



EVALUACIÓN INTEGRADA DE SUSCEPTIBILIDAD A INUNDACIONES EN CUENCA MANABITA MEDIANTE HERRAMIENTAS GEOMÁTICAS DE ANÁLISIS ESPACIAL

Esteban Xavier Viteri Hidrovo
Maestría en Geomática, Facultad de Posgrado. Universidad Técnica de Manabí.
Portoviejo, Ecuador.
eviteri8973@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0002-4034-6084>

Williams José Méndez Mata
Universidad Técnica de Manabí
williams.mendez@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-7345-2281>

Autor para correspondencia: eviteri8973@utm.edu.ec

Recibido: 20/04/2026

Aceptado: 25/05/2026

Publicado: 15/07/2026

RESUMEN

En la costa ecuatoriana, las precipitaciones intensas inducen, de manera recurrente, a la ocurrencia de episodios de inundaciones que impactan severamente sobre la población. Se evaluó la susceptibilidad a las inundaciones en la cuenca del río Garrapata mediante una aproximación integrada, basada en herramientas geomáticas. La metodología incluyó la evaluación geoespacial de factores condicionantes, su modelación multivariable mediante el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP) y, la generación de un mapa de susceptibilidad. El modelo fue validado con un índice de confiabilidad de 0,015, evidenciándose alta exactitud en la delimitación de unidades de susceptibilidad. Se identificó que la precipitación, altitud, pendiente, proximidad a la red de drenaje y el índice de potencia del flujo son los principales factores condicionantes en la ocurrencia de inundaciones. Aproximadamente, el 45,19 % de la superficie de la cuenca se clasifica como de muy alta a alta susceptibilidad, concentrándose, principalmente, en los sectores de llanuras aluviales.

Palabras clave: análisis multicriterio, gestión del riesgo, ordenamiento territorial, respuesta hidrológica, riesgo hidrológico.



INTEGRATED EVALUATION OF FLOOD SUSCEPTIBILITY IN THE MANABITA BASIN USING GEOMATIC SPATIAL ANALYSIS TOOLS

ABSTRACT

On the Ecuadorian coast, intense precipitation recurrently induces the occurrence of flood episodes that severely impact the population. The susceptibility to flooding in the Garrapata River basin was evaluated using an integrated approach based on geomatic tools. The methodology included the geospatial assessment of conditioning factors, their multivariable modeling thru the Analytic Hierarchy Process (AHP), and the generation of a susceptibility map. The model was validated with a reliability index of 0.015, demonstrating high accuracy in the delineation of susceptibility units. It was identified that precipitation, altitude, slope, proximity to the drainage network, and flow power index are the main conditioning factors in the occurrence of floods. Approximately 45.19% of the basin's surface is classified as having very high to high susceptibility, mainly concentrated in the alluvial plain areas.

Keyword: hydrological response, hydrological risk, land use planning, multi-criteria analysis, risk management.

1. INTRODUCCIÓN

Las crecidas e inundaciones se encuentran entre los eventos hidrometeorológicos más devastadores a nivel global, con un alto potencial para causar pérdidas humanas, daños materiales e interrupciones en infraestructuras como el transporte, la energía y el saneamiento (Choubin et al., 2025; Manopkawee et al., 2025). Estos eventos se producen principalmente durante episodios de lluvias intensas, cuando la escorrentía superficial supera la capacidad hidráulica de los cauces, provocando desbordamientos fluviales (Singha et al., 2025). La susceptibilidad a inundaciones depende de factores climáticos, hidrológicos, geomorfológicos y de coberturas y usos del suelo, siendo los factores topográficos y climáticos los más determinantes en la magnitud y frecuencia de estos eventos (Tetteh et al., 2026).

A escala global, entre las regiones más afectadas por inundaciones durante el período 2000-2025 se encuentran el sur y sudeste asiático, el África subsahariana y América Latina, según la *Emergency Events Database* (EM-DAT, 2025). Esta alta incidencia está asociada a sus localizaciones en el cinturón ecuatorial-tropical, influenciado por la oscilación latitudinal de la Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT), estructura meteorológica sinóptica que genera abundantes e intensas precipitaciones durante la estación húmeda (Ramotubei et al., 2025), así como a factores fisiográficos, entre los que destacan, pendientes, suelos de baja permeabilidad y cauces de limitada capacidad hidráulica (Rifath et al., 2024).

Ecuador ocupa el puesto 17 entre los 20 países con mayor exposición a las inundaciones, concentrándose una mayor recurrencia en la región litoral, con impactos que afectan a más de 80.000 personas anualmente (Camilloni et al., 2020; Secretaria Nacional de Gestión de Riesgos [SNGR], 2025). Esta vulnerabilidad responde a la interacción de factores climáticos, como la influencia del ZCIT y eventos de El Niño-Oscilación del Sur (ENOS), y, condiciones geomorfológicas, incluyendo extensas llanuras aluviales y terrazas bajas que facilitan el desbordamiento de ríos (Vallecilla et al., 2022; Morales et al., 2025). Además, los efectos combinados del cambio climático, la expansión urbana no planificada y las prácticas inadecuadas de usos del suelo, han alterado los patrones de escorrentía superficial en cuencas hidrográficas, incrementando la exposición de las comunidades asentadas en áreas de llanuras aluviales (Garshasbi et al., 2025; Idowu et al., 2025).

En respuesta a este panorama, la evaluación de la susceptibilidad a las inundaciones ha avanzado significativamente en los últimos años, incorporando el uso de datos de alta resolución y herramientas de análisis geoespacial. Estudios recientes han utilizado paquetes de datos climáticos de alta resolución, para caracterizar la distribución espacio-temporal de la precipitación, variable clave en

la génesis de eventos de crecidas (Ebrahimi et al., 2023; Tetteh et al., 2024; Usmani et al., 2025). De manera complementaria, El Modelo Digital de Elevación (MDE) y el levantamiento de información de coberturas naturales y usos del suelo derivadas de imágenes satelitales, han mejorado la caracterización morfológica del terreno y de interpretación de las condiciones hidrológicas superficiales que influyen en la acumulación y escurrimiento de aguas (Abdel-Wahab et al., 2023; Zafar et al., 2024; Guo et al., 2025).

En esta línea, múltiples investigaciones han adoptado enfoques integrados basados en información geoespacial de variables climáticas y físico-naturales, empleando herramientas de Sistemas de Información Geográfica (SIG) combinadas con técnicas de evaluación multicriterio para cartografiar la susceptibilidad a inundaciones (Das y Gupta, 2021; Nsangou et al., 2022; Chaulagain et al., 2023; Gacul et al., 2024). En particular, el Proceso Analítico Jerárquico (AHP) ha demostrado ser una metodología eficaz para estructurar, jerarquizar y asignar pesos a factores determinantes, fundamentándose en juicios de expertos y validaciones empíricas, mediante registros históricos de eventos de inundaciones (Aslan, 2023; Aichi et al., 2024; Sar et al., 2025).

En el contexto ecuatoriano, la evaluación de la susceptibilidad por crecidas se ha abordado principalmente mediante simulaciones hidrodinámicas (HEC-RAS), como en algunos casos de Quito (Orosco et al., 2024), Riobamba (Vallejo et al., 2024) y Flavio Alfaro (Cartaya y Mantuano, 2016). Paralelamente, se ha comenzado a incorporar tecnologías geomáticas para la delimitación post-evento de áreas inundadas utilizando radar satelital (Santana Castro et al., 2025).

La cuenca del río Garrapata, en la provincia de Manabí, enfrenta cada año un alto riesgo de crecidas e inundaciones, con desbordamientos de hasta 1 m que afectan comunidades como Garrapatilla, Garrapata y El Aguacate, así como la



infraestructura vial y los sistemas productivos del valle aluvial (DesInventar, 2025). Esta exposición recurrente subraya la necesidad de evaluar la susceptibilidad a inundaciones y, para ello, el uso de herramientas geomáticas permite integrar datos climáticos, hidrológicos y de cobertura del suelo, lo que facilita identificar zonas críticas y generar productos cartográficos que respalden la planificación y las estrategias de mitigación del riesgo.

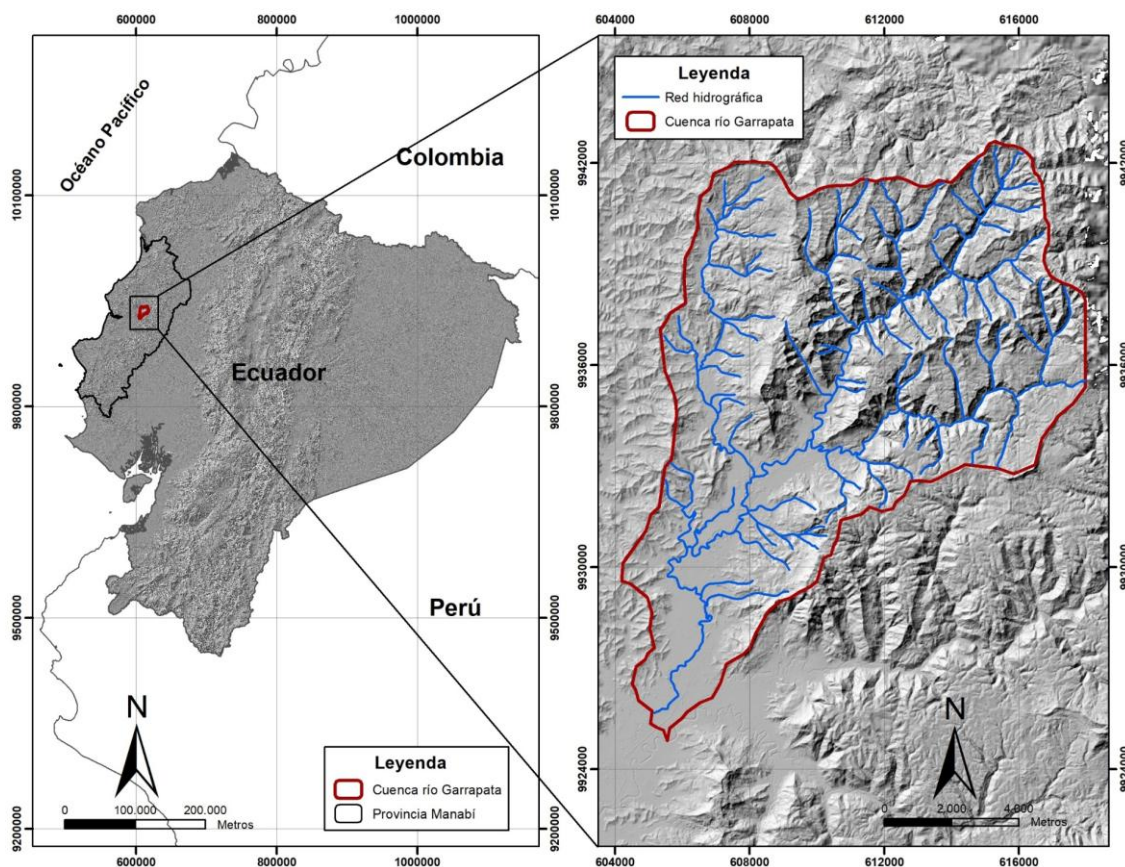
En respuesta, esta investigación evalúa la susceptibilidad a crecidas en la cuenca del río Garrapata (provincia de Manabí) mediante un enfoque integrado que incorpora variables climáticas, hidrológicas, geomorfológicas y cobertura terrestre, empleando SIG y AHP. Los resultados generarán mapas de susceptibilidad que permitirán identificar áreas críticas, apoyar la planificación territorial, orientar estrategias de mitigación y contribuir a reducir la vulnerabilidad de las comunidades frente a eventos extremos.

2. METODOLOGÍA

La cuenca hidrográfica del río Garrapata, unidad espacial de interés en este trabajo, está ubicada dentro de la jurisdicción político-territorial del cantón Chone y, regionalmente, en la parte central de la provincia de Manabí, Ecuador. Esta unidad hidrográfica, que forma parte del sistema del río Chone, abarca aproximadamente 133,40 km² y se encuentra delimitada por las coordenadas geográficas 00° 31'16" y 00° 40'44" de latitud sur, y 79° 55'45" y 79° 54'40" de longitud oeste (Figura 1).

La secuencia metodológica desarrollada para el logro de un modelo espacial de susceptibilidad a las inundaciones en la cuenca, como aproximación integrada, contempló el cumplimiento de tres etapas fundamentales: (a) recolección y sistematización de datos e información geoespacial, (b) geoprocetamiento espacial de factores condicionantes de inundaciones y, (c) construcción del modelo multicriterio integrado de susceptibilidad a las inundaciones.

Figura 1. Localización de la cuenca hidrográfica del río Garrapata, provincia Manabí, Ecuador.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos vectoriales del IGM y MDE.

2.1. Datos, información espacial y herramientas

2.1.1. Información pluviométrica

Se utilizaron datos pluviométricos mensuales del período 1996-2021, obtenidos de la base WorldClim v2.1 (<https://www.worldclim.org/>) en formato ráster, con una resolución espacial de 4,65 km. Estos datos fueron integrados y procesados en una plataforma SIG para generar la distribución espacial de la precipitación (P) en la



cuenca, constituyendo un insumo clave para la modelación geoespacial de la susceptibilidad a las inundaciones.

2.1.2. Modelo Digital de Elevación (MDE)

El MDE, con una resolución espacial de 4 m, fue descargado del geoportal del IGM (<https://www.geoportaligm.gob.ec>). A partir de esta capa se derivaron parámetros morfométricos e hidrogeomorfológicos mediante técnicas de geoprocésamiento digital, que incluyeron: elevación (H), pendiente (S), densidad de drenaje (Dd), distancia a los ríos (Dri), índice topográfico de humedad (TWI), índice de potencia de corriente (SPI), curvatura planimétrica (Cpla) y curvatura del perfil (Cper). Estas variables fueron esenciales para representar la dinámica de la escorrentía superficial y la respuesta de la cuenca frente a eventos extremos de precipitación.

2.1.3. Textura del suelo

La información cartográfica digital referida a la textura superficial de los suelos fue obtenida del Sistema de Información Geográfica de Tierras y Territorios (SIGTIERRAS) del MAG (<http://geoportal.agricultura.gob.ec>). Esta información vectorial fue reclasificada según la textura del suelo y convertida a formato ráster, para su integración con las demás capas geoespaciales en el análisis multicriterio.

2.1.4. Cobertura vegetal

La cobertura vegetal se estimó a partir de imágenes satelitales Landsat obtenidas desde la plataforma *EarthExplorer* del *United States Geological Survey* (USGS) (<https://earthexplorer.usgs.gov>). Para ello, se calculó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el cual permitió cuantificar la densidad y estado de la vegetación, incorporándose como variable reguladora de la escorrentía superficial en la evaluación de la susceptibilidad a las inundaciones.

2.1.5. Geoprocesamiento y análisis espacial

El procesamiento espacial se realizó en ArcGIS 10.3 de *Environmental Systems Research Institute* (ESRI). En este entorno SIG se ejecutaron operaciones de superposición espacial, reclasificación, normalización y ponderación temática para desarrollar un análisis multivariable orientado a la evaluación de la susceptibilidad a las inundaciones.

2.2. Geoprocesamiento y análisis espacial de factores condicionantes de inundaciones

Para la evaluación de la susceptibilidad a las inundaciones se integraron once capas temáticas, seleccionadas con base en la evidencia reportada en la literatura científica. Estas capas fueron procesadas en un entorno SIG mediante procedimientos de normalización y reclasificación, aplicando el método de cortes naturales de Jenks para generar clases homogéneas que optimicen la representación cartográfica y favorezcan la interpretación del modelo de susceptibilidad (Dutta y Deka, 2024).

2.2.1. Precipitación (P)

La distribución espacial de la precipitación, en formato ráster, fue recortada tomando como límite de referencia el perímetro o divisoria de aguas de la cuenca, utilizando para ello la herramienta *Clip* en un entorno SIG. Los sectores con mayores registros pluviométricos pueden generar excedencias en la capacidad hidráulica de los cauces, incrementando su susceptibilidad a las crecidas (Nsangou et al., 2022).

2.2.2. Elevación (H)

Las elevaciones fueron obtenidas directamente del MDE y procesadas en un entorno SIG. Los sectores de menor altitud funcionan como áreas de convergencia del flujo

superficial, favoreciendo la acumulación de escorrentía y, en consecuencia, incrementando su susceptibilidad a procesos de inundación.

2.2.3. Pendiente (*S*)

Las pendientes se derivaron, de igual manera, del MDE, usando la herramienta *Slope* en un entorno SIG. Superficies con baja inclinación facilitan la acumulación y permanencia del agua, lo que incrementa su susceptibilidad a procesos de inundación (Ashfaq et al., 2025).

2.2.4. Curvatura del plano (*Cpl*) y perfil de curvatura (*Cper*)

La curvatura del plano también se obtuvo a partir del MDE con la herramienta *Curvature*, en un entorno SIG. Terrenos con geometría cóncava o plana favorecen la convergencia del flujo y la acumulación de agua, lo que incrementa la susceptibilidad a las inundaciones (Al-kordi et al., 2025).

2.2.5. Densidad de drenaje (*Dd*)

La densidad de drenaje se calculó a partir de la red de drenaje de la cuenca del río Garrapata, utilizando la herramienta *Line Density* en un entorno SIG. Valores elevados favorecen una mayor conducción y generación de escorrentía superficial, lo que incrementa la probabilidad de que los cauces excedan su capacidad hidráulica y provoquen inundaciones (desbordes) (Chaulagain et al., 2023b).

2.2.6. Distancia a los ríos (*DRI*)

La distancia a los ríos se determinó a partir de la red de drenaje de la cuenca mediante la herramienta *Euclidean Distance*, en un entorno SIG. Las áreas próximas a los cauces fluviales presentan mayor susceptibilidad a inundaciones debido a la elevada probabilidad de desbordamientos y acumulación de agua (Shadmaan y Hassan, 2024).

2.2.7. Índice de humedad topográfica (TWI)

El TWI se calculó en un entorno SIG mediante la herramienta *Raster Calculator*, aplicando la expresión propuesta por Beven y Kirkby (1979):

$$TWI = \ln * \left(\frac{a}{\tan \beta} \right)$$

Donde a corresponde al área de contribución acumulada y β a la pendiente ($^{\circ}$). Valores elevados indican mayor capacidad de retención de agua y, por ende, una mayor probabilidad de ocurrencia de inundaciones (Chowdhury, 2024).

2.2.8. Índice de potencia del flujo (SPI)

El SPI se calculó en un entorno SIG mediante la herramienta *Raster Calculator*, aplicando la fórmula:

$$SPI = \left[\ln(A_s + 0.001) * \left(\left(\frac{\beta}{100} + 0.001 \right) \right) \right]$$

Donde A_s representa la acumulación del flujo y β es la pendiente en porcentaje (%). Valores elevados indican mayor capacidad erosiva y riesgo de desbordamiento, lo que incrementa la probabilidad de inundaciones en sectores aguas abajo (Chowdhury, 2023).

2.2.9. Tipo de suelo (Text.S)

La textura del suelo se obtuvo transformando la capa vectorial de este parámetro a formato ráster, mediante la aplicación *Polygon to Raster* en un entorno SIG. Los suelos arcillosos y franco-arenosos presentan menor capacidad de infiltración (bajas tasas de infiltración) y, por lo tanto, son muy propensos a generar encharcamiento superficial durante la ocurrencia de lluvias con alta intensidad, lo que incrementa la probabilidad y susceptibilidad a las inundaciones (Krishnan et al., 2025).

2.2.10. Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación (NDVI)

La cobertura vegetal se estimó mediante el cálculo del NDVI en un entorno SIG, utilizando imágenes satelitales Landsat 8 adquiridas durante el año 2023, correspondientes al sensor Operational Land Imager (OLI), utilizando la herramienta *Raster Calculator* con la fórmula:

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$$

Donde NIR corresponde a la banda del infrarrojo cercano (Banda 5) y RED a la banda del rojo (Banda 4). Los valores bajos indican vegetación escasa y rala y, en consecuencia, mayor susceptibilidad a las inundaciones (Dutta et al., 2023).

2.3. Modelo de integración multicriterio: Proceso de Jerarquía Analítica (AHP)

El AHP de Saaty (1980) es una técnica multicriterio que organiza y estructura los factores involucrados en una jerarquía, y, mediante comparaciones por pares y juicio de expertos, cuantifica la importancia relativa de cada criterio. Para evaluar la importancia relativa entre cada par de criterios, se utilizó la escala de valoración establecida por Saaty (Tabla 1).

Tabla 1. Escala de Saaty para la valoración cualitativa, ponderación y reciprocidad entre pares de criterios.

Escala	Calificación numérica	Recíproca
Igual de importante	1	1
Igual o moderadamente importante	2	1/2
Moderadamente importante	3	1/3
De moderada a fuertemente importante	4	1/4
Fuertemente importante	5	1/5

Escala	Calificación numérica	Recíproca
Fuertemente importante a muy fuertemente importante	6	1/6
Muy fuertemente importante	7	1/7
Muy fuertemente importante a extremadamente importante	8	1/8
Extremadamente importante	9	1/9

Fuente: Shrestha et al. (2025).

Un valor de la razón de consistencia (CR) igual o inferior a 0,10 indica que los juicios de expertos son confiables. Si la CR supera este umbral, es necesario revisar y modificar la matriz de comparación para corregir posibles inconsistencias.

Con los pesos validados, se calculó el índice de susceptibilidad a las inundaciones (FSI), con lo cual se generó el modelo espacial (mapa) representativo de los niveles de susceptibilidad en la cuenca, con base en la siguiente expresión (Panchal y Shrivastava, 2022):

$$FSI_{AHP} = \sum_{i=1}^n (Fc_i * W_{AHP_i})$$

donde WHP representa la ponderación obtenida mediante el AHP para cada uno de los factores condicionantes (Fci).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Distribución espacial de los factores condicionantes de inundaciones

3.1.1. Precipitación (P)

La distribución espacial de la precipitación muestra totales anuales, en general, todos altos, con un rango significativamente amplio que se extiende entre 1163 mm y 1548 mm (Figura 2A), siguiendo un gradiente altitudinal ascendente en sentido

suroeste - noreste. En este contexto, Ashfaq et al. (2025) indican que la excesiva precipitación puede superar la capacidad de los cauces, provocando desbordamientos e inundaciones fluviales.

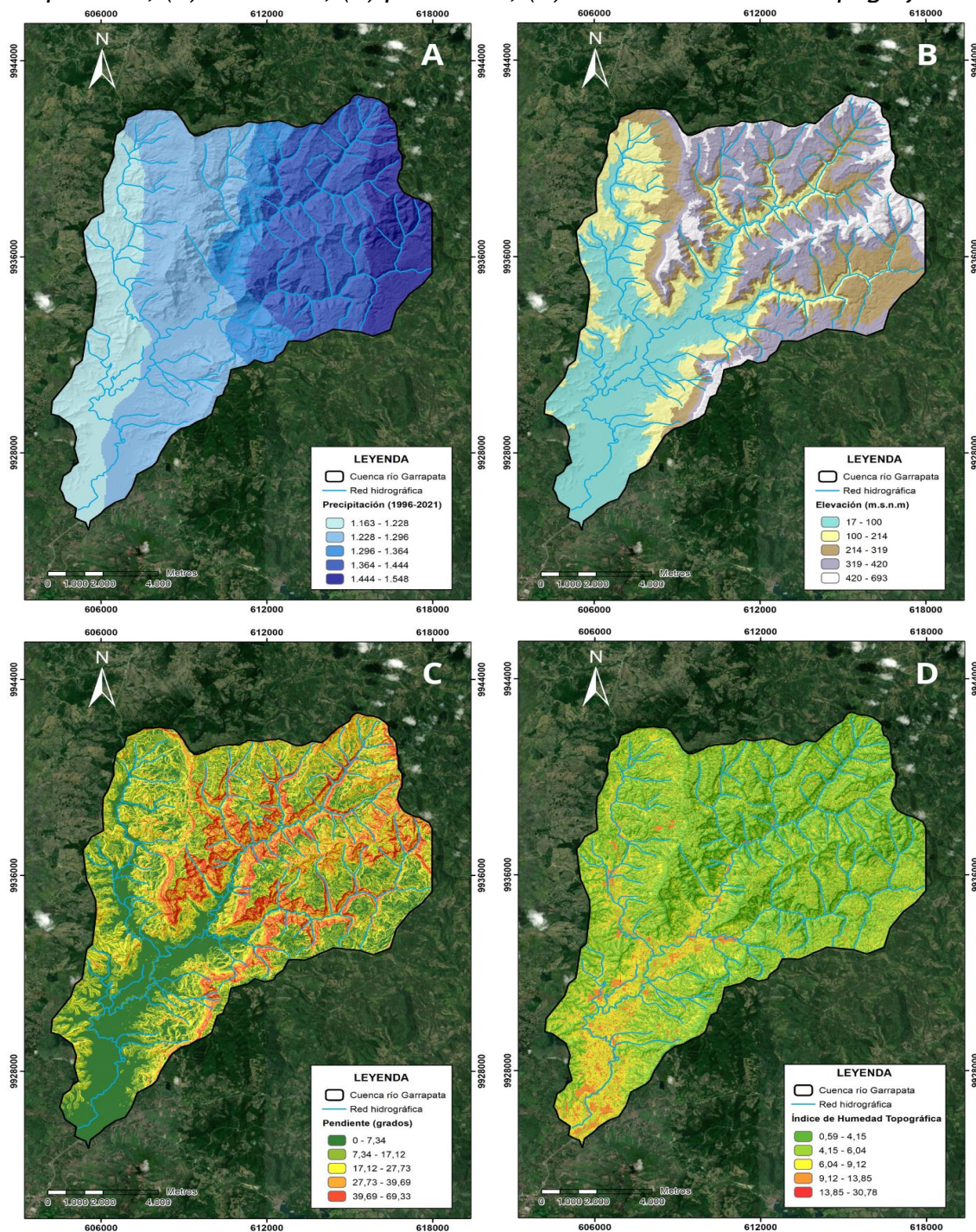
Los montos máximos registrados en el área se concentran en el sector nororiental de la cuenca alta, correspondiéndose con un área de elevada susceptibilidad a las inundaciones; además, bajo estas características pluviométricas, aunadas a la topografía accidentada, representa una fuente importante que aporta a la concentración del escurrimiento superficial, así como a la iniciación del tránsito de crecientes, a través de sus inclinados cauces.

En contraposición, en el sector noroccidental de la cuenca alta, así como en las partes media y baja, se registran menores montos pluviométricos anuales, con lo cual, estos sectores, sobre todo los correspondientes a la cuenca media y baja, representan, más bien, áreas de recepción y retención temporal de la escorrentía superficial y, en consecuencia, espacios susceptibles al desarrollo de escenarios de inundaciones propiamente dichas.

3.1.2. Elevación (H)

El análisis hipsométrico de la cuenca del río Garrapata muestra un rango altitudinal comprendido entre 17 y 693 msnm (Figura 2B). Las áreas comprendidas entre 17 y 100 msnm, correspondientes a unidades de llanura aluvial, presentan alta susceptibilidad a inundaciones debido a su baja altitud y proximidad al cauce principal. En estos sectores, la acumulación de agua superficial es prolongada, lo que favorece el encharcamiento y la expansión de las áreas inundadas durante los eventos de crecida. Este comportamiento coincide con lo señalado por Zzaman et al. (2021), quienes destacan que las zonas de baja elevación concentran mayores volúmenes de escorrentía superficial, aumentando la extensión de las zonas inundadas.

Figura 2. Distribución espacial de los factores condicionantes de inundaciones: (A) precipitación, (B) elevación, (C) pendiente, (D) índice de humedad topográfica.



Fuente: elaboración propia.



Por otro lado, las altitudes superiores a 100 msnm corresponden a zonas transicionales donde el flujo superficial se orienta hacia los tramos bajos de la cuenca, aportando caudales que intensifican los procesos de inundación en el valle aluvial.

3.1.3. Pendiente (S)

La distribución espacial de las pendientes en la cuenca muestra valores que oscilan entre 0° y $69,33^\circ$ (Figura 2C). Las áreas con pendientes planas y suaves, comprendidas entre 0° y $7,34^\circ$, son las que presentan mayor susceptibilidad a las inundaciones, debido a que son las que menos facilitan la movilidad del agua y, por el contrario, tienen una alta capacidad de retener el encharcamiento superficial producto del exceso de lluvia que no logra infiltrarse, o el escurrimiento que ingresa a ellas de los terrenos circundantes o del desborde de los cauces. Elsadek et al. (2024) reportan que en estas zonas la velocidad del escurrimiento superficial disminuye, lo que incrementa la retención hídrica y el tiempo de concentración, favoreciendo la saturación del suelo y el estancamiento prolongado del agua en la superficie.

Por su parte, las áreas con pendientes moderadas a fuertes ($> 7,34^\circ$), localizadas en la parte media y alta de la cuenca, facilitan la evacuación del flujo superficial y reducen la permanencia del agua en superficie.

3.1.4. Índice de humedad topográfica (TWI)

La distribución espacial del TWI en la cuenca mostró valores que oscilan entre 0,59 y 30,78 (Figura 2D). Los valores moderadamente altos, comprendidos entre 6,04 y 30,78, corresponden a áreas con mayor susceptibilidad a inundaciones, asociadas a la acumulación de flujo y la saturación del suelo. Según Mshelia et al. (2024), estos sectores presentan un elevado potencial de retención de agua, lo que permite identificar zonas con alta probabilidad de superficies saturadas. En este contexto,

las áreas con TWI más elevado coinciden con los sectores bajos y planos de la cuenca media y baja, funcionando como zonas de recepción y almacenamiento temporal del escurrimiento superficial, lo que incrementa la vulnerabilidad a la ocurrencia de inundaciones.

3.1.5. Índice de potencia del flujo (SPI)

Ozegin y Ilugbo (2025) señalan que la inclusión del SPI en simulaciones de escenarios de inundaciones mejora la predicción de eventos repentinos, especialmente en regiones montañosas donde la combinación de las altas pendientes con la dinámica erosiva de los cursos de agua intensifica los procesos hidrogeomorfológicos. Los valores altos de SPI, superiores a 2,03 (Figura 3A), se concentran en las zonas media y altas de la cuenca, donde las pendientes pronunciadas y la dinámica erosiva de los cauces facilitan un flujo rápido y concentrado. Esta alta energía incrementa la velocidad de las crecientes, la erosión de riberas y la sedimentación en tramos bajos, elevando la probabilidad y severidad de inundaciones (Chauhan et al., 2025).

3.1.6. Curvatura del plano (Cpl) y perfil de curvatura (Cper)

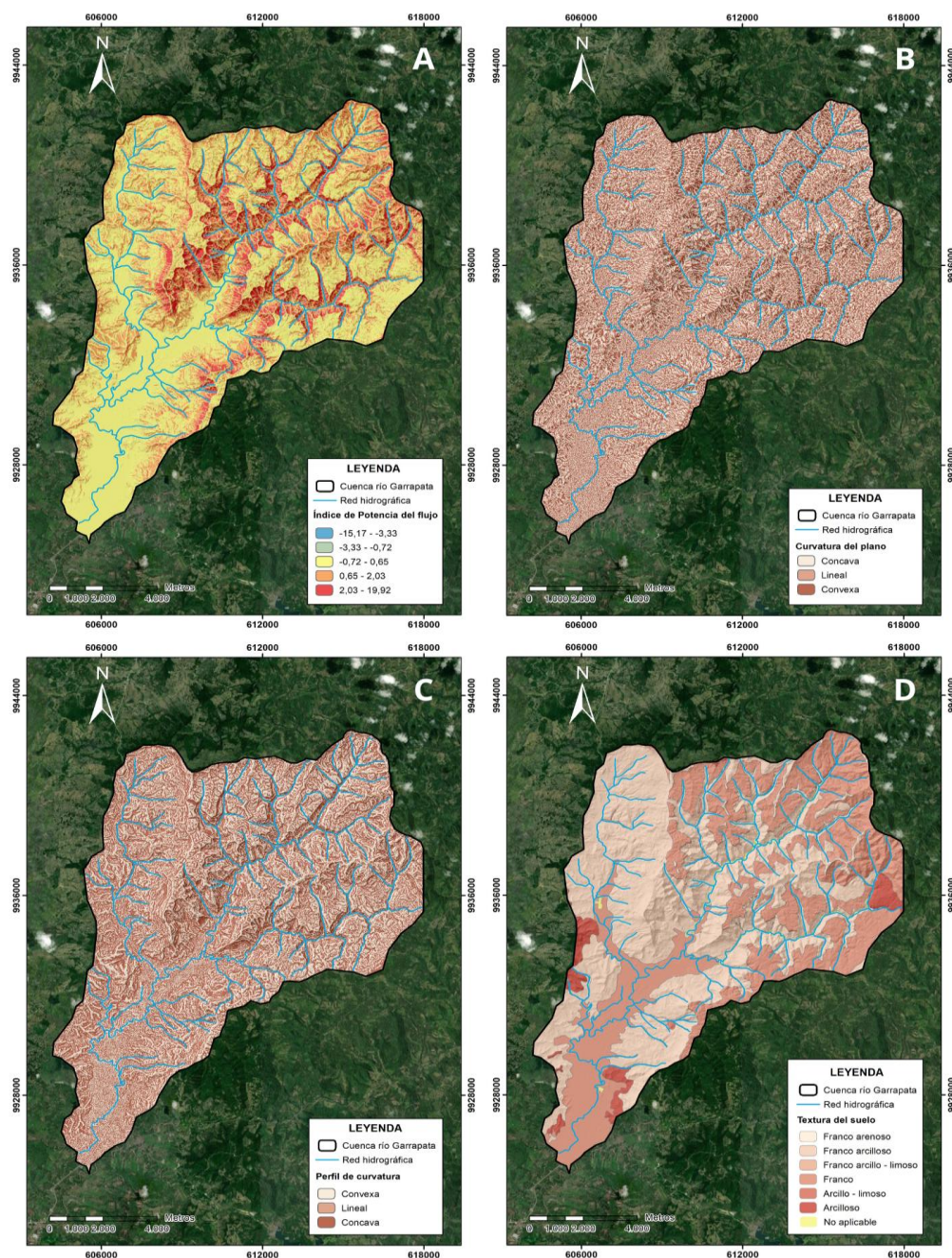
A lo largo de toda la cuenca, las superficies de terreno con curvaturas cóncavas, identificadas mediante el análisis de la curvatura del plano (Figura 3B) y del perfil de curvatura (Figura 3C) actúan como colectores naturales de escorrentía, lo que aumenta la acumulación de agua durante lluvias intensas; por ello, estos sectores presentan alta susceptibilidad a inundaciones (Das y Gupta, 2021).

3.1.7. Tipo de suelo (Text.S)

La distribución textural en la cuenca muestra un predominio de suelos franco-arcillosos, que ocupan aproximadamente el 54 % del territorio, seguidos de suelos francos con un 40 % (Figura 3D).



Figura 3. Distribución espacial de los factores condicionantes de inundaciones: (A) índice de potencia del flujo, (B) curvatura del plano, (C) perfil de curvatura, (D) textura del suelo.



Fuente: elaboración propia.

Esta composición condiciona la respuesta hidrológica de la cuenca, ya que los suelos con mayor proporción de arcilla presentan baja permeabilidad e infiltración y alta capacidad de retención de agua, lo que puede favorecer la generación de escorrentía superficial durante eventos de precipitación intensa (Varma et al., 2025).

En particular, los sectores con predominio de suelos franco-arcillosos, principalmente en la cuenca media y baja, actúan como zonas de concentración y retención de escorrentía, aumentando la exposición a inundaciones, mientras que las áreas con suelos francos, con mayor capacidad de infiltración, contribuyen a atenuar parcialmente el flujo superficial, funcionando como zonas de amortiguamiento frente a eventos extremos.

3.1.8. Densidad de drenaje (Dd)

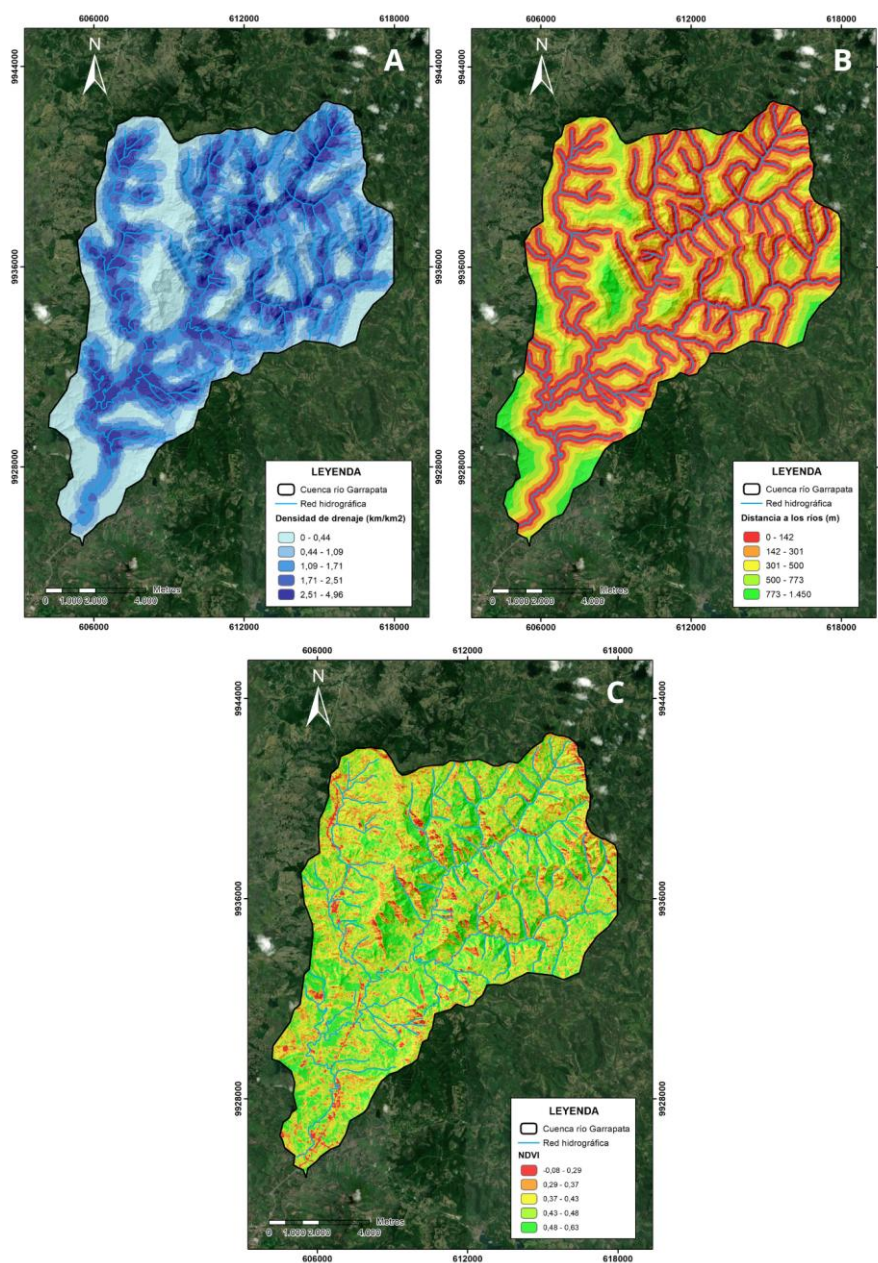
La densidad de drenaje en la cuenca del río Garrapata varía entre 0 y 4,96 km/km² (Figura 4A). Los valores más altos, entre 1,71 y 4,96 km/km², se concentran en áreas de convergencia de cauces, donde se produce un incremento del caudal pico y una mayor probabilidad de inundaciones, debido a la reducción de la infiltración y al aumento de la escorrentía superficial (Lee y Rezaie, 2022). Por el contrario, los sectores con densidad de drenaje más bajas (<1,71 km/km²) se encuentran en zonas periféricas, actuando como áreas de retención temporal del escurrimiento.

3.1.9. Distancia a los ríos (DRI)

El análisis de la distancia a los ríos muestra valores que van de 0 a 1450 m, siendo los sectores ubicados a menos de 142 m de los cauces principales y secundarios los de mayor exposición a inundaciones (Figura 4B). Esta proximidad al sistema de drenaje incrementa significativamente el riesgo de afectación durante eventos de crecidas, en línea con lo reportado por Guoyi et al. (2023).



Figura 4. Distribución espacial de los factores condicionantes de inundaciones: (A) densidad de drenaje, (B) distancia a los ríos, (C) índice de vegetación de diferencia normalizada.



Fuente: elaboración propia.



Por el contrario, los sectores situados a mayor distancia de los cauces presentan un riesgo menor y, en muchos casos, funcionan como zonas de recepción y retención del escurrimiento superficial.

3.1.10. *Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)*

La distribución espacial del NDVI en la cuenca del río Garrapata varía entre -0,08 y 0,63, lo que refleja variaciones importantes en la cobertura vegetal (Figura 4C). Los valores cercanos a -0,08 corresponden a áreas con vegetación muy escasa, suelo desnudo o cuerpos de agua, mientras que los valores máximos, próximos a 0,63, representan sectores con vegetación moderada a densa. En los sectores con NDVI bajo, la limitada cobertura vegetal reduce la capacidad de interceptar y retener la lluvia, incrementando la escorrentía superficial y concentrando el flujo hacia los cauces, lo que eleva la probabilidad de inundaciones (Riaz y Mohiuddin, 2025).

3.2. Modelación integrada multivariable para la evaluación de la susceptibilidad a las inundaciones

La integración multivariable de los factores condicionantes de inundaciones mediante el método de comparación de pares permitió asignar pesos ponderados que reflejan la contribución relativa de cada criterio en la susceptibilidad a las inundaciones en la cuenca del río Garrapata (Tabla 2).

El análisis de ponderación indica que la precipitación posee el mayor peso relativo dentro del modelo (24,38 %), evidenciando su papel determinante en la génesis de eventos de crecidas, en concordancia con lo reportado por Chukwuma et al. (2021). Aunque es un factor extrínseco, su influencia resulta determinante al actuar como detonante de los procesos de inundación y definir los patrones espaciales de pluviosidad que condicionan la respuesta hidrológica del terreno.

Tabla 2. Pesos ponderados de contribución relativa de cada criterio en la susceptibilidad a las inundaciones, valor propio máximo, índice de consistencia y razón de consistencia en la cuenca del río Garrapata.

