográfica