TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

**UNIVERSIDAD ANDINA**

**NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ**

**FACULTAD DE INGENIERIAS Y CIENCIAS PURAS**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL**

# EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RÍO RAMIS

**TESIS PRESENTADA POR:**

**Bach. LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:**

**INGENIERO CIVIL**

**JULIACA – PERÚ**

**2026**

OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

**UNIVERSIDAD ANDINA**

**NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ**

**FACULTAD DE INGENIERÍAS Y CIENCIAS PURAS**

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL

# EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS

TESIS PRESENTADA POR:

**Bach. LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ**

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO CIVIL

APROBADA POR EL JURADO REVISOR:

**PRESIDENTE** : Dr. CESAR GUILLERMO CAMARGO NAJAR

**PRIMER MIEMBRO** : Dr. ARNALDO YANA TORRES

**SEGUNDO MIEMBRO** : Mgtr. WILFREDO DAVID SUPO PACORI

**ASESOR DE TESIS** : Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA

**LÍNEA DE INVESTIGACIÓN** : TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN – P17

OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor

http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

# RESOLUCIÓN DECANAL N° 0219-2026-D-UI-FICP-UANCV

Juliaca, 22 de abril del 2026

**VISTO:** El expediente **N° 2026-CU-002638** presentado por el (la) Bachiller: **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ** estudiante de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras quien solicita **NOMINACIÓN DE JURADOS Y PROGRAMACIÓN DE FECHA Y HORA DE SUSTENTACIÓN.**

**CONSIDERANDO:**

Que, el (la) Bach. **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ,** quien solicita **NOMINACIÓN DE JURADOS Y PROGRAMACIÓN DE FECHA Y HORA DE SUSTENTACIÓN** de la Tesis Titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS,** la misma que pertenece a la línea de investigación **TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN** para optar el Título Profesional de **Ingeniero Civil.**

Que, al haberse cumplido con los requisitos exigidos por el reglamento interno de trabajos de investigación conducente a grados y títulos mediante Resolución N° 0294-2023 UANCV-CU-R. y en concordancia con el dictamen de similitud.

De conformidad al Reglamento Interno de Trabajos de Investigación Conducente a Grados y Títulos aprobado con Resolución N° 0294-2023 UANCV-CU-R. y en merito al Art. 24, Art. 28 del reglamento, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales, y en uso a las atribuciones, que le concede la ley Universitaria N° 30220, ley de creación de la UANCV N° 23738 y modificatoria N° 24661, y el Estatuto de la UANCV, el Decano y el Director de la Unidad de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras.

**RESUELVE:**

**ARTÍCULO PRIMERO.- APROBAR,** la **NOMINACIÓN DE JURADOS** integrado por los siguientes docentes:

- **Presidente** : Dr. CESAR GUILLERMO CAMARGO NAJAR
- **1er Miembro** : Dr. ARNALDO YANA TORRES
- **2do Miembro** : Mgtr. WILFREDO DAVID SUPO PACORI

**ARTICULO SEGUNDO. – RECONOCER** como asesor de la investigación (tesis) de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras al (a la) docente, **Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA.**

**ARTICULO TERCERO. – APROBAR,** la **FECHA Y HORA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS** de él (la) bachiller: **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ;** del informe final de la investigación (tesis) titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS** para optar el Título Profesional de **Ingeniero Civil.** de acuerdo al siguiente detalle:

- **FECHA** : Miercoles 29 de abril del 2026
- **HORA** : 08:00 hr
- **LUGAR** : Aula 306 - FICP

**ARTÍCULO CUARTO.- DISPONER** que, la Unidad de Investigación, Responsables del Comité de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras y el Director de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** quedan encargados del cumplimiento de la presente Resolución.

Regístrese, Comuníquese, Archívese.

Dr. Ronald Medera Terán
DECANO (e)
CIP: 66975

Dr. Fritz Willy Mamani Apaza
DIRECTOR
UNIDAD DE INVESTIGACIÓN

cc.
Archivo
Interesado (a)



OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

UNIVERSIDAD ANDINA
"NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"

# RESOLUCIÓN DECANAL N° 0160-2026-D-UI-FICP-UANCV

Juliaca, 10 de abril del 2026

**VISTO:** El expediente **N° 2026-CU-001546** por el señor (a): **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ** quien solicita **REVISIÓN DEL INFORME FINAL DE LA INVESTIGACIÓN (borrador de tesis)**, el PROVEIDO – **N° 0062-2026**-UI-FICP-UANCV/J, y la **FICHA DE OPINIÓN DEL INFORME FINAL DE LA INVESTIGACION (BORRADOR DE TESIS)** formato **N° 027-2026** del integrante del comité de investigación **EPIC** de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras, según al reglamento interno de trabajos de investigación conducente a grados y títulos.

**CONSIDERANDO:**

Que, el señor (a): **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ,** ha presentado su informe final de la investigación (borrador de tesis) Titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS**, para optar el Título Profesional de **Ingeniero Civil.**

Que, al haberse cumplido con los requisitos exigidos por el Reglamento Interno de Trabajo de Investigación Conducente a Grados y Títulos, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales; el integrante del comité de investigación **Dr. Leonel Suasaca Pelinco** de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras, emitió la ficha de opinión del informe final de la investigación (borrador de tesis) formato N° 027-2026 **aprobando** el informe final de la investigación (borrador de tesis) titulado: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS**, Correspondiente a la línea de investigación **TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN.**

Que, al haberse cumplido con los requisitos exigidos por el reglamento interno de trabajos de investigación conducentes a grados y títulos mediante Resolución N° 0294-2023 UANCV-CU-R. y estando a la opinión favorable del comité de investigación respecto al informe final de la investigación (borrador de tesis).

Estando, con la opinión favorable del Comité de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras y en concordancia al Reglamento Interno de Trabajos de Investigación Conducente a Grados y Títulos aprobado con Resolución N° 0294-2023 UANCV-CU-R. y en merito al Art. 27 del reglamento, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales, y en uso a las atribuciones, que le concede la ley Universitaria N° 30220, ley de creación de la UANCV N° 23738 y modificatoria N° 24661, y el Estatuto de la UANCV, el Decano y el Director de la Unidad de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras.

**RESUELVE:**

**ARTÍCULO PRIMERO.- APROBAR**, el **INFORME FINAL DE LA INVESTIGACIÓN (BORRADOR DE TESIS)**, para la **REVISIÓN DE SIMILITUD TURNITIN,** presentado por el señor (a): **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ,** para optar el Título Profesional de Ingeniero Civil, con el Tema Titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS** correspondiente a la línea de investigación **TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN,** en virtud a los considerandos expuestos.

**ARTÍCULO SEGUNDO.- RATIFICAR** como **ASESOR DE INVESTIGACIÓN** al (a la), **Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA.**

**ARTÍCULO TERCERO.- DISPONER** que, la Unidad de Investigación, Responsables del Comité de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras y el Director de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** quedan encargados del cumplimiento de la presente Resolución.

Registrese, Comuníquese, Archívese.

UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ" FACULTAD DE INGENIERÍAS Y CIENCIAS PURAS
Dr. Ronald Madera Terán
DECANO (a)
CIP: 66975

UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ" FACULTAD DE INGENIERÍAS Y CIENCIAS PURAS
DIRECTOR
Dr. Fritz Willy Mamani Apaza
DIRECTOR
UNIDAD DE INVESTIGACIÓN

cc.
Archivo
Interesado (a)

Jr. Loreto N° 150 - Central Telefónica: (051) 321142 - Juliaca - Puno - Perú - Pag. Web: www.uancv.edu.pe
OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV



# RESOLUCIÓN DECANAL N° 0105-2026-D-UI-FICP-UANCV

Juliaca, 28 de enero del 2026

**VISTO:** El expediente **N° 2026-C-1027**, presentado por el señor (a) **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ** solicitando **APROBACIÓN DE LA PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN** el PROVEIDO – N° 0030-2026-UI-FICP-UANCV/J, y la FICHA DE OPINIÓN DE LA PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN formato N° 011-2026 del integrante del comité de investigación **EPIC** de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras, según al reglamento interno de trabajos de investigación conducente a grados y títulos.

**CONSIDERANDO:**

Que, el señor (a): **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ,** ha presentado su propuesta de investigación Titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS,** para optar el Título Profesional de **Ingeniero Civil.**

Que, al haberse cumplido con los requisitos exigidos por el Reglamento Interno de Trabajo de Investigación Conducente a Grados y Títulos, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales; el integrante del comité de investigación **Dr. Leonel Suasaca Pelinco** de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras, emitió la ficha de opinión de la propuesta de investigación formato N° 011-2026- aprobando la propuesta de investigación titulada: EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS.

Que, es requisito indispensable contar con un asesor docente ordinario y/o contratado de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras con un mínimo de cinco años de docencia, grado de doctor o magister y experiencia en la línea a investigar, o deberá estar acreditado por Resolución 0989-2022-UANCV-CU-R, quien asumirá como asesor de la propuesta de investigación, según el área o grado.

Estando, con la opinión favorable de la propuesta de investigación del Comité de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras y en concordancia al Reglamento Interno de Trabajos de Investigación Conducente a Grados y Títulos aprobado con Resolución N° 0294-2023 UANCV-CU-R. y en merito al Art. 25 del reglamento, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales, y en uso a las atribuciones, que le concede la ley Universitaria N° 30220, ley de creación de la UANCV N° 23738 y modificatoria N° 24661, y el Estatuto de la UANCV, el Decano y el Director de la Unidad de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras.

**RESUELVE:**

**ARTÍCULO PRIMERO.- APROBAR,** la **PROPUESTA DE INVESTIGACIÓN,** presentado por el señor (a): **LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ,** para optar el Título Profesional de Ingeniero Civil, con el Tema Titulada: **EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS** correspondiente a la línea de investigación **TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN.**

La misma que deberá proceder con la ejecución de la propuesta de Investigación aprobado de acuerdo a lo establecido en el Reglamento Interno de Trabajo de Investigación Conducente a Grados y Títulos, con fines de obtención de Grados Académicos y Títulos Profesionales.

**ARTÍCULO SEGUNDO.- RECONOCER** como **ASESOR DE INVESTIGACIÓN** de al (a la) docente **Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA.**

**ARTÍCULO TERCERO.- DISPONER** que, la Unidad de Investigación, Responsables del Comité de Investigación de la Facultad de Ingenierías y Ciencias Puras y el Director de la Escuela Profesional de **Ingeniería Civil** quedan encargados del cumplimiento de la presente Resolución.

Registrese, Comuniquese, Archívese.

Dr. Ronald Madera Perán
DECANO (e)
CIP: 66975

Dr. Fritz Willy Mamani Apaza
DIRECTOR
UNIDAD DE INVESTIGACIÓN

cc.
Archivo
Interesado (a)



OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
turnitin Página 1 de 139 - Portada Identificador de la entrega trn:oid:::13016:604543319
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

# LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ

## EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RÍO RAMIS

Trabajos de tesis para ingreso a repositorio

### Detalles del documento

Identificador de la entrega
**trn:oid:::13016:604543319**

Fecha de entrega
**3 jul 2026, 21:00 GMT-5**

Fecha de descarga
**4 jul 2026, 20:24 GMT-5**

Nombre del archivo
**T036_72399623_T.docx**

Tamaño del archivo
**13.1 MB**

**128 páginas**

**21.838 palabras**

**136.698 caracteres**

turnitin Página 1 de 139 - Portada Identificador de la entrega trn:oid:::13016:604543319
OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

# 17% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

## Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Coincidencias menores (menos de 10 palabras)

## Fuentes principales

12% Fuentes de Internet
3% Publicaciones
12% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

## Marcas de integridad

**N.º de alertas de integridad para revisión**

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.


OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

## Metadatos complementarios

| TÍTULO DE LA TESIS | |
|---|---|
| EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS | |
| **Datos de autor** | |
| Nombres y apellidos | LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ |
| Tipo de documento de identidad | DNI |
| Número de documento de identidad | 72399623 |
| URL de ORCID | https://orcid.org/0009-0006-8584-1942 |
| **Datos de asesor** | |
| Nombres y apellidos | FRITZ WILLY MAMANI APAZA |
| Tipo de documento de identidad | DNI |
| Número de documento de identidad | 02306659 |
| URL de ORCID | https://orcid.org/0000-0002-0268-5061 |
| Datos del jurado | |
| **Presidente del jurado** | |
| Nombres y apellidos | CESAR GUILLERMO CAMARGO NAJAR |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 02441152 |
| **Miembro del jurado 1** | |
| Nombres y apellidos | ARNALDO YANA TORRES |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 41414676 |
| **Miembro del jurado 2** | |
| Nombres y apellidos | WILFREDO DAVID SUPO PACORI |
| Tipo de documento | DNI |
| Número de documento de identidad | 02428673 |

| **Datos de investigación** | |
|---|---|
| Línea de investigación | TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN - P17 |
| Grupo de investigación | No aplica. |
| Agencia de financiamiento | Sin financiamiento. |
| Ubicación geográfica de la investigación | País: Perú<br>Departamento: Puno<br>Provincia: Puno<br>Distrito: Puno<br><br>Coordenadas:<br>Latitud: -14.4538616<br>Longitud: -69.5992276<br><br>https://maps.app.goo.gl/DfEaR4T5Zi9iVgiCA<br> |
| Año o rango de años en que se realizó la investigación | Enero 2026 – Abril 2026 |
| URL de disciplinas OCDE<br>https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.02.04 | **Ingeniería Civil**<br>https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.01.00<br><br>**Ingeniería de la construcción**<br>https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.01.03 |

DIRECTOR
Dr. Fritz Willy Mamani Apaza
DIRECTOR
UNIDAD DE INVESTIGACIÓN

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

# DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD Y RESPONSABILIDAD

Yo LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ, identificado con DNI Nro. 72399623 en mi condición de egresado de:

☒ **Escuela Profesional**

☐ **Programa de Segunda Especialidad,**

☐ **Programa de Maestría o Doctorado**

INGENIERÍA CIVIL,

informo que he elaborado el/la ☒ **Tesis** o ☐ **Trabajo de Investigación,** ☐ **Trabajo Académico** denominada:

EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS

Asesorado por: Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA

Es un tema original.

Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y **no existe plagio/copia** de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como suyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

El incumplimiento de lo declarado da lugar a responsabilidad del declarante, en consecuencia; a través del presente documento asumo frente a terceros, la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

Juliaca 05 de MAYO del 2026

Firma del Asesor (obligatoria)

FIRMA (obligatoria)

Huella

OFICINA DE INVESTIGACIÓN
http://repositorio.uancv.edu.pe/
Tesis Publicada con autorización del autor
OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

## DEDICATORIA

A Dios, por su guía y protección a lo largo de este viaje académico y personal.

A mi familia, por ser mi fuente de inspiración y motivación para nunca rendirme en la búsqueda del conocimiento y el crecimiento personal.

A mis padres, por enseñarme el valor del esfuerzo y la perseverancia, a mis hermanas, por brindarme su apoyo constante, por su paciencia y comprensión. Sin ellos, este logro no habría sido posible. Les agradezco de todo corazón por estar siempre a mi lado

**Luis Raul Machaca Fernandez**

OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

**AGRADECIMIENTOS**

Agradezco a mis profesores, por su confianza y orientación a lo largo de mi educación. Su conocimiento y apoyo han sido vitales para mi desarrollo académico y profesional.

Agradezco a mis amigos y colegas que han sido una gran parte de este viaje, gracias por compartir las risas, lecciones y momentos memorables.

Agradezco a mi mentor, por su experiencia y sabiduría, su orientación ha sido invaluable para mi desarrollo profesional.

**Luis Raul Machaca Fernandez**

# ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA ..... iii
AGRADECIMIENTOS ..... iv
ÍNDICE GENERAL ..... v
ÍNDICE DE TABLAS ..... viii
ÍNDICE DE FIGURAS ..... ix
ACRÓNIMOS ..... x
RESUMEN ..... xi
ABSTRACT ..... xii
INTRODUCCIÓN ..... xiii

**CAPÍTULO I**

**PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

1.1. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN PROBLEMÁTICA ..... 1
1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA ..... 4
1.2.1. Problema general ..... 4
1.2.2. Problemas específicos ..... 4
1.3. JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO ..... 4
1.3.1. Justificación científica ..... 5
1.3.2. Justificación técnica ..... 5
1.3.3. Justificación económica ..... 5
1.3.4. Justificación social ..... 6
1.3.5. Justificación ambiental ..... 6
1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN ..... 6
1.4.1. Objetivo general ..... 6
1.4.2. Objetivo específico ..... 6
1.5. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN ..... 7
1.5.1. Hipótesis general ..... 7
1.5.2. Hipótesis específicas ..... 7

1.6. VARIABLES ..... 8
1.6.2. Variable dependiente ..... 8
1.6.3. Variables independientes ..... 9

**CAPÍTULO II**

**MARCO TEÓRICO**

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN ..... 11
2.1.1. Antecedentes internacionales ..... 11
2.1.2. Antecedentes nacionales ..... 14
2.1.3. Antecedentes regionales ..... 16
2.2. MARCO TEÓRICO ..... 19
2.2.1. Inundaciones como fenómeno hidrológico y geomorfológico ..... 19
2.2.2. Peligro, susceptibilidad, vulnerabilidad y riesgo de inundaciones ..... 20
2.2.3. Factores fisiográficos condicionantes de las inundaciones ..... 21
2.2.4. Teledetección y análisis multitemporal de inundaciones ..... 21
2.2.5. Susceptibilidad a inundaciones mediante inteligencia artificial ..... 22
2.2.6. Precipitación extrema, periodos de retorno y criterios de inundación 23
2.3. MARCO CONCEPTUAL ..... 24

**CAPÍTULO III**

**PROCEDIMIENTO METODOLÓGICO DE LA INVESTIGACIÓN**

3.1. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN ..... 28
3.2. TIPO DE INVESTIGACIÓN ..... 28
3.2.1. Ubicación hidrográfica ..... 29
3.2.2. Ubicación política ..... 29
3.2.3. Ubicación geográfica ..... 29
3.3. MATERIALES ..... 30
3.3.1. Mapa digital de altitud (DEM) ..... 30
3.3.2. Datos meteorológicos ..... 30
3.3.3. Software y herramientas computacionales ..... 31

3.4. METODOLOGÍA ..... 32
3.5. POBLACIÓN Y MUESTRA ..... 33
3.6. VALIDACIÓN DE LA CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS ..... 34
3.7. VALIDEZ Y CONFIABILIDAD DEL INSTRUMENTO ..... 34
3.8. RECOLECCIÓN Y PROCESAMIENTO DE DATOS ..... 35
3.8.1. Recolección de datos ..... 35
3.8.2. Preprocesamiento de datos ..... 37
3.8.3. Análisis multitemporal de inundaciones ..... 38
3.8.4. Generación de variables predictoras ..... 41
3.8.5. Modelación de la susceptibilidad a inundaciones ..... 41
3.8.6. Validación y análisis de resultados ..... 43
3.8.7. Modelo matemático del análisis histórico y del modelo predictivo ..... 44

**CAPÍTULO IV**

**RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

4.1. RESULTADOS ..... 50
4.1.1. Áreas inundables históricas – cuenca del río Ramis ..... 51
4.1.2. Susceptibilidad a inundaciones – Random Forest ..... 55
4.1.3. Mapa de susceptibilidad a inundaciones ..... 65
4.2. DISCUSIÓN ..... 72
CONCLUSIONES ..... 76
RECOMENDACIONES ..... 78
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS ..... 80
ANEXOS ..... 88

# ÍNDICE DE TABLAS

**Tabla 1** Operacionalización de la variable dependiente ..... 8

**Tabla 2** Operacionalización de las variables independientes ..... 10

**Tabla 3** Librerías utilizadas en el procesamiento y modelación ..... 32

**Tabla 4** Datos de entrada del modelo ..... 36

**Tabla 5** Periodo de análisis y fuentes de información ..... 37

**Tabla 6** Métricas y procedimientos utilizados para la evaluación del modelo ..... 44

**Tabla 7.** Matriz de confusión del modelo binario ..... 48

**Tabla 8.** Área inundada por distrito según el modelo binario ..... 68

**Tabla 9.** Área inundada por distrito según el modelo multiclase ..... 70

## ÍNDICE DE FIGURAS

**Figura 1** Metodología del proyecto ..... 33

**Figura 2** Frecuencia de zonas inundables (1985–2024) ..... 39

**Figura 3** Evolución de zonas inundables (1985 – 2024) ..... 40

**Figura 4** Frecuencia de inundación clasificada ..... 42

**Figura 5** Mapa de frecuencia ..... 52

**Figura 6** Evolución del área inundable ..... 53

**Figura 7** Raster binario de zonas inundables (pantanos y pastizales), usado como variable dependiente del modelo. ..... 55

**Figura 8** Matriz de confusión en el modelo multiclase ..... 57

**Figura 9** Curvas ROC en el modelo multiclase ..... 58

**Figura 10** Matriz de confusión en el modelo binario ..... 59

**Figura 11** Curvas ROC en el modelo binario ..... 60

**Figura 12** Importancia de las variables predictoras en el modelo binario por permutación ..... 62

**Figura 13** Importancia de las variables predictoras en el modelo binario por Gini ..... 63

**Figura 14** Importancia de las variables predictoras en el modelo multiclase por permutación ..... 64

**Figura 15** Importancia de las variables predictoras en el modelo multiclase por Gini ..... 65

**Figura 16** Mapa de susceptibilidad / peligro a inundaciones de zonas pantanosas o pastizales inundables mediante un modelo binario ..... 67

**Figura 17** Mapa de susceptibilidad / peligro a inundaciones de zonas pantanosas o pastizales inundables mediante un modelo multiclase ..... 69

## ACRÓNIMOS

**ANA:** Autoridad Nacional del Agua

**AUC:** Área bajo la curva (Area Under the Curve), métrica de evaluación del modelo.

**CRS:** Sistema de Referencia de Coordenadas (Coordinate Reference System).

**DEM:** Modelo Digital de Elevación (Digital Elevation Model).

**EPSG:** European Petroleum Survey Group, código estándar para sistemas de coordenadas.

**FS:** Susceptibilidad a Inundaciones (Flood Susceptibility).

**GeoTIFF:** Formato de Imagen Geoetiquetada (Geographic Tagged Image File Format).

**MAPBiomas:** Proyecto MapBiomas, mapeo anual de cobertura y uso del suelo mediante imágenes satelitales.

**PISCO:** Datos Climáticos Interpolados del SENAMHI para el Perú (Peruvian Interpolated data of SENAMHI's Climatological Observations).

**RF:** Bosque Aleatorio (Random Forest), algoritmo de aprendizaje automático.

**ROC:** Curva Característica Operativa del Receptor (Receiver Operating Characteristic).

**SENAMHI:** Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú.

**SIG:** Sistema de Información Geográfica.

**SRTM:** Misión topográfica Radar Shuttle

# RESUMEN

La presente investigación evalúa el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis, combinando análisis histórico de imágenes satelitales y modelación de susceptibilidad mediante inteligencia artificial. El estudio se centró en tres objetivos: caracterizar las áreas inundables usando series temporales de imágenes MAPBiomas Perú (1985–2024), desarrollar y validar un modelo de susceptibilidad con Random Forest y elaborar un mapa que identifique las áreas de mayor riesgo en la cuenca. El análisis histórico evidenció una heterogeneidad espacial en la ocurrencia de inundaciones. Las zonas de alta frecuencia se concentran a lo largo del cauce principal y afluentes, así como en planicies aluviales y sectores de baja pendiente, mientras que las áreas elevadas presentan baja o nula susceptibilidad. La evolución temporal mostró alta variabilidad interanual, reflejando la dependencia de eventos de precipitación y crecidas fluviales excepcionales. El modelo multiclase indicó una capacidad moderada de discriminación (AUC 0.755), con mejor desempeño en la identificación de áreas de alta susceptibilidad. La simplificación a un modelo binario incrementó la exactitud (0.8243) y la capacidad de discriminación (AUC 0.9021), destacando la pendiente y la precipitación del período lluvioso como variables determinantes. El mapa final identifica áreas críticas de alta susceptibilidad, constituyéndose en una herramienta para la gestión del riesgo, planificación territorial y prevención frente a eventos hidrológicos extremos.

**Palabras Clave:** Inundaciones, Peligro, Random Forest, MAPBiomas Perú, Gestión del riesgo.

## ABSTRACT

This study evaluates flood risk in the lower basin of the Ramis River by combining historical analysis of satellite imagery with susceptibility modeling using artificial intelligence. The study focused on three objectives: to characterize flood-prone areas using time series of MAPBiomas Peru satellite images (1985–2024), to develop and validate a flood susceptibility model using Random Forest, and to produce a susceptibility map identifying the areas of highest risk in the basin. The historical analysis revealed spatial heterogeneity in flood occurrence. High-frequency flood zones are concentrated along the main river channel and its tributaries, as well as in alluvial plains and low-slope areas, while elevated areas show low or no susceptibility. Temporal evolution showed high interannual variability, reflecting the dependence on precipitation events and exceptional river flooding. The multiclass model showed moderate discrimination capacity (AUC 0.755), with better performance in identifying high-susceptibility areas. Simplifying to a binary model increased accuracy (0.8243) and discrimination capacity (AUC 0.9021), highlighting slope and rainfall during the rainy season as key determining variables. The final map identifies critical high-susceptibility areas, providing a useful tool for risk management, territorial planning, and prevention of extreme hydrological events.


**Keywords:** Floods, Hazard, Random Forest, MAPBiomas Peru, Risk management.

# INTRODUCCIÓN

Las inundaciones son uno de los peligros naturales más frecuentes y con mayores impactos en las cuencas hidrográficas, afectando tanto a las poblaciones humanas como a los ecosistemas. En muchas regiones, estos eventos están asociados a precipitaciones intensas, desbordes fluviales y condiciones geográficas específicas, como pendientes bajas y presencia de planicies aluviales. La cuenca baja del río Ramis presenta una alta vulnerabilidad frente a inundaciones debido a su dinámica hidrológica y características del terreno. Comprender la distribución espacial y la variabilidad temporal de estos eventos resulta fundamental para mejorar la evaluación del riesgo y fortalecer la planificación territorial y las estrategias de prevención.

En los últimos años, los avances en teledetección e inteligencia artificial han permitido analizar los patrones de inundación con mayor precisión y en periodos prolongados. El uso de imágenes satelitales facilita la identificación de áreas históricamente afectadas, mientras que los algoritmos de aprendizaje automático permiten modelar la susceptibilidad a inundaciones a partir de variables ambientales y climáticas.

En este contexto, la presente investigación evalúa el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante la integración del análisis histórico de imágenes satelitales con la modelación de susceptibilidad utilizando el algoritmo Random Forest. El objetivo es identificar las zonas de mayor riesgo y generar información que contribuya a la gestión del riesgo, la planificación territorial y la prevención de eventos hidrológicos extremos.

# CAPÍTULO I

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

### 1.1. ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN PROBLEMÁTICA

La región de Puno se ve recurrentemente afectada por eventos hidrometeorológicos extremos asociados a la variabilidad climática y a la influencia del fenómeno El Niño, los cuales alteran el régimen de precipitaciones y generan impactos significativos en el sector agrícola, la infraestructura y las condiciones de vida de la población (Apaza et al., 2023). Estas alteraciones climáticas incrementan la ocurrencia de lluvias intensas y crecidas extraordinarias de los ríos, favoreciendo la aparición de inundaciones, especialmente en cuencas andinas con condiciones fisiográficas y climáticas particulares.

La cuenca baja del río Ramis, ubicada en la región andina del sur del Perú, constituye una de las zonas más vulnerables frente a eventos de inundación en la región de Puno (Chavez Salinas, 2024). En los últimos años, se han registrado episodios recurrentes de desbordes del río Ramis que han afectado a centros poblados, tierras agrícolas e infraestructura básica, generando pérdidas económicas y sociales significativas. El Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) ha advertido de manera reiterada que las lluvias intensas en la región hidrográfica del lago Titicaca incrementan los caudales de

los ríos afluentes, entre ellos el Ramis, elevando el riesgo de inundaciones durante la temporada lluviosa (Llanque Chayña, 2022; Vera Arévalo & Obando, 2011).

La alta recurrencia de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis se explica por la interacción de múltiples factores hidrológicos, fisiográficos y antrópicos, tales como la baja pendiente del terreno, la dinámica fluvial del río, la presencia de amplias planicies aluviales, la concentración estacional de precipitaciones intensas y el uso inadecuado del suelo en zonas naturalmente inundables. Estos factores, combinados con el crecimiento de asentamientos humanos en áreas de riesgo, incrementan la vulnerabilidad de la población y la exposición de los sistemas productivos y la infraestructura frente a eventos hidrológicos extremos.

En este contexto, el análisis de datos geoespaciales y de series temporales de imágenes satelitales se ha consolidado como una herramienta fundamental para la identificación, delimitación y análisis histórico de áreas inundables, permitiendo superar las limitaciones asociadas a la falta de registros in situ (Zhou & Li, 2020). Asimismo, productos climáticos interpolados como PISCO, desarrollados por el SENAMHI, ofrecen información espacialmente continua de la precipitación, lo cual resulta clave para el análisis hidrológico en cuencas con limitada instrumentación (Aybar et al., 2020).

A nivel global y regional, diversos estudios han demostrado que el cambio climático está intensificando la frecuencia y magnitud de eventos hidrometeorológicos extremos, incrementando la incertidumbre en la gestión de los recursos hídricos y el riesgo de inundaciones (Estévez Valencia et al., 2019). En este escenario, la elaboración de mapas de peligro y susceptibilidad a

inundaciones se convierte en una herramienta esencial para la planificación territorial, la gestión del riesgo de desastres y la adopción de medidas preventivas y de adaptación (CEPAL, 2012).

Sin embargo, los métodos convencionales de evaluación del peligro presentan un alto grado de subjetividad y dificultades para integrar de manera conjunta múltiples factores condicionantes. Frente a estas limitaciones, las técnicas de inteligencia artificial, como el algoritmo Random Forest, han demostrado una alta capacidad para modelar relaciones complejas y no lineales entre la ocurrencia de inundaciones y variables fisiográficas, hidrológicas y climáticas (Anchelía Carhuaricra & Mori Sáenz, 2020; Navarro et al., 2025; Yamasaki Koizumi et al., 2023). A pesar de su potencial, la aplicación de estas técnicas para la elaboración de mapas de susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis es aún limitada, lo que restringe la disponibilidad de herramientas técnicas confiables para la toma de decisiones.

En consecuencia, existe una necesidad evidente de desarrollar una metodología integral que combine el análisis histórico de inundaciones a partir de imágenes satelitales, el uso de datos geoespaciales y climáticos, y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial, con el fin de evaluar el peligro de inundaciones y generar mapas de susceptibilidad en la cuenca baja del río Ramis. Dichos productos permitirán fortalecer la gestión del riesgo, apoyar la planificación territorial y contribuir a la reducción de la vulnerabilidad frente a eventos hidrológicos extremos en la región.

## 1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

### 1.2.1. Problema general

**PG:** ¿Cómo evaluar el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante el análisis de series temporales de imágenes satelitales y la modelación de la susceptibilidad utilizando técnicas de inteligencia artificial?

### 1.2.2. Problemas específicos

**PE1:** ¿Cómo caracterizar las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis mediante el procesamiento de una serie temporal de imágenes satelitales ópticas para cuantificar la extensión y frecuencia de las zonas inundadas?

**PE2:** ¿Cómo desarrollar y validar un modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest, utilizando la frecuencia de inundación como variable de respuesta y factores fisiográficos e hidrológicos como variables predictoras?

**PE3:** ¿Cómo elaborar y analizar un mapa de susceptibilidad o peligro a inundaciones para la cuenca baja del río Ramis que permita identificar las áreas de mayor y menor susceptibilidad?

## 1.3. JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

La presente investigación se justifica por su relevancia científica, técnica, económica, social y ambiental, ya que aborda de manera integral la evaluación del peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante la combinación de información satelital multitemporal y técnicas de inteligencia artificial, contribuyendo a mejorar la gestión del riesgo de inundaciones en un contexto de alta vulnerabilidad.

### 1.3.1. Justificación científica

El estudio contribuye al modelamiento espacial de inundaciones en cuencas altoandinas mediante un enfoque integrado que combina series temporales de imágenes satelitales y aprendizaje automático. Permite comprender mejor la relación entre la frecuencia de inundaciones y los factores fisiográficos e hidrológicos. Además, la validación de un modelo basado en Random Forest aporta al desarrollo metodológico en estudios de peligro de inundaciones a escala de cuenca.

### 1.3.2. Justificación técnica

La investigación contribuye al desarrollo de metodologías aplicadas en hidrología y gestión del riesgo, al demostrar la integración efectiva de: (i) series históricas hidrometeorológicas de aproximadamente 40 años, (ii) el procesamiento de mapas anuales de cobertura de agua derivados de imágenes satelitales, (iii) variables topográficas obtenidas a partir de modelos digitales de elevación (DEM), y (iv) la implementación de algoritmos de machine learning, como Random Forest, para la predicción espacial del peligro de inundaciones.

### 1.3.3. Justificación económica

El estudio aporta información clave para enfrentar las inundaciones recurrentes en la cuenca del río Ramis, que generan pérdidas en infraestructura, agricultura y viviendas. Los resultados permitirán optimizar la asignación de recursos en obras de protección, como diques y muros de contención, priorizando las zonas de mayor peligro. Asimismo, contribuirán a reducir los costos de reconstrucción mediante estrategias de prevención basadas en evidencia, favoreciendo la protección de activos y la gestión de financiamiento para proyectos de adaptación al cambio climático.

### 1.3.4. Justificación social

La investigación beneficiará a las poblaciones de la cuenca baja del río Ramis, especialmente en las provincias de San Román y Huancané, donde se concentran los mayores impactos por inundaciones. Los mapas de susceptibilidad permitirán identificar zonas de alto riesgo, mejorar la seguridad de las poblaciones ribereñas y apoyar la planificación urbana y el ordenamiento territorial, particularmente en áreas de expansión como Juliaca. Además, contribuirán al fortalecimiento de los sistemas de alerta temprana.

### 1.3.5. Justificación ambiental

El estudio promueve una gestión sostenible del ecosistema fluvial del río Ramis al identificar áreas clave para la regulación hídrica que deben preservarse como zonas de amortiguamiento. Contribuye a la protección de humedales y bofedales, que actúan como reservorios naturales durante crecidas, y permite reducir intervenciones innecesarias al enfocar las medidas en zonas críticas. Asimismo, aporta una base científica para la restauración de áreas ribereñas degradadas.

## 1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

### 1.4.1. Objetivo general

**OG:** Evaluar el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante el análisis de series de tiempo satelital y la modelación de susceptibilidad con técnicas de inteligencia artificial.

### 1.4.2. Objetivo específico

**OE1:** Caracterizar las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis, mediante el procesamiento de una serie temporal de imágenes satelitales

ópticas usando MAPbiomas Peru para cuantificar la extensión, frecuencia de las zonas inundadas.

**OE2:** Desarrollar y validar un modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest, utilizando como variable de respuesta la frecuencia de inundación y como variables predictoras factores fisiográficos e hidrológicos.

**OE3:** Elaborar y analizar el mapa de susceptibilidad/peligro a inundaciones para la cuenca baja del río Ramis, identificando las áreas de mayor y menor susceptibilidad.

## 1.5. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

### 1.5.1. Hipótesis general

**HG:** La integración del análisis de series temporales de imágenes satelitales con la modelación de la susceptibilidad mediante el algoritmo Random Forest permite evaluar de manera efectiva y confiable el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

### 1.5.2. Hipótesis específicas

**HE1:** El análisis de una serie temporal de imágenes satelitales ópticas permite caracterizar de manera adecuada la extensión y frecuencia de las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis.

**HE2:** El modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest, que utiliza la frecuencia de inundación como variable de respuesta y factores fisiográficos e hidrológicos como variables predictoras, presenta un desempeño estadísticamente satisfactorio para la cuenca baja del río Ramis.

**HE3:** El mapa de susceptibilidad o peligro a inundaciones elaborado a partir del modelo Random Forest permite identificar y diferenciar espacialmente las áreas de mayor y menor susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

## 1.6. VARIABLES

### 1.6.2. Variable dependiente

**Peligro / Susceptibilidad a inundaciones**

Es la probabilidad espacial de ocurrencia de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis, asociada a la frecuencia histórica de zonas inundadas y condicionada por factores fisiográficos e hidrológicos.

La variable se obtiene a partir del análisis multitemporal de imágenes satelitales MAPBiomas Perú, específicamente de la clase "zona inundable, calculando la frecuencia de inundación por píxel para el periodo 1985–2024.

**Tabla 1**

*Operacionalización de la variable dependiente*

| Variable | Dimensión | Indicador | Técnica / Procedimiento | Instrumento | Escala |
|---|---|---|---|---|---|
| Peligro / Susceptibilidad a inundaciones | Frecuencia de inundación | Número de años con presencia de zona inundable | Análisis de series temporales satelitales MAPBiomas | GeoTIFF multitemporal | Numérica continua (%) |
| | Nivel de susceptibilidad | Clasificación en baja, media y alta susceptibilidad | Clasificación por percentiles (p33, p66) | Raster clasificado | Ordinal (1–3) |
| | Susceptibilidad predicha | Clase de susceptibilidad estimada | Modelamiento con Random Forest | Modelo ML + raster | Ordinal (1–3 / binaria) |

### 1.6.3. Variables independientes

**Elevación**

Altura del terreno respecto al nivel medio del mar, que condiciona la acumulación y permanencia del agua durante eventos de crecida. Se obtiene a partir de un Modelo Digital de Elevación (DEM), expresado en metros sobre el nivel del mar y rasterizado a la resolución del análisis.

**Pendiente**

Pendiente del terreno, que condiciona la velocidad de la escorrentía superficial y la capacidad de acumulación del agua. Esta variable fue derivada a partir del Modelo Digital de Elevación (DEM) mediante análisis espacial, y se expresa en grados.

**Precipitación periodo lluvioso**

Correspondiente a la cantidad media de precipitación acumulada durante la estación húmeda, considerada el principal forzante hidrológico de los procesos de inundación. Esta variable fue obtenida a partir de los datos hidrometeorológicos del producto PISCO, calculada como el promedio espacial de la precipitación para el período lluvioso y posteriormente convertida a formato raster para su análisis espacial.

**Precipitación periodo seco**

Correspondiente a la cantidad media de precipitación acumulada durante la estación seca, utilizada como variable de contraste hidrológico para diferenciar condiciones de baja disponibilidad hídrica. Esta variable fue obtenida a partir de los datos del producto PISCO, calculada como el promedio espacial de la precipitación correspondiente al período seco y expresada en formato raster.

**Distancia a ríos**

Distancia horizontal entre un punto del terreno y el cauce más cercano, la cual condiciona la exposición a desbordes fluviales. Calculada mediante análisis de proximidad (Euclidean distance) a partir de la red hidrográfica principal, expresada en metros.

**Tabla 2**

*Operacionalización de las variables independientes*

| Variable | Indicador | Unidad | Técnica | Instrumento | Escala |
|---|---|---|---|---|---|
| Elevación | Altura del terreno | m s.n.m. | Análisis DEM | Raster DEM | Continua |
| Pendiente | Inclinación del terreno | grados | Derivación topográfica | Raster pendiente | Continua |
| Precipitación periodo lluvioso | Precipitación media estacional | mm | Análisis hidrometeorológico | Raster precipitación | Continua |
| Precipitación periodo seco | Precipitación media estacional | mm | Análisis hidrometeorológico | Raster precipitación | Continua |
| Distancia a ríos | Distancia al cauce más cercano | m | Análisis de proximidad | Raster distancia | Continua |

Nota: Altitud: (m.s.n.m), Precipitación: indicando la altura de agua acumulada sobre una superficie en milímetros (mm), Distancia a ríos expresada en metros (m).

# CAPÍTULO II

# MARCO TEÓRICO

## 2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

### 2.1.1. Antecedentes internacionales

A nivel internacional, se han desarrollado investigaciones orientadas a la evaluación del peligro por inundaciones mediante el uso de técnicas de inteligencia artificial. En Italia, se aplicó el modelo Random Forest para analizar la susceptibilidad a inundaciones, considerando múltiples factores hidrometeorológicos, geomorfológicos, topográficos y de uso del suelo. La selección óptima de variables se realizó mediante la estrategia Average Merit of Information, mientras que la multicolinealidad fue controlada utilizando el índice de correlación de Pearson y el Factor de Inflación de la Varianza. El modelo fue calibrado con información satelital y registros históricos de eventos de inundación, obteniéndose resultados que evidenciaron una alta capacidad predictiva y una mejora en la identificación de áreas susceptibles, constituyéndose en un referente metodológico para estudios similares (Navarro et al., 2025).

(Nevo et al., 2022) han implementado sistemas de pronóstico de inundaciones basados en inteligencia artificial. Destaca el sistema operativo

desarrollado por Google desde 2018, orientado a la emisión de alertas tempranas en tiempo real para inundaciones fluviales en grandes ríos. Dicho sistema emplea modelos de aprendizaje automático, como redes neuronales LSTM, para el pronóstico de niveles de agua y modelos basados en machine learning para la estimación de la extensión y profundidad de las inundaciones, constituyéndose en una alternativa a la modelación hidráulica tradicional. La validación con datos históricos evidenció un desempeño adecuado para su aplicación operativa y su implementación a gran escala en regiones altamente vulnerables, como India y Bangladesh, resalta su aporte a la gestión del riesgo por inundaciones.

En el sur de Nigeria, se compararon distintos modelos de machine learning, entre ellos Random Forest, Regresión Logística, Naïve Bayes, Support Vector Machine y Redes Neuronales, utilizando registros históricos de eventos de inundación y lluvias intensas. Los resultados evidenciaron que el modelo Naïve Bayes presentó el mejor desempeño predictivo, seguido del modelo Random Forest, demostrando la capacidad de estas técnicas para representar procesos físicos complejos asociados a las inundaciones, superando las limitaciones de los métodos tradicionales. El estudio concluye que los modelos basados en inteligencia artificial constituyen herramientas eficaces para la predicción de eventos de inundación y el fortalecimiento de los sistemas de alerta temprana, especialmente en contextos con limitaciones tecnológicas y de información (Ogbuene et al., 2024).

En Estados Unidos, se han desarrollado estudios que emplean técnicas de aprendizaje automático para mejorar la estimación del peligro por inundaciones frente a las limitaciones de la cartografía tradicional. En la región

de la costa del Golfo de Texas, se aplicó un modelo de clasificación Random Forest para predecir la probabilidad de inundación en un área de más de 30 000 km², utilizando registros históricos de reclamaciones del National Flood Insurance Program y datos geoespaciales de alta resolución. Los resultados mostraron que el modelo presentó un alto desempeño predictivo, con un valor de AUC de 0.895, superando la capacidad de identificación de las áreas inundables definidas por la cartografía regulatoria de FEMA. Asimismo, el estudio evidenció que el enfoque basado en inteligencia artificial permite identificar un mayor número de estructuras expuestas al riesgo de inundación, resaltando su utilidad como herramienta complementaria para la planificación y mitigación del riesgo a gran escala (Mobley et al., 2021).

En Estados Unidos, se desarrolló un estudio orientado a la cartografía del riesgo por inundaciones en la parroquia de Calcasieu, Luisiana, mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático. Para el análisis se consideraron diversos factores condicionantes, entre ellos elevación, pendiente, curvatura del terreno, uso del suelo, distancia y densidad de ríos, precipitación e índices espectrales derivados de imágenes satelitales, los cuales fueron procesados a través de la plataforma Google Earth Engine. Se implementaron los modelos Random Forest y Support Vector Machine, cuyos resultados fueron comparados y validados mediante el índice de error absoluto máximo. Los resultados evidenciaron un mejor desempeño del modelo Random Forest frente al SVM, así como una mayor influencia de las variables topográficas, particularmente la elevación, la pendiente y la curvatura del terreno, en la determinación del riesgo por inundaciones, confirmando la eficacia de los modelos basados en inteligencia

artificial para la evaluación espacial del peligro por inundaciones (Ganjirad & Delavar, 2023).

### 2.1.2. Antecedentes nacionales

Según (Salas, 2019), en su proyecto "Estimación de la carga de sedimentos en la cuenca del Rio Pitumarca mediante el uso del modelo SWAT", mediante el uso de los datos climáticos PISCO, datos SIG y el modelo SWAT pudo calcular la eficiencia del volumen de perdida de suelo y la eficiencia del modelo en la cuenca del Vilcanota centrándose en puntos de difícil acceso por una topografía accidentada, no encontrando estaciones meteorológicas cerca, opto por usar una base de datos remota.

Según (Del Aguila, 2021) es importante conocer nuestros recursos hídricos y mediante el modelamiento hidrológico podemos simular escorrentía futura en las cuencas de la sierra central del Perú utilizando el modelo Lutz Scholtz y el modelo SWAT que le permitió relacionar las características del suelo y cobertura vegetal, en base a la precipitación, los resultados obtenidos por los modelos hidrológicos le permitió observar incrementos de caudales en el periodo de 2070 - 2100.en comparación con los años 1980 – 2010.

Según (Huarza & Arango, 2019) debido a la escasez de información las modelizaciones hidrológicas en zonas altoandinas, utilizaron el coeficiente de eficiencia de Nash para evaluar la eficiencia de los modelos hidrológicos Témez, Lutz Scholz y SWAT. Obteniendo que en la subcuenca de la represa el Pañe – Sumbay el modelo hidrológico Temez es más preciso para la gestión del recurso hídrico.

En los últimos años, el avance de los sensores remotos, los Sistemas de Información Geográfica y las técnicas de aprendizaje automático ha permitido

mejorar la evaluación de la susceptibilidad a movimientos en masa. En este contexto, a nivel nacional se desarrolló un estudio orientado a la elaboración de un mapa de susceptibilidad a movimientos en masa producto de lluvias intensas, utilizando técnicas de machine learning, específicamente el algoritmo Random Forest. Para ello, se recopilaron datos históricos e información geoespacial relacionada con variables climáticas, topográficas y del suelo, los cuales fueron empleados para el ajuste y validación del modelo predictivo. Los resultados evidenciaron que el algoritmo Random Forest presenta ventajas frente a otros métodos de modelación, destacando por su mayor capacidad predictiva y su aplicabilidad en territorios con alta complejidad geográfica. Este estudio constituye un referente nacional en la aplicación de inteligencia artificial para la gestión del riesgo de desastres asociados a eventos hidrometeorológicos extremos (Risco Sence et al., 2022).

En la región Piura, se elaboró un modelo de Deep Learning con el objetivo de implementar un sistema de pronóstico del desplazamiento de tormentas, con la finalidad de contribuir al desarrollo de sistemas de alerta temprana ante eventos que puedan afectar a la población. La metodología incluyó la adquisición de imágenes provenientes de un radar meteorológico, así como el preprocesamiento y organización secuencial de los datos para su ingreso al modelo de aprendizaje automático. Durante la etapa experimental se evaluaron diferentes arquitecturas del modelo, variando el número de capas, unidades y funciones de activación, con el fin de optimizar su desempeño. Los resultados de validación mostraron una adecuada capacidad del modelo para inferir la forma y el desplazamiento de las celdas de lluvia, así como una aproximación aceptable a las intensidades de precipitación observadas. Este estudio evidencia

el potencial del uso de inteligencia artificial en el análisis y pronóstico de eventos hidrometeorológicos extremos en el contexto nacional (Nolasco, 2023).

En el valle del río Mantaro, ubicado entre las cordilleras occidental y oriental de los Andes centrales del Perú, se desarrolló un estudio orientado a la evaluación del peligro por inundaciones en una de las principales zonas agrícolas del país. La investigación tuvo como objetivo analizar las áreas inundables considerando caudales máximos asociados a diferentes periodos de retorno, empleando el modelo hidráulico HEC-RAS. La metodología incluyó el análisis de frecuencia de caudales y la construcción de un modelo digital del terreno de alta resolución, elaborado a partir de métodos estereoscópicos y datos de imágenes satelitales QuickBird y GeoEye. Los resultados permitieron delimitar con alta precisión las zonas inundables para periodos de retorno de 1, 10, 25, 50 y 100 años, destacando la importancia del detalle topográfico en la modelación hidráulica. El estudio proporcionó información técnica relevante para el diseño de sistemas de alerta temprana y la planificación de medidas de prevención y mitigación del riesgo de inundaciones en el valle del Mantaro (Zubieta et al., 2010).

### 2.1.3. Antecedentes regionales

Según (Fernández, 2017), el modelo hidrológico SWAT presentó un desempeño óptimo en la simulación de caudales diarios y mensuales durante las etapas de calibración y validación. Asimismo, el autor realizó un análisis del balance hídrico, evaluando componentes como la precipitación, la evapotranspiración real, el rendimiento hídrico y el índice de flujo base, cuyos resultados fueron representados espacialmente mediante mapas, permitiendo una mejor comprensión de la variabilidad hidrológica a nivel regional.

Por otro lado, (Centeno, 2021) evaluó el desempeño de los productos PISCO en la generación de caudales diarios y mensuales mediante el uso del modelo SWAT, demostrando su eficiencia para caracterizar la variabilidad de la escorrentía superficial en la cuenca del río Ramis. Los resultados evidenciaron la utilidad de los datos climáticos PISCO como insumo confiable para la modelación hidrológica regional en cuencas andinas con limitada información observada.

Un estudio orientado a la calibración y validación del modelo hidrológico Sacramento (SAC-SMA) bajo un enfoque semidistribuido, utilizando información hidrometeorológica de precipitación, temperatura y caudal correspondiente al periodo 2005–2016. La interpolación espacial de las variables meteorológicas se realizó mediante el método de Shepard, mientras que la evapotranspiración potencial fue estimada a través del modelo de Turc, empleando la plataforma RS-MINERVE. La calibración y validación del modelo se efectuaron utilizando el 70 % y 30 % de los datos, respectivamente, y su desempeño fue evaluado mediante indicadores estadísticos como el coeficiente de Nash-Sutcliffe y el error cuadrático medio relativo. Los resultados evidenciaron una adecuada representación de los caudales de avenida y estiaje, consolidando al modelo SAC-SMA como una alternativa confiable para el pronóstico hidrológico diario en la cuenca del río Ramis (Condori-Ticona et al., 2016).

El Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), a través de la Dirección de Hidrología, desarrolló el Estudio de modelamiento hidrológico para el pronóstico estacional del caudal del río Ramis en el marco de su Plan Operativo Institucional 2017. El estudio tuvo como objetivo analizar la información hidrometeorológica disponible en la cuenca y fortalecer la capacidad

de pronóstico hidrológico para fines de prevención y planificación de los recursos hídricos. Para ello, se realizó un control de calidad de los datos hidrometeorológicos y se calibró y validó el modelo hidrológico GR2M, seleccionado por su bajo requerimiento de información. El desempeño del modelo fue evaluado mediante indicadores estadísticos como el coeficiente de Nash-Sutcliffe, el coeficiente de correlación y el RMSE, obteniéndose resultados satisfactorios. El modelo calibrado demostró ser operativo y eficiente para el pronóstico estacional del caudal del río Ramis en el punto de control hidrométrico Puente Carretera Ramis, constituyéndose en una herramienta relevante para la gestión hidrológica de la cuenca (Metzger Terrazas, 2017).

En el río Ramis, específicamente en un tramo de 5 km aguas arriba del puente Ramis, en el distrito de Taraco (provincia de Huancané, región Puno), se desarrolló una investigación orientada a la determinación de cotas críticas de inundación con el fin de identificar las zonas más vulnerables a desbordes fluviales. El estudio se fundamentó en la caracterización física y morfológica del área de estudio, empleando un Modelo Digital de Elevación (DEM) obtenido a partir del satélite ALOS PALSAR. La metodología incluyó la modelación hidráulica mediante el software HEC-RAS, utilizando hidrogramas de caudales correspondientes a periodos de retorno de 2, 5, 10, 50, 100 y 500 años. Como resultado, se estimaron las cotas máximas de inundación para cada periodo de retorno y se generaron mapas de áreas inundables, identificándose sectores críticos asociados a zonas de baja elevación del terreno. Este estudio constituye un antecedente relevante para la evaluación del peligro por inundaciones en la cuenca baja del río Ramis y aporta una base técnica para la planificación y gestión del riesgo (Lipa Cusi & Aguilar Lago, 2023).

## 2.2. MARCO TEÓRICO

### 2.2.1. Inundaciones como fenómeno hidrológico y geomorfológico

Las inundaciones constituyen uno de los eventos hidrológicos extremos más frecuentes y con mayor impacto a nivel mundial, caracterizándose por la ocupación temporal de áreas normalmente secas por parte del agua (IPCC, 2023). Este fenómeno ocurre cuando el volumen de escorrentía superficial generado por eventos de precipitación intensa o prolongada excede la capacidad de almacenamiento y conducción de los sistemas fluviales, provocando el desbordamiento de ríos, lagos o cuerpos de agua.

Desde una perspectiva geomorfológica, las inundaciones están estrechamente relacionadas con la forma del relieve, la pendiente del terreno y la morfología del cauce. En las zonas bajas de las cuencas hidrográficas, donde predominan pendientes suaves y amplias planicies aluviales, el agua tiende a expandirse lateralmente durante las crecidas, incrementando la extensión de las áreas inundadas (Bruce L. Rhoads, 2020). En cuencas altoandinas, como la del río Ramis, este proceso se ve reforzado por la estacionalidad climática, la acumulación de sedimentos y la reducción progresiva de la capacidad hidráulica del cauce.

Las inundaciones no solo representan un proceso natural del sistema fluvial, sino que también se ven intensificadas por la intervención humana, como la ocupación de zonas inundables, la modificación del cauce, la deforestación y la expansión urbana no planificada, lo que incrementa significativamente los impactos negativos asociados a estos eventos (Kundzewicz et al., 2014).

### 2.2.2. Peligro, susceptibilidad, vulnerabilidad y riesgo de inundaciones

En el ámbito de la gestión del riesgo de desastres, es fundamental diferenciar los conceptos de peligro, susceptibilidad, vulnerabilidad y riesgo, ya que cada uno cumple un rol específico en el análisis integral de las amenazas naturale.

El peligro de inundación se define como la probabilidad de que ocurra un evento de inundación en un área determinada y durante un periodo específico, considerando las condiciones físicas e hidrológicas del entorno. Este concepto se enfoca en la ocurrencia del fenómeno en sí mismo, independientemente de los elementos expuestos (WMO, 2012).

La susceptibilidad a inundaciones hace referencia a la predisposición espacial de un territorio a ser afectado por inundaciones, en función de sus características fisiográficas, hidrológicas y ambientales. A diferencia del peligro, la susceptibilidad se centra en la propensión del territorio, sin incorporar explícitamente la dimensión temporal del evento (CENEPRED, 2014).

La vulnerabilidad representa el grado de afectación que pueden experimentar los elementos expuestos, como la población, la infraestructura o los ecosistemas, ante la ocurrencia de una inundación. Esta depende de factores sociales, económicos y estructurales (WMO, 2012).

El riesgo de inundación surge de la interacción entre el peligro, la susceptibilidad, la vulnerabilidad y la exposición, y expresa las pérdidas esperadas como resultado de la ocurrencia del evento. En este contexto, los mapas de susceptibilidad y peligro constituyen insumos fundamentales para la reducción del riesgo, al permitir identificar zonas críticas que requieren medidas prioritarias de intervención (WMO, 2012).

### 2.2.3. Factores fisiográficos condicionantes de las inundaciones

La ocurrencia y magnitud de las inundaciones están determinadas por la interacción de múltiples factores condicionantes, que pueden agruparse en factores fisiográficos e hidrológicos. Entre los factores fisiográficos destacan la elevación, la pendiente, la morfología del terreno y la proximidad a los cauces fluviales.

La elevación condiciona la dirección del flujo y la acumulación del agua, siendo las zonas de menor altitud las más propensas a inundarse. La pendiente influye en la velocidad de escorrentía superficial; pendientes suaves favorecen la acumulación de agua, mientras que pendientes pronunciadas facilitan el escurrimiento rápido.

La distancia a los ríos es un factor clave en la exposición a desbordes fluviales, ya que las áreas cercanas al cauce presentan mayor probabilidad de ser afectadas durante eventos de crecida (Ashfaq et al., 2025). Por su parte, los factores hidrológicos, como la precipitación y el régimen hidrológico, actúan como los principales desencadenantes de las inundaciones, especialmente durante la estación lluviosa (Al-Kindi & Alabri, 2024).

La integración espacial de estos factores permite representar de manera más precisa la dinámica de las inundaciones y constituye la base para el desarrollo de modelos de susceptibilidad (Shrestha et al., 2025).

### 2.2.4. Teledetección y análisis multitemporal de inundaciones

La teledetección se ha consolidado como una herramienta fundamental para el estudio de inundaciones, especialmente en regiones donde la información hidrometeorológica in situ es limitada o discontinua. Los sensores remotos permiten obtener información espacialmente continua sobre la

superficie terrestre, facilitando la identificación de áreas inundadas y el análisis de su evolución temporal (Campo et al., 2026).

El análisis multitemporal de imágenes satelitales posibilita la reconstrucción de inundaciones históricas, la cuantificación de la extensión de las zonas inundadas y el cálculo de la frecuencia de ocurrencia de inundaciones. Este enfoque reduce la dependencia de registros históricos puntuales y permite evaluar patrones espaciales de inundación a largo plazo.

Iniciativas como MAPBiomas proporcionan productos satelitales clasificados de forma consistente a lo largo del tiempo, lo que resulta especialmente valioso para estudios de susceptibilidad a inundaciones, ya que permiten integrar información histórica confiable en modelos espaciales (MapBiomas, 2025).

### 2.2.5. Susceptibilidad a inundaciones mediante inteligencia artificial

Los métodos tradicionales para la evaluación del peligro y la susceptibilidad a inundaciones incluyen, por un lado, enfoques determinísticos (hidrológicos–hidráulicos) y, por otro, métodos basados en análisis multicriterio (MCDA/MCDM). Si bien los modelos determinísticos pueden representar explícitamente la dinámica física de la inundación, suelen requerir datos detallados, alta resolución espacial/temporal, calibración hidráulica y recursos computacionales, lo cual limita su aplicación en regiones con información hidrometeorológica e hidráulica escasa (Di Baldassarre et al., 2010).

En el caso de los enfoques multicriterio, su utilidad radica en integrar diversas variables condicionantes; sin embargo, una limitación frecuente es la **subjetividad** asociada a la selección de criterios y, especialmente, a la

**asignación de pesos** basada en juicio experto, lo que puede introducir variabilidad en los resultados (Abdullah et al., 2021).

En este contexto, las técnicas de **aprendizaje automático** se han consolidado como alternativas robustas para la modelación espacial de la susceptibilidad, debido a su capacidad para capturar **relaciones no lineales**, manejar múltiples predictores y trabajar con grandes volúmenes de datos geoespaciales (Rahimi et al., 2026).

Entre ellas, **Random Forest** ha mostrado un desempeño competitivo en cartografía de susceptibilidad a inundaciones, porque reduce el sobreajuste al promediar múltiples árboles, tolera colinealidad y entrega medidas internas de **importancia de variables**, favoreciendo resultados reproducibles y útiles para priorización territorial en gestión del riesgo (Al-Aizari et al., 2024).

### 2.2.6. Precipitación extrema, periodos de retorno y criterios de inundación

- **Precipitación**

  La precipitación media y la precipitación extrema no son lo mismo, porque no representan exactamente el mismo proceso hidrológico. Por otro lado, los promedios estacionales sirven para mostrar el contexto climático general, mientras que las inundaciones normalmente se relacionan con lluvias intensas y de corta duración, como máximos diarios o eventos muy concentrados. Por eso, en este estudio se usa la precipitación estacional como predictor, ya que ayuda a representar la climatología del área de estudio, aunque los eventos de inundación dependen más directamente de los extremos de precipitación (IPCC, 2023).

- **Intensidad–Duración–Frecuencia (IDF)**

Las curvas IDF son un estándar hidrológico que relaciona intensidad, duración y frecuencia de lluvia, y se usan en el diseño de drenaje, evaluación de lluvias intensas y riesgo pluvial. Aunque en este estudio no se calculan curvas IDF, su mención es importante porque representan un criterio clásico para caracterizar precipitaciones extremas (Chow et al., 1988).

- **Periodo de retorno (Tr) y crecidas de diseño**

  El periodo de retorno indica la frecuencia media con la que puede ocurrir un evento de cierta magnitud, y se usa para definir caudales o crecidas de diseño en estudios hidráulicos. Valores como 10, 25, 50 o 100 años son comunes según la obra o el nivel de riesgo considerado. En este trabajo, en lugar de modelar caudales de diseño, se evalúa la susceptibilidad mediante la huella histórica de inundación observada por satélite (Chow et al., 1988).

- **Umbrales de alerta y estándares operativos**

  Los umbrales de alerta hidrológica, como los niveles amarillo, naranja y rojo, forman parte de la gestión operativa del riesgo y permiten comunicar la gravedad de un evento. En Perú, estos criterios se emplean como referencia para la vigilancia y la toma de decisiones. Aunque este estudio no desarrolla un sistema de alerta, estos umbrales sirven como contexto práctico para interpretar los resultados del mapa de susceptibilidad (Llauca et al., 2023).

## 2.3. MARCO CONCEPTUAL

- **Inundación**

  Se entiende por inundación el desborde o rebase del agua fuera de los límites normales de un cauce o cuerpo de agua, generando la inundación de

planicies adyacentes u otras áreas que normalmente no están sumergidas (WMO, 2012).

- **Peligro de inundación**

  El peligro se define como la posible ocurrencia de un evento físico potencialmente dañino en un determinado lugar y periodo; por tanto, el peligro de inundación se refiere a la posibilidad/probabilidad de ocurrencia de inundaciones y su intensidad asociada (UNDRR, 2017).

- **Susceptibilidad a inundaciones**

  La susceptibilidad expresa el grado de propensión de un territorio a ser afectado por inundaciones, en función de condicionantes físicos (relieve, pendiente, cercanía a cauces, capacidad de drenaje, etc.). En este estudio, la susceptibilidad se interpreta como una respuesta espacial de "dónde es más probable inundarse" bajo condiciones de forzamiento hidrometeorológico similares (CENEPRED, 2014).

- **Frecuencia de inundación**

  La frecuencia de inundación se refiere al número de ocurrencias (o recurrencia) de inundación en un área durante un periodo de análisis. Puede expresarse como conteo de eventos, porcentaje de años/meses inundados o asociarse a conceptos como periodo de retorno/recurrencia en análisis de extremos (U.S. Geological Survey, 2018).

- **Cuenca hidrográfica**

  Una cuenca es el área de terreno que drena la precipitación y escorrentía hacia un punto común de salida, como la desembocadura de un río, un reservorio o un punto a lo largo del canal (U.S. Geological Survey, 2019).

- **Teledetección**

La teledetección es la obtención de información sobre la superficie terrestre sin contacto directo, a partir de sensores (satelitales o aerotransportados) que registran energía reflejada o emitida, permitiendo monitoreo sistemático del territorio (WMO, 2012).

- **Serie temporal satelital**

  Una serie temporal satelital es una secuencia de observaciones remotas repetidas en el tiempo, utilizada para caracterizar la dinámica de la cobertura/uso del suelo y otras variables ambientales. En estudios de inundación, permite derivar indicadores como permanencia, cambios de cobertura y/o evidencia histórica de presencia de agua, según el producto usado (NASA Earthdata, 2025).

- **Modelo Digital de Elevación (DEM)**

  Un DEM es una representación digital de la superficie topográfica del terreno, que describe elevación y relieve y sirve como base para derivar variables morfométricas e hidrológicas (U.S. Geological Survey, 2025).

- **Pendiente**

  La pendiente cuantifica la inclinación del terreno, calculada como el cociente entre el cambio de elevación y la distancia horizontal, expresada comúnmente en porcentaje o grados (WMO, 2012).

- **Precipitación**

  La precipitación es la cantidad de agua que cae sobre la superficie terrestre y constituye el principal forzante hidroclimático de los procesos de escorrentía e inundación a escala de cuenca (U.S. Geological Survey, 2018).

- **Random Forest**

Random Forest es un algoritmo de aprendizaje automático basado en un conjunto de árboles de decisión construidos con aleatoriedad en datos y variables, utilizado para clasificación y predicción, incluyendo aplicaciones de modelación espacial (Breiman, 2001).

- **Mapa de susceptibilidad**

  Un mapa de susceptibilidad es una representación espacial que clasifica el territorio en niveles de propensión relativa a un fenómeno según variables condicionantes y un modelo de clasificación (CENEPRED, 2014).

- **Gestión del riesgo de desastres**

  La gestión del riesgo de desastres comprende procesos orientados a prevenir, reducir y controlar los riesgos asociados a peligros, incluyendo evaluación del riesgo, reducción del riesgo y preparación/respuesta; se fundamenta en terminología y marcos como Sendai y, a nivel nacional, lineamientos técnicos de entidades competentes (UNDRR, 2017).

# CAPÍTULO III

## PROCEDIMIENTO METODOLÓGICO DE LA INVESTIGACIÓN

### 3.1. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

La presente investigación adopta un diseño no experimental, debido a que no se manipulan deliberadamente las variables de estudio, sino que se analizan a partir de información existente proveniente de fuentes secundarias, como imágenes satelitales, datos hidrometeorológicos y modelos digitales de elevación. Asimismo, el diseño es transversal–retrospectivo, ya que se evalúa el peligro de inundaciones a partir del análisis de eventos históricos ocurridos durante un periodo prolongado de tiempo.

El estudio se desarrolla bajo un enfoque espacial y cuantitativo, utilizando técnicas de análisis geoespacial y modelación predictiva para evaluar la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

### 3.2. TIPO DE INVESTIGACIÓN

De acuerdo con su finalidad y alcance, la investigación es de tipo aplicada, ya que busca generar productos concretos, como mapas de susceptibilidad o peligro a inundaciones, que puedan ser utilizados en la planificación territorial y la gestión del riesgo de desastres.

Asimismo, es una investigación explicativa y predictiva, dado que analiza la relación entre la ocurrencia de inundaciones y los factores fisiográficos e hidrológicos condicionantes, y utiliza modelos de inteligencia artificial para predecir espacialmente la susceptibilidad a inundaciones.

### 3.2.1. Ubicación hidrográfica

La cuenca del río Ramis pertenece a la vertiente del Titicaca y su principal sistema de drenaje es el río Crucero, que nace en las cercanías del nevado de Ananea Grande y la laguna Rinconada. Su orientación general es de oeste a este, aunque cerca de la localidad de Antauta cambia de curso a norte–sur.

En las cercanías de Progreso, a 178 km de su origen, el Crucero confluye con el río Quenamari-Grande (125 km de longitud), formando el río Azángaro. Tras 255 km de recorrido, el Azángaro recibe las aguas de los ríos Santa Rosa, Ayaviri y Pucará, siendo el Pucará, que nace en las faldas del nevado Cunurrane en La Raya (3895 msnm), el principal afluente por la margen derecha que contribuye a formar el río Ramis a la cota 3845 msnm. El río Ramis es el curso fluvial más caudaloso y extenso de la vertiente del Titicaca, recorriendo áreas de alta precipitación y con presencia significativa de glaciares y lagunas.

### 3.2.2. Ubicación política

La cuenca del río Ramis se encuentra políticamente en el departamento de Puno, abarcando las provincias de Sandia, San Antonio de Putina, Carabaya, Melgar, Azángaro, Lampa y Huancané.

### 3.2.3. Ubicación geográfica

La cuenca del río Ramis cubre una superficie aproximada de 15 541 km², con una altitud máxima de 5828 msnm en el nevado de Ananea y una altitud mínima de 3850 msnm en la estación hidrométrica Puente Carretera Ramis.

Su ubicación geográfica se encuentra dentro de los rangos de latitud y longitud de la vertiente del Titicaca, siendo un territorio caracterizado por variaciones significativas de altitud, presencia de glaciares y lagunas, y un relieve que condiciona la dinámica hidrológica de la cuenca.

## 3.3. MATERIALES

### 3.3.1. Mapa digital de altitud (DEM)

Se utilizó el modelo digital de elevación (DEM) basados en Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) generado por el de la Administración Nacional de Aeronáutica y el Espacio (NASA) (Jarvis et al., 2008), y están disponibles en al menos dos resoluciones espaciales: 3 segundos de arco (más conocido como 90 m x 90 m) y 1 segundo de arco (resolución de 30 m x 30 m) cerca de la línea ecuatorial, para el proyecto se usó un DEM de 1 segundo de arco. Disponible en https://earthexplorer.usgs.gov/

### 3.3.2. Datos meteorológicos

Los datos meteorológicos estiman la cantidad de agua presente a la escorrentía durante los eventos de precipitación y después de estos eventos. Para este proyecto se obtuvo los datos meteorológicos de la base de datos SENAMHI HSR PISCO https://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/.SENAMHI/.HSR/.PISCO/?Set-Language=es la cual contiene precipitación, temperatura, caudal y evapotranspiración potencial del Perú, la base de datos PISCO (Peruvian Climatological and Hydrological Observations) es el resultado de una combinación de productos de reanálisis y estimación de precipitación satelital, está disponible la información desde 1981 hasta 2016 (Aybar et al., 2017).

### 3.3.3. Software y herramientas computacionales

El procesamiento de la información espacial, el análisis de series temporales satelitales y el desarrollo del modelo de susceptibilidad a inundaciones se realizaron mediante el lenguaje de programación Python, el cual permitió integrar técnicas de análisis geoespacial, estadístico y de aprendizaje automático.

El trabajo se desarrolló en un entorno computacional basado en Jupyter Notebook, lo que facilitó la reproducibilidad del análisis y la documentación del flujo metodológico.

La tabla presenta las principales librerías del lenguaje de programación Python utilizadas en el desarrollo de la investigación, así como la función específica que cada librería cumple dentro del procesamiento de datos, el análisis geoespacial, la modelación de la susceptibilidad a inundaciones y la evaluación del desempeño del modelo Random Forest. Estas herramientas permitieron integrar de manera eficiente el manejo de información raster y vectorial, el análisis estadístico y la aplicación de técnicas de aprendizaje automático.

**Tabla 3**

*Librerías utilizadas en el procesamiento y modelación*

| Librería | Función principal en la investigación |
|---|---|
| NumPy | Manipulación de arreglos numéricos y operaciones matemáticas |
| Pandas | Gestión y análisis de datos tabulares y atributos |
| Rasterio | Lectura, escritura y procesamiento de datos raster |
| GDAL | Procesamiento geoespacial y manejo de formatos raster |
| Geopandas | Análisis de datos espaciales vectoriales |
| Scikit-learn | Implementación del algoritmo Random Forest y métricas de evaluación (accuracy, ROC-AUC, F1-score) |
| Matplotlib | Generación de gráficos, mapas y visualización de resultados |
| Seaborn | Visualización estadística complementaria de resultados |

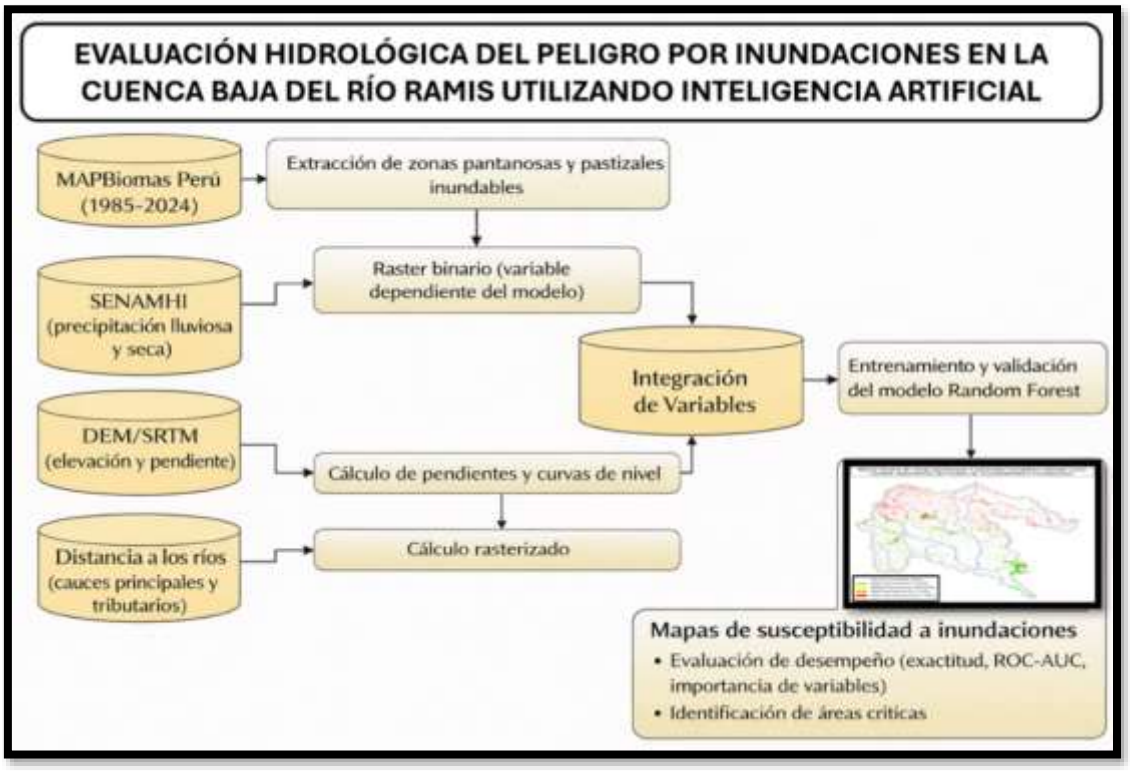
## 3.4. METODOLOGÍA

La investigación emplea un método cuantitativo, apoyado en técnicas de análisis espacial, teledetección y aprendizaje automático. Los principales métodos aplicados son:

- Análisis multitemporal de imágenes satelitales, para la identificación y cuantificación de inundaciones históricas mediante productos MAPBiomas Perú.
- Análisis geoespacial raster, para la derivación y estandarización de variables fisiográficas e hidrológicas a partir de DEM y datos hidrometeorológicos.
- Modelación de susceptibilidad mediante Random Forest, utilizada para establecer la relación entre la frecuencia de inundación (variable dependiente) y los factores condicionantes (variables independientes).
- Método estadístico de validación, mediante métricas de desempeño del modelo para contrastar las hipótesis planteadas.

**Figura 1**

*Metodología del proyecto*




## 3.5. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población de estudio está constituida por la totalidad del territorio de la cuenca baja del río Ramis.

La muestra corresponde al conjunto de píxeles raster que conforman dicha cuenca, los cuales representan unidades espaciales de análisis. Cada píxel integra información de la variable dependiente (frecuencia de inundación) y de las variables independientes (elevación, pendiente, precipitación en periodo lluvioso, precipitación en periodo seco y distancia a ríos). La selección de la muestra es no probabilística de tipo censal, dado que se analizan todos los píxeles disponibles dentro del área de estudio.

## 3.6. VALIDACIÓN DE LA CONTRASTACIÓN DE HIPÓTESIS

La validación de las hipótesis se realiza a través del desempeño del modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en Random Forest. Para ello, el conjunto de datos se divide en subconjuntos de entrenamiento y validación, permitiendo evaluar la capacidad predictiva del modelo.

Se emplean métricas estadísticas tales como la exactitud global (accuracy), precisión, sensibilidad (recall), puntuación F1 y el área bajo la curva ROC (AUC). Un desempeño satisfactorio del modelo confirma las hipótesis planteadas, al evidenciar que la integración de series temporales satelitales y técnicas de inteligencia artificial permite evaluar de manera confiable el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

## 3.7. VALIDEZ Y CONFIABILIDAD DEL INSTRUMENTO

La validez del estudio se garantiza mediante el uso de fuentes de datos oficiales y productos satelitales validados, así como a través de la coherencia entre los objetivos, las variables y los métodos aplicados. La validez interna se refuerza al emplear un modelo de aprendizaje automático capaz de manejar relaciones no lineales entre variables.

La confiabilidad se asegura mediante la reproducibilidad del procedimiento metodológico, ya que los scripts utilizados en R y Python permiten replicar el procesamiento de datos y la modelación. Asimismo, el uso de validación cruzada y métricas estadísticas reduce el riesgo de sobreajuste y aumenta la robustez de los resultados obtenidos.

## 3.8. RECOLECCIÓN Y PROCESAMIENTO DE DATOS

El plan metodológico se desarrolló en las siguientes etapas:

### 3.8.1. Recolección de datos

La recolección de información se basó en datos geoespaciales raster y vectoriales provenientes de fuentes oficiales y de libre acceso. Se descargaron imágenes satelitales anuales de cobertura y uso del suelo de MAPBiomas Perú, correspondientes al periodo 1985–2024, las cuales permitieron identificar la dinámica histórica de las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis. Asimismo, se recopilaron datos de precipitación acumulada media para los periodos lluvioso y seco, utilizados como variables hidrológicas representativas del régimen climático de la cuenca.

Adicionalmente, se empleó un Modelo Digital de Elevación (DEM) como base para la derivación de variables fisiográficas, y un shapefile de la red hidrográfica del río Ramis, utilizado para el cálculo de la distancia a los cauces. Todos los datos fueron almacenados y gestionados en formato raster GeoTIFF y vectorial Shapefile.

**Tabla 4**

*Datos de entrada del modelo*

| Datos de entrada | Tipo | Fuente | Resolución espacial | Justificación |
|---|---|---|---|---|
| Frecuencia de zonas inundables | Variable dependiente | MAPBiomas Perú | 30 m | Representa la recurrencia histórica de presencia de agua superficial, utilizada para entrenar y validar el modelo de susceptibilidad |
| Elevación | Fisiográfica | DEM (ALOS PALSAR) | 12.5 m (remuestreado a 30 m) | Controla la acumulación y el flujo del agua, siendo un factor clave en la ocurrencia de inundaciones |
| Pendiente | Fisiográfica | DEM (ALOS PALSAR) | 12.5 m (remuestreado a 30 m) | Influye en la velocidad de escorrentía y en la capacidad de acumulación de agua |
| Distancia a los ríos | Fisiográfica | Red hidrográfica (derivada del DEM) | 30 m | Permite evaluar la influencia de la proximidad a los cauces fluviales en la ocurrencia de inundaciones |
| Precipitación período lluvioso | Hidrometeorológica | PISCO – SENAMHI | ~5 km (remuestreado a 30 m) | Representa el principal forzante hidrológico asociado a eventos de inundación |
| Precipitación período seco | Hidrometeorológica | PISCO – SENAMHI | ~5 km (remuestreado a 30 m) | Permite caracterizar condiciones de humedad antecedente y contrastar la variabilidad hidrológica estacional |

La tabla presenta las variables empleadas en el modelo de susceptibilidad a inundaciones, detallando su tipo, fuente de información, resolución espacial y justificación, lo que permite comprender su relevancia en la representación de los procesos hidrológicos y fisiográficos de la cuenca baja del río Ramis.

**Tabla 5**

*Periodo de análisis y fuentes de información*

| Información | Fuente | Periodo | Tipo de dato | Uso en la investigación |
|---|---|---|---|---|
| Zonas pantanosas / pastizales inundables | MAPBiomas Perú | 1985 – 2024 | Raster multitemporal | Análisis histórico de áreas inundables y generación de la variable dependiente |
| Modelo Digital de Elevación (DEM) | ALOS PALSAR | 2006 – 2011 | Raster | Obtención de variables fisiográficas (elevación y pendiente) |
| Precipitación mensual | PISCO – SENAMHI | 1981 – 2023 | Raster climático | Cálculo de precipitación del período lluvioso y seco |
| Red hidrográfica | Derivada del DEM | — | Vector | Cálculo de la variable distancia a los ríos |
| Información administrativa | IGN / MINAM | Actualizada | Vector | Delimitación del área de estudio |

La tabla resume el periodo de análisis y las principales fuentes de información utilizadas en la investigación, destacando la integración de datos satelitales, topográficos e hidrometeorológicos para el análisis histórico y la modelación de la susceptibilidad a inundaciones.

### 3.8.2. Preprocesamiento de datos

El preprocesamiento incluyó una serie de procedimientos orientados a garantizar la coherencia espacial y la calidad de los datos. En primer lugar, todos los insumos fueron recortados al límite de la cuenca baja del río Ramis, mediante una máscara vectorial rasterizada al grid de referencia. Posteriormente, se verificó y homogenizó el sistema de referencia espacial (CRS), asegurando que

todas las capas compartieran el mismo sistema de coordenadas y resolución espacial.

Se realizó un control de calidad que incluyó la identificación y reemplazo de valores nulos o NoData, así como la verificación de la alineación espacial entre capas. Las variables raster fueron ajustadas a un mismo tamaño de grilla para permitir su integración directa en el modelamiento posterior.

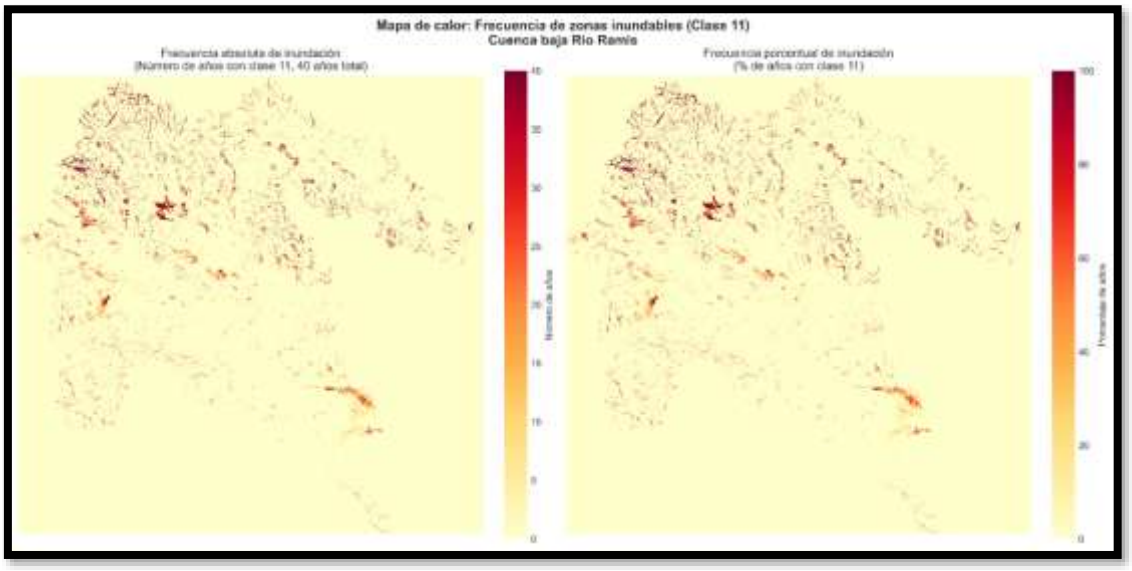
### 3.8.3. Análisis multitemporal de inundaciones

El análisis multitemporal se desarrolló a partir de la serie temporal anual de MAPBiomas Perú, identificando las clases asociadas a zonas inundables (clase 11) y cuerpos de agua superficial (clases 26 y 33). Para cada año del periodo de estudio se calcularon estadísticas espaciales, tales como área inundable (en hectáreas) y porcentaje respecto al área total de la cuenca.

Con base en esta información, se analizaron tendencias temporales mediante estadísticos descriptivos y pruebas no paramétricas (coeficiente Tau de Kendall), así como la frecuencia de ocurrencia de inundaciones a escala anual y decadal. Finalmente, se construyó un mapa de frecuencia de inundación, expresado como el porcentaje de años en los que cada píxel fue clasificado como zona inundable, el cual constituyó la variable respuesta del modelo de susceptibilidad.

**Figura 2**

*Frecuencia de zonas inundables (1985–2024)*

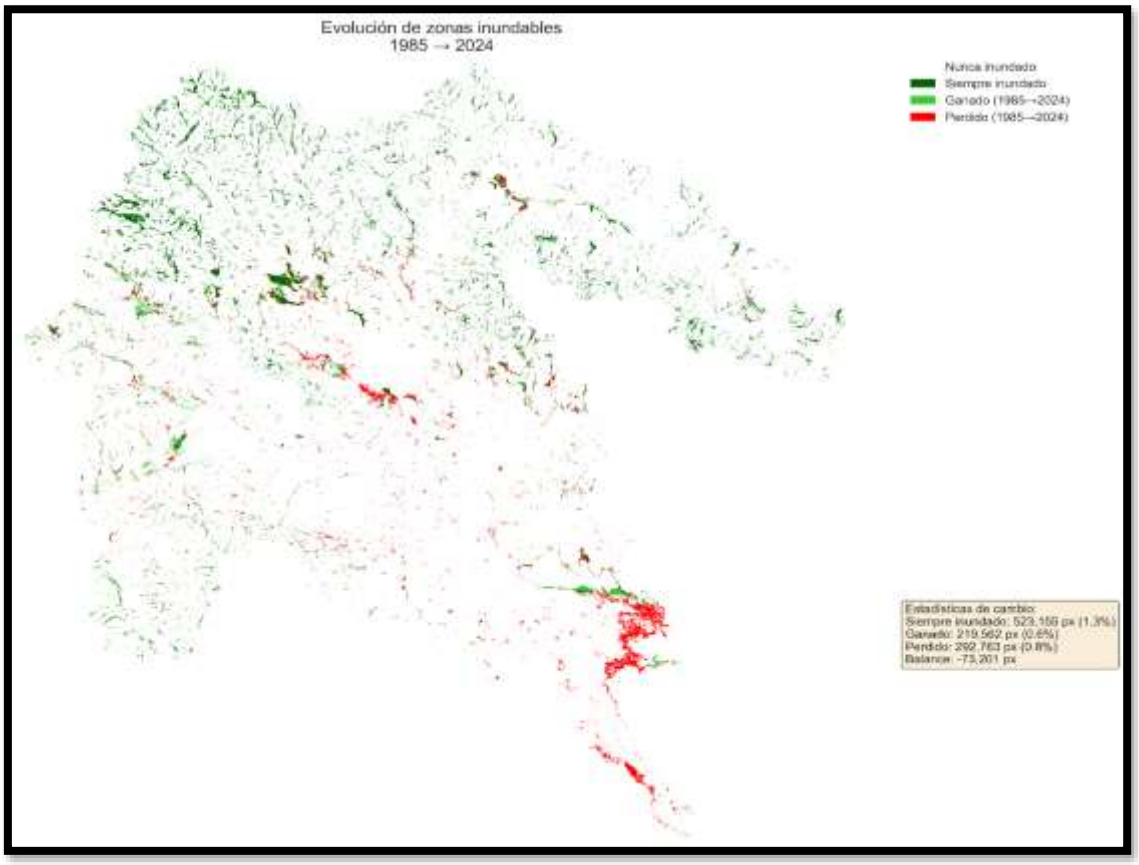



Fuente: MAPbiomas Peru

La frecuencia de zonas inundables en el periodo 1985–2024 representa el número de veces que cada píxel del área de estudio fue identificado como inundado a lo largo de los 40 años de análisis. Este indicador permite reconocer las áreas con mayor recurrencia de inundaciones, evidenciando patrones espaciales persistentes asociados principalmente a la cercanía a la red hidrográfica y a las zonas de menor elevación. Las áreas con valores altos de frecuencia corresponden a sectores históricamente más expuestos a inundaciones, mientras que las zonas con baja o nula frecuencia reflejan áreas con menor susceptibilidad histórica.

**Figura 3**

*Evolución de zonas inundables (1985 – 2024)*




Fuente: MAPbiomas Peru

La evolución de las zonas inundables entre 1985 y 2024 muestra los cambios espaciales ocurridos en la extensión de las áreas afectadas por inundaciones a lo largo del periodo de análisis. Este análisis permite identificar sectores donde las zonas inundables se han mantenido de forma persistente, así como áreas donde se ha evidenciado ganancia o pérdida de superficie inundable. Los cambios observados reflejan la dinámica hidrológica y geomorfológica de la cuenca, así como la influencia de la variabilidad climática y las intervenciones antrópicas, proporcionando una visión integral de la tendencia temporal del comportamiento de las inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

### 3.8.4. Generación de variables predictoras

Las variables predictoras se derivaron a partir del DEM y de información hidrometeorológica. Entre las variables fisiográficas se incluyeron la elevación y la pendiente del terreno, calculadas directamente desde el modelo digital de elevación. Como variable hidrológica se incorporaron la precipitación media acumulada durante el periodo lluvioso y la precipitación media del periodo seco, representando condiciones contrastantes del régimen hídrico.

Adicionalmente, se generó la variable distancia a los ríos, la cual se obtuvo mediante la rasterización de la red hidrográfica y el cálculo de la distancia euclidiana desde cada píxel hacia el cauce más cercano. Esta variable fue normalizada mediante una transformación logarítmica, con el fin de reducir la influencia de valores extremos y mejorar su desempeño dentro del algoritmo de aprendizaje automático.

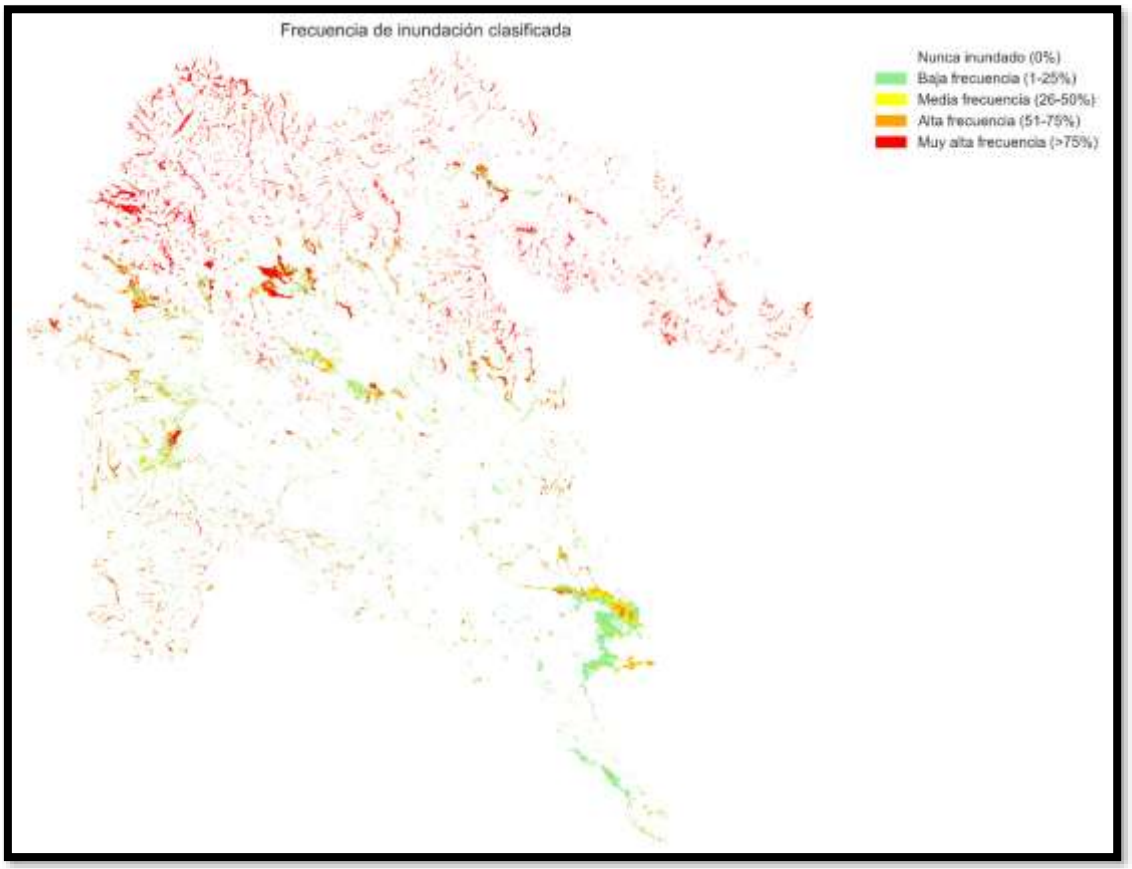
### 3.8.5. Modelación de la susceptibilidad a inundaciones

La modelación se realizó mediante el algoritmo Random Forest, seleccionado por su robustez frente a relaciones no lineales y su capacidad para manejar múltiples variables predictoras. El mapa de frecuencia de inundación fue reclasificado en niveles de susceptibilidad (baja, media y alta), y adicionalmente en un esquema binario (alta y no alta), según el enfoque de análisis.

La frecuencia de inundación clasificada representa la categorización de las zonas inundables en función del número de veces que estas han sido afectadas por inundaciones durante el período 1985–2024. Esta clasificación permite distinguir áreas con baja, media y alta recurrencia de inundación, facilitando la identificación de sectores que presentan una mayor exposición histórica al fenómeno.

**Figura 4**

*Frecuencia de inundación clasificada*




Fuente: MAPbiomas Peru

Las zonas de alta frecuencia se asocian principalmente a planicies aluviales y áreas adyacentes al cauce principal y afluentes, mientras que las zonas de baja frecuencia corresponden a sectores de mayor elevación y pendiente. Este producto constituye un insumo clave para la evaluación del peligro y la priorización de áreas críticas para la gestión del riesgo de inundaciones.

Para el entrenamiento del modelo se aplicó un muestreo estratificado de píxeles, garantizando una representación equilibrada de las clases de susceptibilidad. El conjunto de datos fue dividido en subconjuntos de entrenamiento y validación, y se optimizaron los hiperparámetros del modelo

mediante Grid Search. Se incorporaron criterios de regularización para reducir el sobreajuste.

### 3.8.6. Validación y análisis de resultados

El desempeño del modelo fue evaluado mediante métricas estadísticas como exactitud, precisión, recall, F1-score y área bajo la curva ROC (ROC-AUC). Asimismo, se analizaron matrices de confusión y reportes de clasificación para evaluar el comportamiento del modelo en cada clase de susceptibilidad.

Finalmente, se realizó un análisis de importancia de variables, utilizando tanto la importancia basada en el índice Gini como la importancia por permutación, lo que permitió identificar los factores más influyentes en la ocurrencia de inundaciones. Con base en los resultados del modelo, se elaboró el mapa final de susceptibilidad a inundaciones de la cuenca baja del río Ramis, el cual constituye un insumo clave para la gestión del riesgo y la planificación territorial.

La tabla presenta un resumen de las métricas estadísticas y procedimientos empleados para evaluar el desempeño del modelo Random Forest en la modelación de la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis. Las métricas consideradas, tales como la exactitud, precisión, recall, F1-score y el área bajo la curva ROC (ROC-AUC), permiten analizar de manera integral la capacidad predictiva del modelo y su desempeño en la clasificación de las zonas inundables y no inundables. Asimismo, se incluyen herramientas de diagnóstico como la matriz de confusión y el reporte de clasificación, las cuales facilitan la identificación de errores de clasificación y el comportamiento del modelo en cada clase de susceptibilidad.

**Tabla 6**

*Métricas y procedimientos utilizados para la evaluación del modelo*

| Componente de evaluación | Descripción |
|---|---|
| Exactitud (Accuracy) | Mide la proporción de clasificaciones correctas respecto al total de observaciones |
| Precisión (Precision) | Evalúa la proporción de verdaderos positivos entre los casos clasificados como positivos |
| Recall (Sensibilidad) | Mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las zonas inundables |
| F1-score | Media armónica entre precisión y recall, utilizada para evaluar el equilibrio del modelo |
| ROC – AUC | Evalúa la capacidad de discriminación del modelo entre clases |
| Matriz de confusión | Permite analizar el comportamiento del modelo para cada clase de susceptibilidad |
| Reporte de clasificación | Resume precisión, recall y F1-score por clase |
| Importancia de variables (Gini) | Identifica variables relevantes según la reducción de impureza |
| Importancia de variables (Permutación) | Evalúa la pérdida de desempeño al alterar cada variable |
| Producto final | Mapa de susceptibilidad a inundaciones de la cuenca baja del río Ramis |

Finalmente, se incorporan los análisis de importancia de variables mediante el índice Gini y el método de permutación, que permiten identificar los factores fisiográficos e hidrológicos con mayor influencia en la ocurrencia de inundaciones.

### 3.8.7. Modelo matemático del análisis histórico y del modelo predictivo

**Formulación del índice de frecuencia histórica de inundación**

Aquí se explica cómo se construye la frecuencia de inundación por píxel usando mapas anuales 1985–2024.

1. **Variable indicadora anual por píxel**

Sea $x$ un píxel del raster y $t$ un año (1985…2024). Se define:

$$I_t(x) = \begin{cases} 1 & \text{si el píxel } x \text{ pertenece a la clase "zona inundable" en el año } t \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

2. **Frecuencia absoluta (número de años inundables)**

$$F_{\text{abs}}(x) = \sum_{t=1}^{N} I_t\,(x)$$

3. **Frecuencia relativa (%)**

$$F_{\%}(x) = \frac{F_{\text{abs}}(x)}{N} \cdot 100$$

Esto corresponde a la suma anual por píxel y a la conversión a porcentaje que realiza el script (frecuencia acumulada y porcentaje).

4. **Cálculo de área por píxel y área inundable anual**

Si el raster tiene tamaño de píxel $\Delta x$ y $\Delta y$(m), el área por píxel en hectáreas es:

$$A_{\text{px}} = \frac{|\,\Delta x \cdot \Delta y\,|}{10000}$$

y el área inundable anual:

$$A_t = n_t \cdot A_{\text{px}}$$

donde $n_t$es el número de píxeles inundables en el año $t$.

**Clasificación por percentiles y definición de la variable respuesta**

1. **Cálculo de percentiles**

Sea $F(x)$la frecuencia (valores positivos). Se calculan:

$$p_{33} = \text{Percentil}_{33}(F), p_{66} = \text{Percentil}_{66}(F)$$

2. **Clasificación multiclase**

$$S(x) = \begin{cases} 0 & F(x) = 0 \\ 1 & 0 < F(x) \le p_{33} \\ 2 & p_{33} < F(x) \le p_{66} \\ 3 & F(x) > p_{66} \end{cases}$$

Esto es lo que hace tu función clasificar_susceptibilidad() con p33 y p66.

3. **Definición binaria**

$$y(x) = \mathbf{1}\{S(x) = 3\}$$

Es decir, "$y = 1$" si el píxel pertenece a "alta susceptibilidad", y "$y = 0$" en caso contrario.

**Construcción del dataset de entrenamiento**

1. **Vector de predictores por píxel**

   Si tienes $k$ variables predictoras (elevación, pendiente, distancia a ríos, precipitación…), para cada píxel defines:

   $$\mathbf{x}(x) = [x_1(x), x_2(x), \ldots, x_k(x)]$$

2. **Matriz de datos**

   Apilando los píxeles válidos:

   $$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times k}, \mathbf{y} \in \{0,1\} \text{ (o } \{1,2,3\})$$

   Se implementa "aplanando" cada raster con .ravel() y construyendo X_full (Breiman, 2001).

3. **Criterio de píxeles válidos**

   Se define una máscara para excluir NoData y asegurar consistencia:

   $$\text{válido}(x) = [y(x) \neq 0] \wedge \bigwedge_{j=1}^{k} [x_j(x) \neq 0]$$

   Utilizando un criterio de validez similar antes de muestrear y predecir (Breiman, 2001).

4. **Muestreo balanceado por clase**

   Para evitar sesgos por desbalance, se selecciona un número de muestras por clase:

   $$n_c = \min\left(\left\lfloor \frac{N_{\text{muestras}}}{C} \right\rfloor, \ |\Omega_c|\right)$$

   donde $C$ es el número de clases y $|\Omega_c|$ el número de píxeles disponibles de la clase $c$ (Breiman, 2001).

**Formulación del modelo Random Forest**

1. **Bosque de árboles**

   Un Random Forest construye $M$ árboles de decisión $h_m(\cdot)$ usando remuestreo y selección aleatoria de variables (Breiman, 2001).

2. **Regla de decisión (voto mayoritario)**

$$\hat{y}(x) = \text{mode}\{h_1(\mathbf{x}), h_2(\mathbf{x}), \ldots, h_M(\mathbf{x})\}$$

   En Random Forest, cada árbol $h_m(\cdot)$genera una predicción de clase para un píxel $x$. La predicción final del modelo se obtiene mediante voto mayoritario, seleccionando la clase más frecuente entre las $M$predicciones individuales: $\hat{y}(x) = \text{mode}\{h_1(x), \ldots, h_M(x)\}$ . Este esquema reduce la varianza respecto a un único árbol y mejora la estabilidad del clasificador (Breiman, 2001).

3. **Hiperparámetros del modelo**

   El modelo Random Forest se configuró con 200 árboles (n_estimators=200), profundidad máxima de 20 niveles (max_depth=20) y restricciones de complejidad (min_samples_split=10; min_samples_leaf=5) para reducir el sobreajuste. Además, se aplicó ponderación de clases (class_weight='balanced') para tratar el desbalance entre áreas inundables y no inundables, y se fijó una semilla (random_state=42) para asegurar la reproducibilidad del experimento (Breiman, 2001).

4. **Partición entrenamiento/prueba**

$$(\mathbf{X}, \mathbf{y}) \rightarrow (\mathbf{X}_{train}, \mathbf{y}_{train}), (\mathbf{X}_{test}, \mathbf{y}_{test})$$

   El conjunto de datos $(X, y)$, donde $X$representa la matriz de variables predictoras y "$y$" la clase de susceptibilidad por píxel, fue dividido en subconjuntos de entrenamiento y prueba: $(X_{train}, y_{train})$y $(X_{test}, y_{test})$. Se

utilizó una partición 70/30 (70% para entrenamiento y 30% para prueba) con estratificación por clase, con el fin de conservar la proporción de clases en ambos subconjuntos y obtener una evaluación más representativa del desempeño del modelo (Breiman, 2001).

**Validación del modelo (métricas)**

1. **Matriz de confusión**

**Tabla 7**

*Matriz de confusión del modelo binario*

| | **Real: Inundable (1)** | **Real: No inundable (0)** |
|---|---|---|
| **Predicho: Inundable (1)** | **TP** (True Positive) | **FP** (False Positive) |
| **Predicho: No inundable (0)** | **FN** (False Negative) | **TN** (True Negative) |

- **TP (Verdadero Positivo):** el modelo dijo "inundable" y sí era inundable.
- **FP (Falso Positivo):** el modelo dijo "inundable" pero no era inundable → "falsa alarma".
- **FN (Falso Negativo):** el modelo dijo "no inundable" pero sí era inundable → el error más crítico en riesgo, porque "se te escapa" una zona inundable.
- **TN (Verdadero Negativo):** el modelo dijo "no inundable" y sí era no inundable.

2. **Exactitud (Accuracy)**

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Es el porcentaje total de aciertos. En caso el dataset está desbalanceado (mucho "no inundable"), el accuracy puede verse alto, aunque el modelo falle en inundables. Por eso se complementa con Recall/F1 (y AUC) (Breiman, 2001).

3. **Precision y Recall**

$$Prec = \frac{TP}{TP + FP'}$$

De todo lo que el modelo marcó como "inundable". La precisión alta es porque hay pocas falsas alarmas (FP bajos). Si la precisión baja es porque el modelo marca muchas áreas como inundables sin serlo (Breiman, 2001).

$$Rec = \frac{TP}{TP + FN}$$

Un Recall alto significa que se escapan pocas zonas inundables (FN bajos). En gestión del riesgo, normalmente se valora mucho el Recall (Breiman, 2001).

4. **F1-score**

Es una medida "balanceada". Sale alta solo si ambas (precision y recall) son altas. Si una es alta y la otra baja, el F1 baja.

$$F1 = \frac{2 \cdot Prec \cdot Rec}{Prec + Rec}$$

La matriz de confusión permite cuantificar aciertos y errores del clasificador binario: TP (inundable correctamente identificado), TN (no inundable correctamente identificado), FP (falsas alarmas) y FN (zonas inundables no detectadas). A partir de estos valores se calcula la exactitud global (Accuracy), la precisión (Precision), la sensibilidad (Recall) y el F1-score como medida balanceada entre precisión y sensibilidad.

# CAPÍTULO IV

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1. RESULTADOS

El análisis histórico de las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis, a partir de series temporales de imágenes satelitales de MAPBiomas Perú (1985–2024), permitió identificar patrones espaciales y temporales de recurrencia de inundaciones. Se observa que las zonas de alta frecuencia se concentran principalmente a lo largo del cauce principal y sus afluentes, en planicies aluviales y sectores de baja pendiente, mientras que las áreas elevadas y con pendientes pronunciadas presentan baja o nula ocurrencia de inundaciones. A partir de esta información, se desarrolló un modelo de susceptibilidad a inundaciones utilizando el algoritmo Random Forest, integrando factores fisiográficos e hidrológicos como pendiente, elevación, precipitación del periodo lluvioso y seco, y distancia a los ríos. El modelo permitió generar un mapa de susceptibilidad que identifica las áreas críticas de la cuenca, mostrando una correspondencia clara con los patrones históricos de presencia de agua superficial y proporcionando una herramienta confiable para la gestión del riesgo y la planificación territorial.

### 4.1.1. Áreas inundables históricas – cuenca del río Ramis

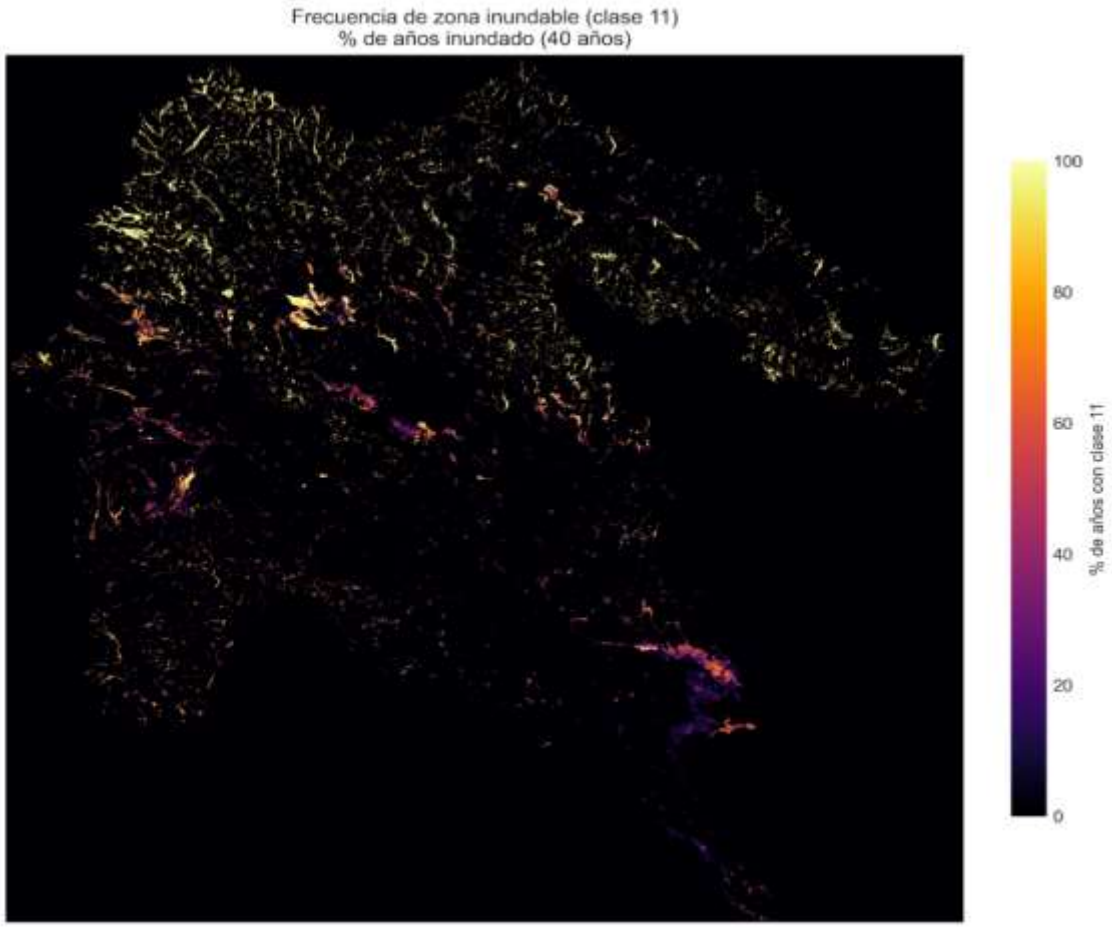
El presente apartado expone los resultados obtenidos para el Objetivo Específico 1, orientado a la caracterización histórica de las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis, a partir del análisis de series temporales de información satelital. Los resultados se centran en la identificación de la frecuencia espacial y la evolución temporal de las zonas pantanosas o pastizales inundables, definidas según la clasificación de MAPBiomas Perú, permitiendo describir los patrones de recurrencia y variabilidad del fenómeno a lo largo del período 1985–2024.

Los resultados evidencian una marcada heterogeneidad espacial en la frecuencia de inundaciones. Las zonas con frecuencias elevadas, que alcanzan valores superiores al 60 % y hasta el 100 % de los años analizados, se concentran principalmente a lo largo del cauce principal del río Ramis y sus principales afluentes, así como en áreas adyacentes de topografía baja y planicies aluviales. Estas zonas corresponden a sectores donde la dinámica fluvial favorece la acumulación recurrente de agua durante eventos de crecida.

La Figura presenta el mapa de frecuencia de ocurrencia de zonas pantanosas o pastizales inundables (clase 11), obtenido a partir del análisis de una serie temporal de 40 años de imágenes satelitales (1985–2024) de MAPBiomas Perú. El mapa expresa el porcentaje de años en los que cada píxel fue clasificado como zona pantanosa o pastizal inundable, permitiendo identificar áreas con inundación recurrente o estacional en la cuenca baja del río Ramis.

**Figura 5**

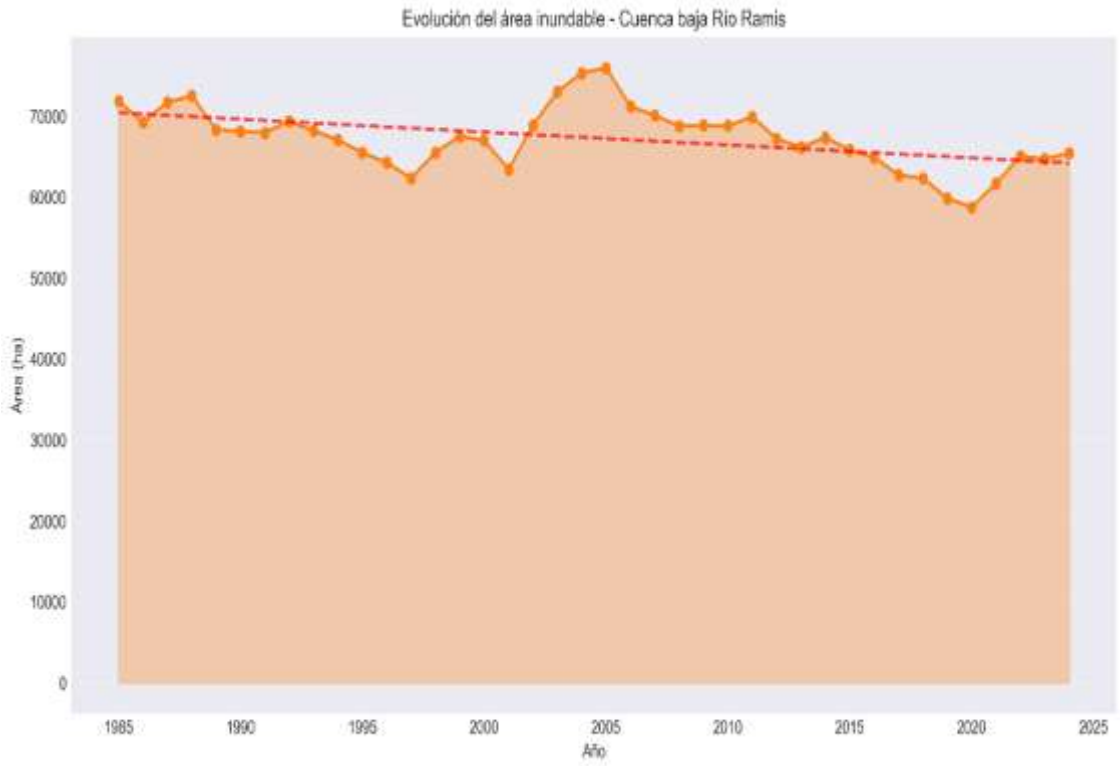
*Mapa de frecuencia*




En contraste, las zonas ubicadas en sectores de mayor elevación y pendientes más pronunciadas presentan frecuencias bajas o nulas de inundación, con valores cercanos a 0 %, lo que indica una escasa o inexistente recurrencia de presencia de agua superficial. Este patrón confirma la influencia de la topografía y la cercanía a los cauces en la ocurrencia de inundaciones dentro de la cuenca baja del río Ramis.

**Figura 6**

*Evolución del área inundable*




La Figura muestra la evolución temporal del área total clasificada como zona pantanosa o pastizal inundable en la cuenca baja del río Ramis para el período 1985–2024. El área inundable fue calculada anualmente a partir de la suma de los píxeles clasificados como clase 11 en cada año de la serie temporal, permitiendo evaluar la variabilidad interanual de la presencia de agua superficial en la cuenca.

Los resultados revelan una alta variabilidad interanual en el área inundable, con años que presentan incrementos significativos en la extensión de las zonas inundables, seguidos por periodos con valores considerablemente menores. Este comportamiento sugiere una fuerte dependencia de las condiciones hidrometeorológicas anuales, particularmente de eventos de precipitación intensa y crecidas fluviales excepcionales.

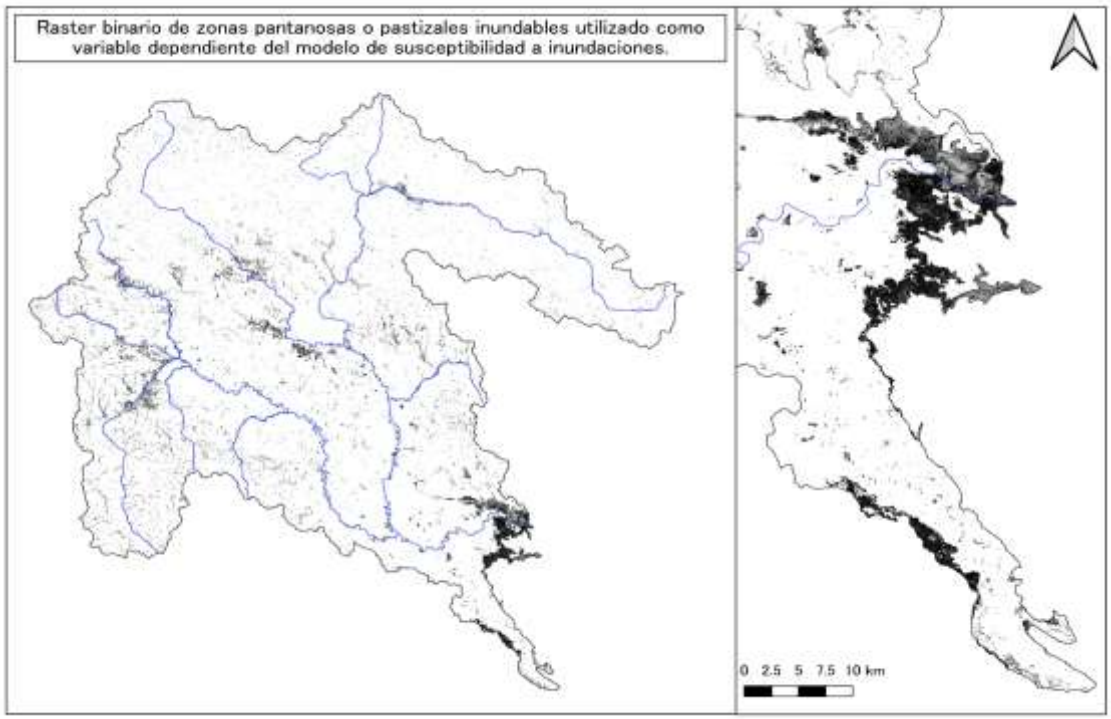
Asimismo, se identifican años con picos máximos de área inundable, los cuales pueden asociarse a eventos hidrológicos extremos registrados en la región, mientras que los valores mínimos corresponden a años con menor disponibilidad hídrica. En términos generales, la evolución temporal no muestra un comportamiento uniforme, lo que indica que las inundaciones en la cuenca baja del río Ramis responden principalmente a la variabilidad climática y a la dinámica hidrológica del sistema fluvial.

Con el objetivo de utilizar la información histórica de las áreas inundables en la modelación de susceptibilidad, se generó un raster binario a partir del mapa de frecuencia de inundación, el cual representa la presencia y ausencia de zonas pantanosas o pastizales inundables en la cuenca baja del río Ramis. En este raster, los píxeles clasificados como inundables (clase 11) fueron asignados con valor 1, mientras que los píxeles no inundables fueron asignados con valor 0.

Este producto constituye la variable dependiente utilizada para el entrenamiento y validación del modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest. La utilización de un raster derivado de la caracterización histórica garantiza coherencia entre el análisis temporal de la presencia de agua superficial y la modelación predictiva, permitiendo que el modelo aprenda los patrones espaciales asociados a la ocurrencia recurrente de inundaciones.

**Figura 7**

*Raster binario de zonas inundables (pantanos y pastizales), usado como variable dependiente del modelo.*




### 4.1.2. Susceptibilidad a inundaciones – Random Forest

En este apartado se presentan los resultados correspondientes al Objetivo Específico 2, orientado al desarrollo y validación de un modelo de susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis, basado en el algoritmo de Random Forest. El modelo fue entrenado utilizando como variable dependiente el raster binario de zonas pantanosas o pastizales inundables derivado del análisis multitemporal, y como variables predictoras un conjunto de factores fisiográficos e hidrológicos. Los resultados incluyen la evaluación del desempeño del modelo, la identificación de la importancia relativa de las variables explicativas y la generación del mapa de susceptibilidad a inundaciones.

**Desempeño y validación del modelo Random Forest**

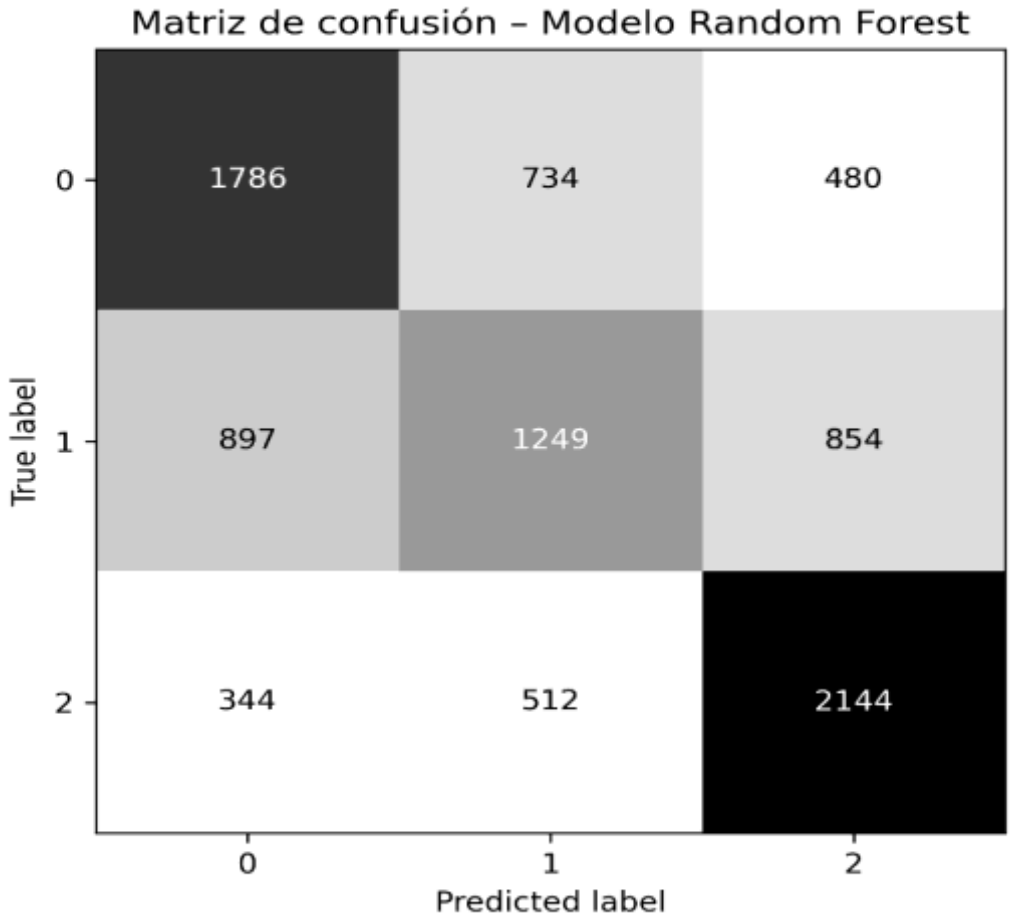
El modelo de susceptibilidad a inundaciones fue desarrollado utilizando el algoritmo Random Forest, considerando cinco variables predictoras de tipo topográfico e hidrometeorológico: elevación, pendiente, precipitación del período lluvioso, precipitación del período seco y distancia a los ríos. La variable respuesta fue la frecuencia histórica de presencia de agua, clasificada en niveles de susceptibilidad.