Criterios	P	H	S	TWI	SPI	C _{pl}	C _{per}	Text.S	D _d	D _{ri}	NDVI	Promedio	%	λ_{max}	CI	CR
P	0,27	0,33	0,30	0,24	0,30	0,20	0,20	0,24	0,17	0,30	0,16	0,25	24,38			
H	0,13	0,17	0,20	0,18	0,20	0,16	0,16	0,18	0,14	0,20	0,13	0,17	17,18			
S	0,09	0,08	0,10	0,12	0,10	0,12	0,12	0,12	0,12	0,10	0,11	0,11	10,88			
TWI	0,07	0,06	0,05	0,06	0,05	0,08	0,08	0,06	0,09	0,05	0,09	0,07	6,61			
SPI	0,09	0,08	0,10	0,12	0,10	0,12	0,12	0,12	0,12	0,10	0,11	0,11	10,88			
C _{pl}	0,05	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,03	0,06	0,03	0,07	0,04	4,07	11,24	0,024	0,015
C _{per}	0,05	0,04	0,03	0,03	0,03	0,04	0,04	0,03	0,06	0,03	0,07	0,04	4,07			
Text.S	0,07	0,06	0,05	0,06	0,05	0,08	0,08	0,06	0,09	0,05	0,09	0,07	6,61			
D _d	0,04	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	0,02	0,04	0,03	2,63			
D _{ri}	0,09	0,08	0,10	0,12	0,10	0,12	0,12	0,12	0,12	0,10	0,11	0,11	10,88			
NDVI	0,04	0,03	0,02	0,02	0,02	0,01	0,01	0,02	0,01	0,02	0,02	0,02	1,82			

Fuente: elaboración propia.

En cuanto a los factores intrínsecos, la elevación presenta un peso de 17,18 %, mientras que la pendiente, el SPI y la DRI aportan valores cercanos al 10,88 % cada una. Estas variables reflejan las condiciones morfométricas y topográficas que controlan el comportamiento del flujo superficial y la acumulación de agua. De acuerdo con Wu et al. (2023), las áreas con baja elevación y pendiente tienden a concentrar el escurrimiento y a favorecer la acumulación de agua, incrementando la probabilidad de inundaciones. Este efecto se intensifica en zonas próximas a los cauces fluviales, donde la combinación de baja pendiente y corta distancia al drenaje genera condiciones propicias para el desbordamiento, como lo evidencian Janizadeh et al. (2019).

Por su parte, variables como el TWI, la textura del suelo, la curvatura del plano, el perfil de curvatura, la densidad de drenaje y el NDVI, con pesos inferiores al 6,61

%, desempeñan un papel complementario. Aunque su contribución directa es menor, resultan esenciales para caracterizar la dinámica física del sistema, ya que influyen en la infiltración, la capacidad de retención y la interacción del agua con la superficie. Según Mondol et al. (2025), estos factores modulan los procesos de escorrentía local y la propagación de flujos de inundación, condicionando la extensión y severidad de los eventos.

La validación del modelo, a través de los índices λ_{max} , CI y CR, demuestra la consistencia y confiabilidad de la matriz de comparación de pares, garantizando que los pesos asignados representan de manera precisa la influencia relativa de cada variable en la susceptibilidad a inundaciones. En conjunto, el modelo confirma que la interacción entre factores extrínsecos e intrínsecos proporciona una visión integral de los procesos hidrológicos que determinan la ocurrencia y distribución espacial de las inundaciones en la cuenca.

3.3. Mapa de susceptibilidad a las inundaciones

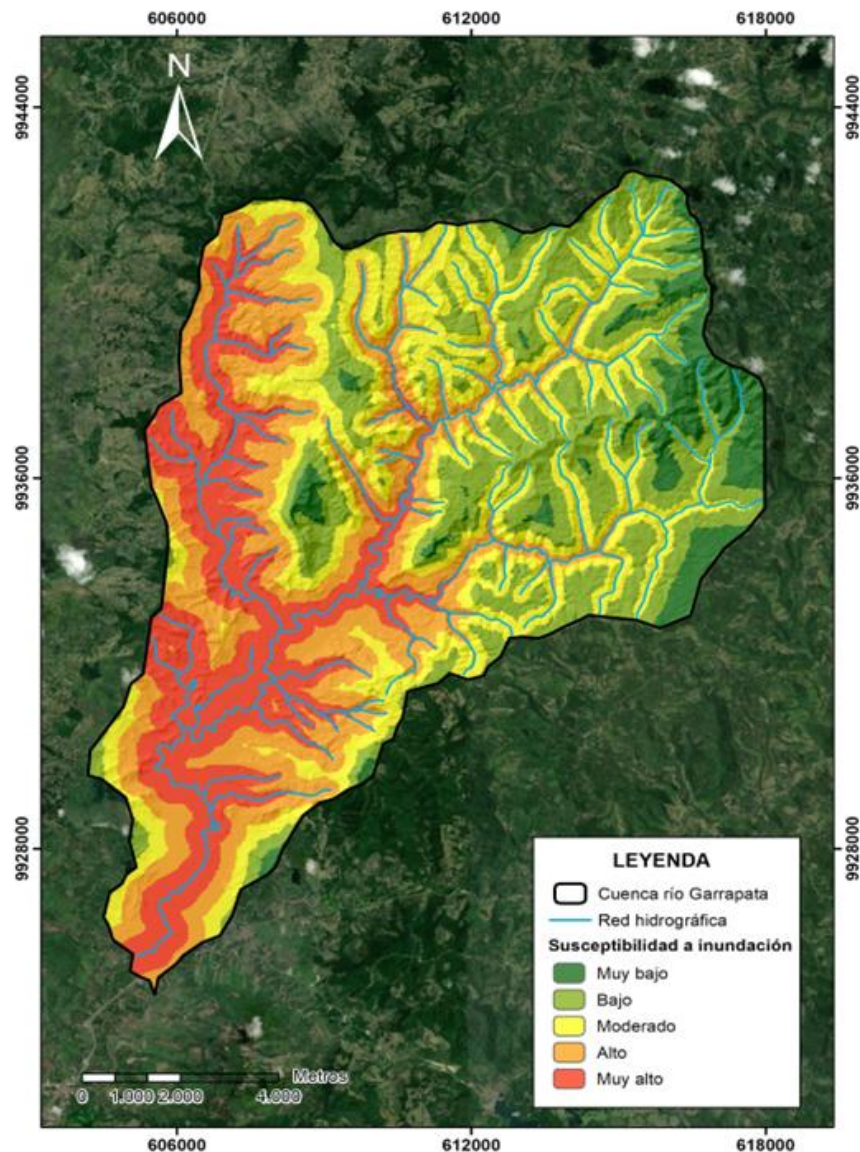
La modelación espacial de la susceptibilidad a las inundaciones en la cuenca del río Garrapata evidencia una distribución muy diversa de los sectores expuestos (Figura 5). Los resultados muestran una predominancia de zonas clasificadas con susceptibilidad alta y muy alta, que en conjunto representan el 45,19 % de la superficie total. Estas áreas se concentran principalmente a lo largo de los corredores fluviales y sus planicies adyacentes, donde los gradientes topográficos reducidos, combinados con altas densidades de drenaje y escasa cobertura vegetal, facilitan la acumulación y el desbordamiento del flujo superficial.

A su vez, aproximadamente el 25,43 % del territorio presenta una susceptibilidad media, lo que indica una respuesta hidrológica intermedia, sensible a variaciones de intensidad y duración de la precipitación. Estas zonas actúan como espacios de transición, donde la saturación del suelo y la disminución de la capacidad de



infiltración durante lluvias extremas pueden detonar procesos locales de inundación o anegamiento temporal.

Figura 5. *Modelo geoespacial integral de la susceptibilidad a las inundaciones en la cuenca del río Garrapata.*



Fuente: elaboración propia.

Finalmente, las clases de susceptibilidad baja y muy baja, que comprenden el 29,37 % del área de estudio, se distribuyen principalmente en sectores altos y montañosos de la cuenca. Estas áreas se caracterizan por pendientes pronunciadas, baja conectividad hidrológica con la red de drenaje y alta cobertura vegetal, condiciones que favorecen la interceptación de la lluvia, el incremento de la infiltración y la reducción de la escorrentía superficial.

4. CONCLUSIONES

El uso de herramientas geoespaciales permitió integrar factores geomorfológicos, hidrológicos, climáticos y de cobertura terrestre, posibilitando una muy buena aproximación en la identificación de los sectores de mayor susceptibilidad a las inundaciones y, proporcionando criterios técnicos sólidos para la planificación territorial y la gestión de riesgos.

El análisis multivariable indicó que la precipitación, la elevación, la pendiente topográfica, la distancia a los ríos y el índice de potencia del flujo son los factores de mayor influencia en la susceptibilidad a las inundaciones. El modelo presentó un CI de 0,015, respaldando su robustez y una muy buena delimitación de los sectores más propensos a generar escenarios de inundaciones según sus condiciones.

El modelo de susceptibilidad a inundaciones reveló que el 45,19 % de su territorio presenta niveles de susceptibilidad alta a muy alta, concentrados en las llanuras aluviales y zonas adyacentes a la red de drenaje, constituyendo una condición crítica de exposición para la población, la infraestructura y las actividades productivas.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abdel-Wahab, A. M., Shahin, D., y Ezz, H. (2023). A sustainable solution for flood and rain hazard using remote sensing & GIS: New Cairo. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 26(4), 892-900. <https://doi.org/10.1016/J.EJRS.2023.10.002>



- Aichi, A., Ikirri, M., Ait Haddou, M., Quesada-Román, A., Sahoo, S., Singha, C., Sajinkumar, K. S., y Abioui, M. (2024). Integrated GIS and analytic hierarchy process for flood risk assessment in the Dades Wadi watershed (Central High Atlas, Morocco). *Results in Earth Sciences*, 2, 100019. <https://doi.org/10.1016/J.RINES.2024.100019>
- Al-kordi, H., Al-Amri, A., y raju, G. (2025). Landslide susceptibility mapping using geospatial, analytical hierarchy process (AHP), and binary logistic regression (BLR) techniques - A study of Wadi Habban Basin, Shabwah, Yemen. *Results in Earth Sciences*, 3, 100103. <https://doi.org/10.1016/J.RINES.2025.100103>
- Ashfaq, S., Tufail, M., Niaz, A., Muhammad, S., Alzahrani, H., y Tariq, A. (2025). Flood susceptibility assessment and mapping using GIS-based analytical hierarchy process and frequency ratio models. *Global and Planetary Change*, 251, 104831. <https://doi.org/10.1016/J.GLOPLACHA.2025.104831>
- Aslan, V. (2023). Evaluation of Birecik Basin Flood Detection with GIS Assisted AHP Methods. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 27(7), 2891-2907. <https://doi.org/10.1007/S12205-023-1271-X>
- Beven, K. J., y Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1), 43-69. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>
- Camilloni, I., Barros, V., Moreiras, S., Poveda, G., y Tomasella, J. (2020). Floods and Droughts. In *Adaptation to Climate Change Risks in Ibero-American Countries – RIOCCADAPT Report* (pp. 371-396). McGraw-Hill España.

Cartaya, S., y Mantuano, R. (2016). Identificación de zonas en riesgo de inundación mediante la simulación hidráulica en un segmento del Río Pescadillo, Manabí, Ecuador. *Revista de Investigación*, 40, 158-170.

Centre for Research on the Epidemiology of Disasters. (2025). *EM-DAT: The International Disaster Database* [Conjunto de datos]. Université catholique de Louvain. emdat.be

Chauhan, V., Gupta, L., y Dixit, J. (2025). Machine learning and GIS-based multi-hazard risk modeling for Uttarakhand: Integrating seismic, landslide, and flood susceptibility with socioeconomic vulnerability. *Environmental and Sustainability Indicators*, 26, 100664. <https://doi.org/10.1016/J.INDIC.2025.100664>

Chaulagain, D., Ram Rimal, P., Ngando, S. N., Nsafon, B. E. K., Suh, D., y Huh, J. S. (2023). Flood susceptibility mapping of Kathmandu metropolitan city using GIS-based multi-criteria decision analysis. *Ecological Indicators*, 154, 110653. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2023.110653>

Choubin, B., Jaafari, A., Henareh, J., Karimi, O., y Sajedi Hosseini, F. (2025). Explainable artificial intelligence (XAI) for interpreting predictive models and key variables in flood susceptibility. *Results in Engineering*, 27, 105976. <https://doi.org/10.1016/J.RINENG.2025.105976>

Chowdhury, M. S. (2023). Modelling hydrological factors from DEM using GIS. *MethodsX*, 10, 102062. <https://doi.org/10.1016/J.MEX.2023.102062>

Chowdhury, M. S. (2024). Flash flood susceptibility mapping of north-east depression of Bangladesh using different GIS based bivariate statistical

models. *Watershed Ecology and the Environment*, 6, 26-40.
<https://doi.org/10.1016/J.WSEE.2023.12.002>

Chukwuma, E. C., Okonkwo, C. C., Ojediran, J. O., Anizoba, D. C., Ubah, J. I., y Nwachukwu, C. P. (2021). A GIS based flood vulnerability modelling of Anambra State using an integrated IVFRN-DEMATEL-ANP model. *Heliyon*, 7(9), e08048. <https://doi.org/10.1016/J.HELİYON.2021.E08048>

Das, S., y Gupta, A. (2021). Multi-criteria decision based geospatial mapping of flood susceptibility and temporal hydro-geomorphic changes in the Subarnarekha basin, India. *Geoscience Frontiers*, 12(5), 101206. <https://doi.org/10.1016/J.GSF.2021.101206>

DesInventar. (2025). *Sistema de información de desastres* [versión en español] [Sitio web]. Recuperado de <https://db.desinventar.org/?lang=ES>

Dutta, M., Saha, S., Saikh, N. I., Sarkar, D., y Mondal, P. (2023). Application of bivariate approaches for flood susceptibility mapping: a district level study in Eastern India. *HydroResearch*, 6, 108-121. <https://doi.org/10.1016/J.HYDRES.2023.02.004>

Dutta, P., y Deka, S. (2024). A novel approach to flood risk assessment: Synergizing with geospatial based MCDM-AHP model, multicollinearity, and sensitivity analysis in the Lower Brahmaputra Floodplain, Assam. *Journal of Cleaner Production*, 467, 142985. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2024.142985>

Ebrahimi, E., Araújo, M. B., y Naimi, B. (2023). Flood susceptibility mapping to improve models of species distributions. *Ecological Indicators*, 157, 111250. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2023.111250>



Elsadek, W. M., Wahba, M., Al-Arifi, N., Kanae, S., y El-Rawy, M. (2024). Scrutinizing the performance of GIS-based analytical Hierarchical process approach and frequency ratio model in flood prediction - Case study of Kakegawa, Japan. *Ain Shams Engineering Journal*, 15(2), 102453. <https://doi.org/10.1016/J.ASEJ.2023.102453>

Gacul, L.-A., Ferrancullo, D., Gallano, R., Fadriquela, K. J., Mendez, K. J., Morada, J. R., Morgado, J. K., y Gacu, J. (2024). GIS-Based Identification of Flood Risk Zone in a Rural Municipality Using Fuzzy Analytical Hierarchy Process (FAHP). *Revue Internationale de Geomatique*, 33(0), 295-320. <https://doi.org/10.32604/RIG.2024.055085>

Garshasbi, D., Kitiphaisannon, J., Wongbumru, T., y Thanvisitthpon, N. T. (2025). Assessment of future urban flood risk of Thailand's bangkok metropolis using geoprocessing and machine learning algorithm. *Environmental and Sustainability Indicators*, 25, 100559. <https://doi.org/10.1016/J.INDIC.2024.100559>

Guo, X., Wang, Q. J., Western, A., Ryu, D., Sharples, W., y Hou, J. (2025). Flood monitoring: A hydrologically guided method for infilling incomplete flood inundation maps derived from satellite images. *Journal of Hydrology*, 660, 133365. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2025.133365>

Guoyi, L., Liu, J., y Shao, W. (2023). Urban flood risk assessment under rapid urbanization in Zhengzhou City, China. *Regional Sustainability*, 4(3), 332-348. <https://doi.org/10.1016/J.REGSUS.2023.08.004>

Idowu, D., Peter, B. G., Boakye, J., Cohen, S., y Carter, E. (2025). Evaluating Earth observation products for Catchment-Scale operational flood monitoring and risk management in a sparsely gauged to ungauged river basin in Nigeria.



International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,
138, 104445. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2025.104445>

Instituto Geográfico Militar (IGM). (2025). *Catálogo de metadatos - Geoportal IGM*
[Sitio web]. Recuperado de
<https://www.geoportaligm.gob.ec/catalogo/srv/spa/catalog.search#/home>

Janizadeh, S., Avand, M., Jaafari, A., Van Phong, T., Bayat, M., Ahmadisharaf, E.,
Prakash, I., Pham, B. T., y Lee, S. (2019). Prediction success of machine
learning methods for flash flood susceptibility mapping in the Tafresh
watershed, Iran. *Sustainability*, 11(19).
<https://doi.org/10.3390/su11195426>

Krishnan, A., Dev, S. G. D., Arjun, S., Deepchand, V., Singh, Y., Shaji, E., y
Krishnaprasad, P. K. (2025). Flood susceptibility mapping in Kali River Basin,
Southern India: A GIS-based analytical hierarchy process modelling. *Results
in Earth Sciences*, 3, 100079. <https://doi.org/10.1016/J.RINES.2025.100079>

Lee, S., y Rezaie, F. (2022). Data used for GIS-based Flood Susceptibility Mapping.
GEO DATA, 4(1), 1-15. <https://doi.org/10.22761/dj2022.4.1.001>

Manopkawee, P., Mankhemthong, N., Kanthata, S., y Sooksabai, C. (2025).
Quantifying Regional-Scale Flash Flood Susceptibility Using Watershed
Geomorphometry-Based Approach along the High Range, West of Chiang Mai
Basin, Northern Thailand. *Natural Hazards Research*.
<https://doi.org/10.1016/J.NHRES.2025.07.001>

Ministerio de Agricultura y Ganadería (MAG). (2025). *Geoportal - Catálogo de
metadatos* [Sitio web]. Recuperado de



<http://geoportal.agricultura.gob.ec/geonetwork/srv/spa/catalog.search#/home>

Mondol, Md. F., Rifath, A. R., Muktadir, M. G., Sakib, N., Baqee, A., y Islam, Md. A. (2025). Flood Vulnerability Assessment in Jamuna River Floodplain: A Synthesis of Multi-Dimensional Vulnerability Indicators using Geospatial and Fuzzy-AHP techniques. *Natural Hazards Research*.
<https://doi.org/10.1016/J.NHRES.2025.07.002>

Morales, K., Reyes, D., y Cascante, G. (2025). Determinación de amenaza a inundación, mediante el uso de sistemas de información geográfica en tres ciudades del Ecuador, a escala 1: 5000. *Revista Geográfica de América Central*, 74. <https://doi.org/10.15359/rgac.74-10>

Mshelia, Z. H., Nyam, Y. S., Moisés, D. J., y Belle, J. A. (2024). Geospatial analysis of flood risk hazard in Zambezi Region, Namibia. *Environmental Challenges*, 15, 100915. <https://doi.org/10.1016/J.ENVC.2024.100915>

Nsangou, D., Kpoumié, A., Mfonka, Z., Ngouh, A. N., Fossi, D. H., Jourdan, C., Mbele, H. Z., Mouncherou, O. F., Vandervaere, J. P., y Ndam Ngoupayou, J. R. (2022). Urban flood susceptibility modelling using AHP and GIS approach: case of the Mfoundi watershed at Yaoundé in the South-Cameroon plateau. *Scientific African*, 15, e01043.
<https://doi.org/10.1016/J.SCIAF.2021.E01043>

Orosco, M., Reyes, J., Chavarría, J., y Alarcón, J. (2024). Modelación Hidrológica e Hidráulica de la Quebrada El Tejado para la Análisis de Zonas de Inundación en la Ciudad de Quito en 2023. *Revista Científica INGENIAR*, 7, 300-322. <https://doi.org/10.46296/ig.v7i14.0219>

Ozegin, K. O., y Ilugbo, S. O. (2025). Evaluation of potentially susceptible flooding areas leveraging geospatial technology with multicriteria decision analysis in Edo State, Nigeria. *Natural Hazards Research*, 5(1), 109-133.
<https://doi.org/10.1016/J.NHRES.2024.07.002>

Panchal, S., y Shrivastava, A. K. (2022). Landslide hazard assessment using analytic hierarchy process (AHP): A case study of National Highway 5 in India. *Ain Shams Engineering Journal*, 13(3), 101626.
<https://doi.org/10.1016/J.ASEJ.2021.10.021>

Ramotubei, T. S., Landman, W. A., Mateyisi, M. J., Nangombe, S. S., y Beraki, A. F. (2025). Response of the global ITCZ to ENSO and how the ITCZ determined from maximum precipitation compares with the surface tropical wind convergence. *Environmental Development*, 55, 101210.
<https://doi.org/10.1016/J.ENVDEV.2025.101210>

Riaz, R., y Mohiuddin, M. (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>

Rifath, A. R., Muktadir, M. G., Hasan, M., y Islam, M. A. (2024). Flash flood prediction modeling in the hilly regions of Southeastern Bangladesh: A machine learning attempt on present and future climate scenarios. *Environmental Challenges*, 17, 101029.
<https://doi.org/10.1016/J.ENVC.2024.101029>

Saaty, T.L., 1980. *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York, pp. 579-606. <https://doi.org/10.3414/ME10-01-0028>



Santana Castro, A. G., Montilla Pacheco, A. de J., y Jarre Castro, E. J. (2025). Geomática aplicada a la cartografía de desastres en el cantón Portoviejo, Manabí, Ecuador. *ULEAM Bahía Magazine*, 6(10), 144-152. <https://doi.org/10.56124/ubm.v6i10.018>

Sar, N., Rynngnga, P. K., y De, D. K. (2025). Application of the analytical hierarchy process (AHP) for flood susceptibility mapping using GIS techniques in lower reach of Keleghai River Basin, West Bengal, India. *Geohazard Mechanics*, 3(2), 123-135. <https://doi.org/10.1016/J.GHM.2025.06.002>

Secretaría Nacional de Gestión de Riesgos. (2025). *Informes de situación (SitRep) por emergencias y desastres en Ecuador [2016-2025]*. Recuperado de <https://www.gestionderiesgos.gob.ec/informes-de-situacion-actual-por-eventos-adversos-ecuador/>

Shadmaan, M. S., y Hassan, K. M. (2024). Assessment of flood susceptibility in Sylhet using analytical hierarchy process and geospatial technique. *Geomatica*, 76(1), 100003. <https://doi.org/10.1016/J.GEOMAT.2024.100003>

Shrestha, S., Dahal, D., Poudel, B., Banjara, M., y Kalra, A. (2025). Flood Susceptibility Analysis with Integrated Geographic Information System and Analytical Hierarchy Process: A Multi-Criteria Framework for Risk Assessment and Mitigation. *Water*, 17(7). <https://doi.org/10.3390/w17070937>

Singha, C., Sahoo, S., Mahtaj, A. B., Moghimi, A., Welzel, M., y Govind, A. (2025). Advancing flood risk assessment: Multitemporal SAR-based flood inventory generation using transfer learning and hybrid fuzzy-AHP-machine learning for flood susceptibility mapping in the Mahananda River Basin. *Journal of*



Environmental Management, 380, 124972.
<https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2025.124972>

Tetteh, A. T., Kahuri, S., Yevugah, L. L., Moomen, A. W., Kwakwa, P. A., y Yakubu, I. (2026). A multi-criteria approach to fluvial flood vulnerability assessment: A case study of lower Manya Krobo municipality. *Water Cycle*, 7, 68-82.
<https://doi.org/10.1016/J.WATCYC.2025.06.001>

Tetteh, A. T., Moomen, A. W., Yevugah, L. L., y Tengnibuor, A. (2024). Geospatial approach to pluvial flood-risk and vulnerability assessment in Sunyani Municipality. *Heliyon*, 10(18), e38013.
<https://doi.org/10.1016/J.HELİYON.2024.E38013>

Usmani, M., Bhatti, H. M. T., Nanni, R., Bovolo, F., y Napolitano, M. (2025). Flood mapping and impact analysis by fusion of remote sensing and open geospatial data: Sindh case study. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 28(2), 357-369.
<https://doi.org/10.1016/J.EJRS.2025.05.001>

Vallecilla, A., Delgado, D., y Méndez, W. (2022). Retrospectiva de escenarios de inundaciones en la región costera de Ecuador: Una visión de sus impactos a escala local urbana. *Dominio de Las Ciencias*, 8(2), 318-339.
<https://doi.org/10.23857/dc.v8i2.2757>

Vallejo, D., Reyes, J., Tenesaca, M., y Alarcón, J. (2024). Modelación Hidráulica HEC-RAS para la Estimación y Simulación de Inundaciones en la Quebrada Cunduana, Riobamba. *Revista Científica INGENIAR*, 7, 344-366.
<https://doi.org/10.46296/ig.v7i14.0221>



- Varma, A. K., Dhote, A., Mathew, A., Naresh, C., y Shekar, P. R. (2025). Flood hazard zonation using remote sensing, geographic information system, and analytic hierarchy process in the Bhagirathi River Basin, Uttarakhand, India. *Results in Earth Sciences*, 3, 100105. <https://doi.org/10.1016/J.RINES.2025.100105>
- Wu, Y., Ju, H., Qi, P., Li, Z., Zhang, G., y Sun, Y. (2023). Increasing flood risk under climate change and social development in the Second Songhua River basin in Northeast China. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 48, 101459. <https://doi.org/10.1016/J.EJRH.2023.101459>
- Zafar, Z., Zubair, M., y Fahd, S. (2024). Extreme weather events and their socioeconomic impacts: A remote sensing-based analysis of flood damages. *Global and Earth Surface Processes Change*, 1, 100001. <https://doi.org/10.1016/J.GESPCH.2024.100001>
- Zzaman, R. U., Nowreen, S., Billah, M., y Islam, A. S. (2021). Flood hazard mapping of Sangu River basin in Bangladesh using multi-criteria analysis of hydro-geomorphological factors. *Journal of Flood Risk Management*, 14(3). <https://doi.org/10.1111/jfr3.12715>