En una primera etapa, el modelo multiclase (tres niveles de susceptibilidad) alcanzó una exactitud de 0.5754 en el conjunto de prueba, con un valor promedio de ROC–AUC de 0.755, lo que indica una capacidad moderada de discriminación entre clases. La matriz de confusión evidenció una mayor precisión en la identificación de la clase de alta susceptibilidad, mientras que la clase media presentó mayores errores de clasificación, lo cual es consistente con la naturaleza transicional de esta categoría.

La matriz de confusión del modelo multiclase evidencia una capacidad moderada del algoritmo Random Forest para discriminar entre los tres niveles de susceptibilidad a inundaciones. La clase de alta susceptibilidad (Clase 2) presenta el mayor número de aciertos (2144 casos correctamente clasificados), lo que indica un buen desempeño del modelo en la identificación de áreas críticas.

**Figura 8**

*Matriz de confusión en el modelo multiclase*

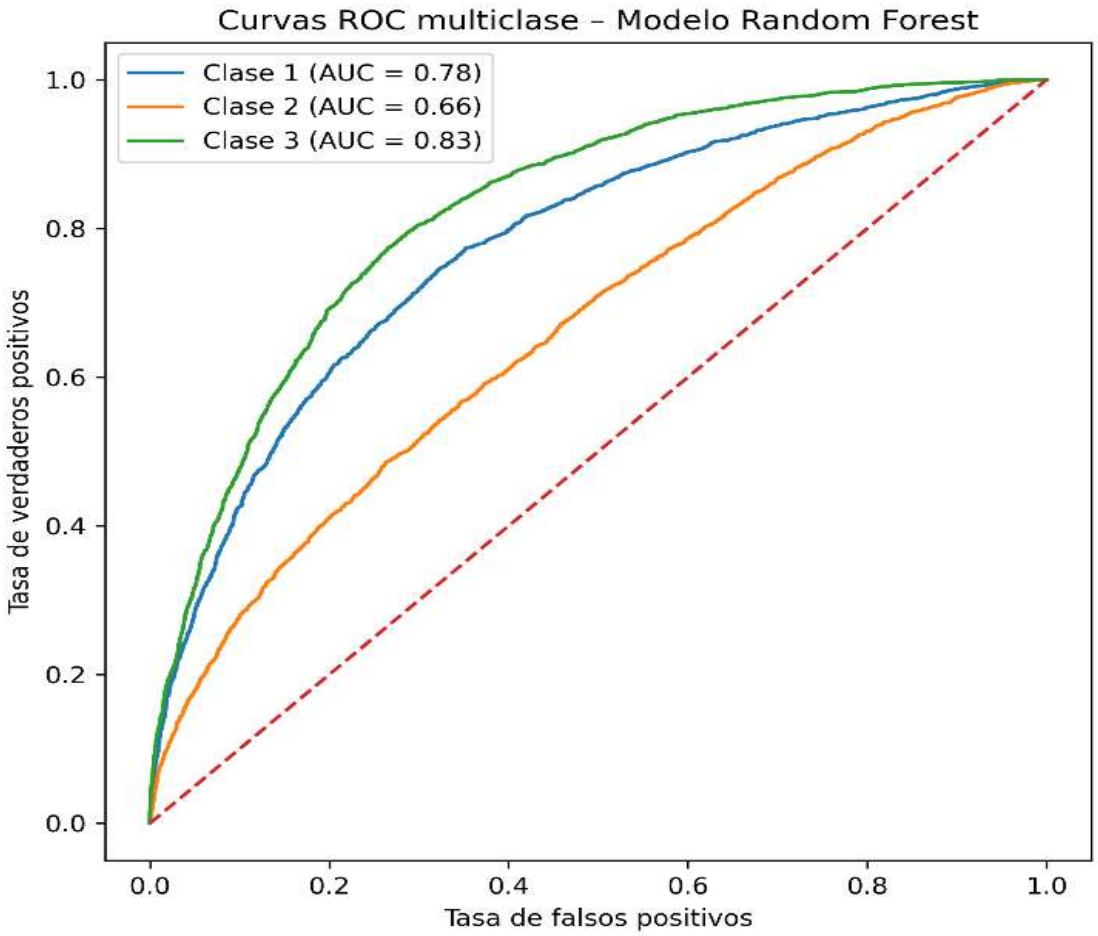



En contraste, la clase media (Clase 1) muestra el mayor grado de confusión, especialmente con las clases adyacentes. Este comportamiento es esperable, ya que esta categoría representa una zona de transición entre condiciones de baja y alta susceptibilidad, donde las características fisiográficas e hidrometeorológicas tienden a solaparse.

La clase de baja susceptibilidad (Clase 0) presenta un nivel de acierto aceptable, aunque con confusiones principalmente hacia la clase media. En conjunto, estos resultados reflejan la complejidad inherente a la clasificación multiclase de procesos naturales continuos como las inundaciones.

**Figura 9**

*Curvas ROC en el modelo multiclase*




La curva ROC del modelo multiclase, calculada mediante el enfoque one-vs-rest, alcanza un valor promedio de AUC de 0.755, lo que indica una capacidad de discriminación moderada entre los distintos niveles de susceptibilidad a inundaciones.

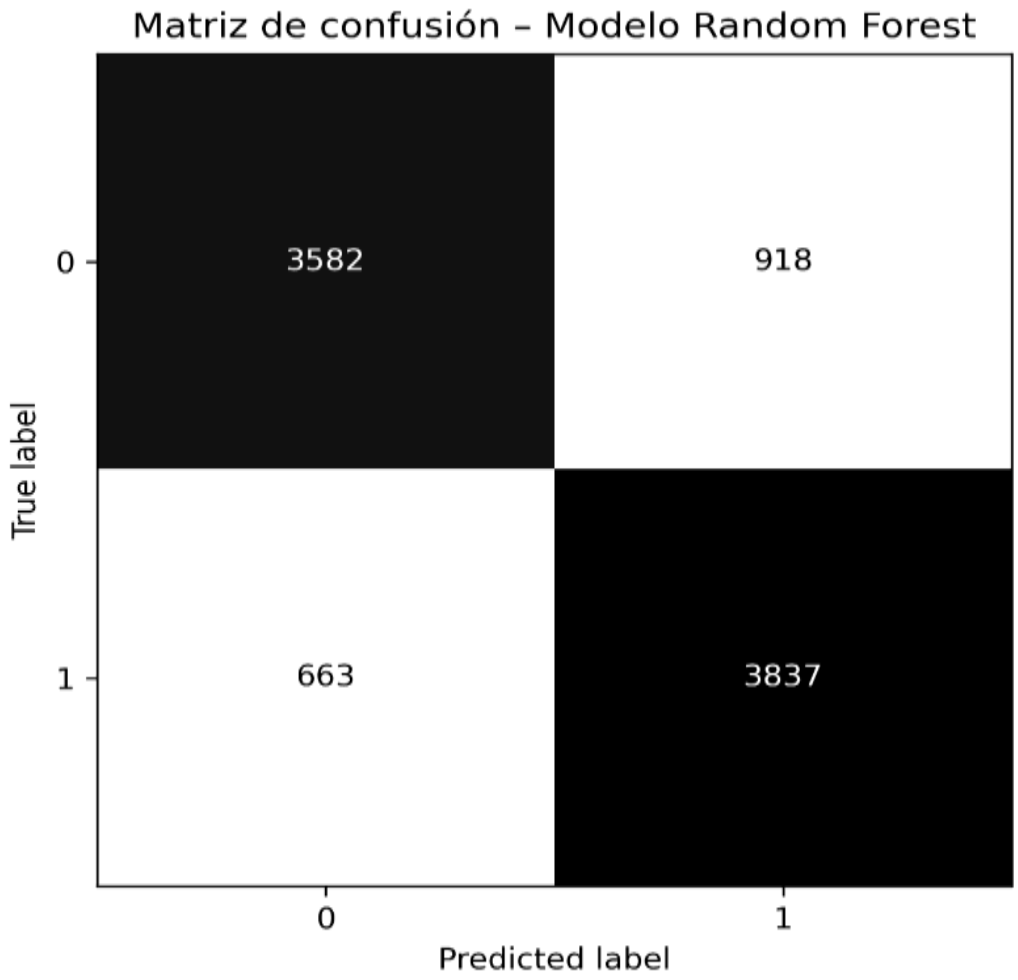
Este resultado refleja que el modelo logra distinguir adecuadamente las áreas de alta susceptibilidad respecto a las demás clases, aunque presenta limitaciones en la separación entre clases contiguas, particularmente entre los niveles bajo y medio.

Posteriormente, con el objetivo de mejorar la capacidad predictiva y focalizar el análisis en las áreas críticas, se implementó un modelo binario,

diferenciando entre zonas de alta susceptibilidad y no alta susceptibilidad. Este enfoque permitió un incremento significativo en el desempeño del modelo, alcanzando una exactitud de 0.8243, un F1-score de 0.8242 y un valor de ROC–AUC de 0.9021 en el conjunto de validación.

**Figura 10**

*Matriz de confusión en el modelo binario*

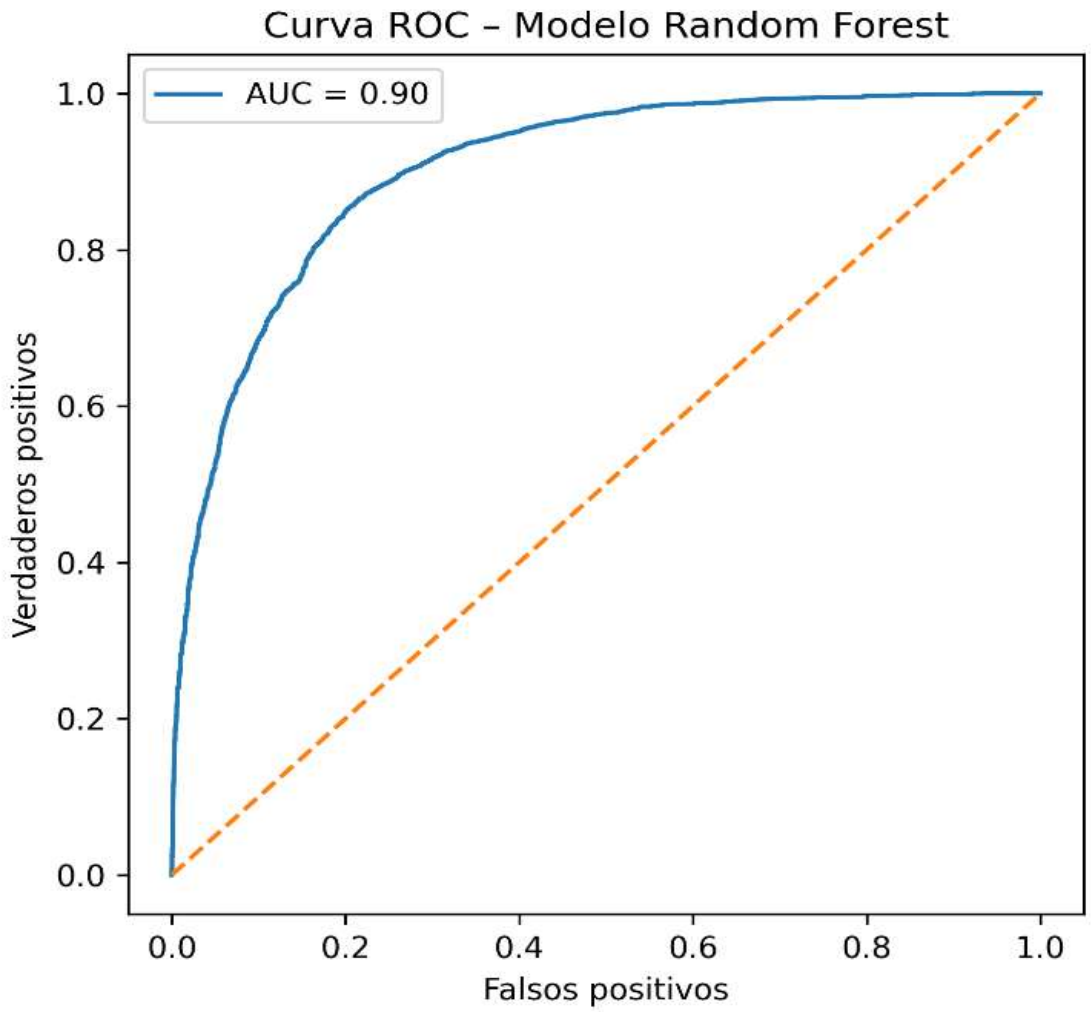



En el modelo binario, la matriz de confusión muestra un desempeño significativamente superior respecto al enfoque multiclase. El modelo identifica correctamente 3837 píxeles correspondientes a zonas de alta susceptibilidad, con una tasa de error relativamente baja.

La reducción del número de clases permite al algoritmo concentrarse en la diferenciación entre áreas críticas y no críticas, disminuyendo la ambigüedad asociada a las categorías intermedias. Este resultado confirma que el enfoque binario es más eficaz cuando el objetivo principal es la identificación de zonas prioritarias para la gestión del riesgo.

**Figura 11**

*Curvas ROC en el modelo binario*




La curva ROC del modelo binario presenta un valor de AUC de 0.902, lo que evidencia una excelente capacidad del modelo para discriminar entre zonas de alta susceptibilidad y zonas no críticas.

Este valor confirma que el modelo binario es altamente confiable para aplicaciones prácticas relacionadas con la gestión del riesgo de inundaciones y la planificación territorial, superando ampliamente el desempeño del enfoque multiclase.

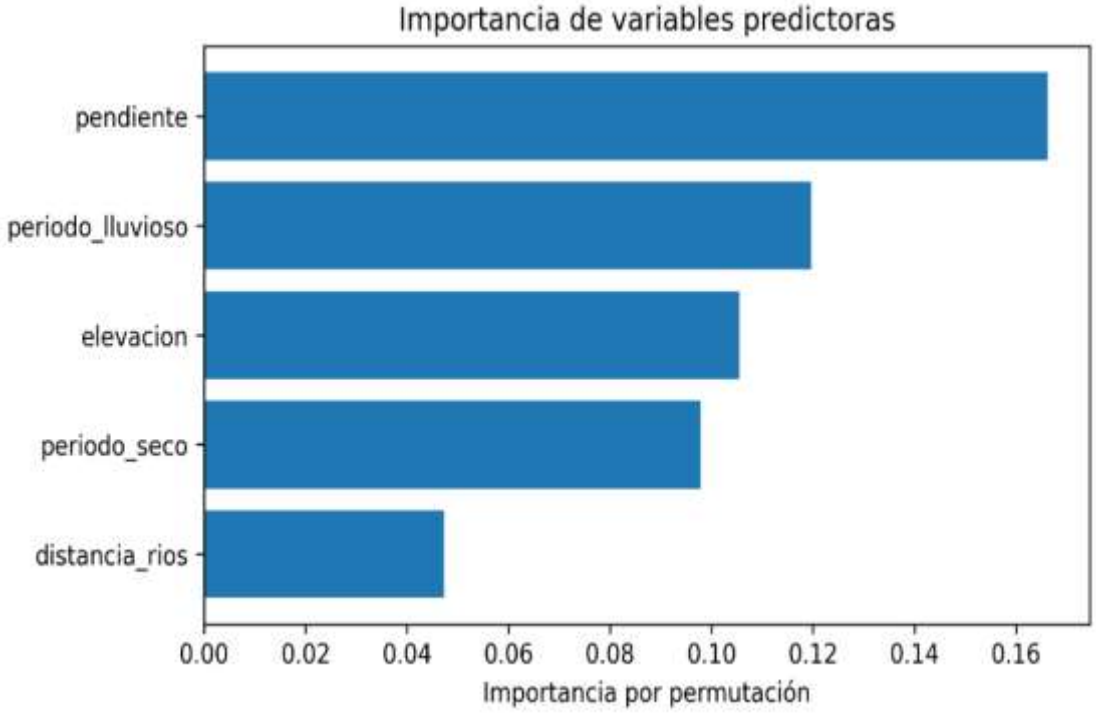
El análisis comparativo de las matrices de confusión y las curvas ROC demuestra que el enfoque binario mejora significativamente el desempeño del modelo Random Forest. Mientras que el modelo multiclase presenta limitaciones asociadas a la superposición entre clases intermedias, el modelo binario logra una discriminación clara y robusta de las zonas con alta susceptibilidad a inundaciones. Estos resultados justifican la elección del modelo binario como la herramienta principal para la identificación de áreas críticas en la cuenca baja del río Ramis.

**Importancia de las variables predictoras**

El análisis por permutación confirma la robustez del resultado obtenido por Gini, ya que la pendiente sigue siendo la variable cuya alteración genera la mayor disminución del desempeño del modelo. Esto refuerza la interpretación de que la topografía controla de manera decisiva la ocurrencia de inundaciones severas.

**Figura 12**

*Importancia de las variables predictoras en el modelo binario por permutación*



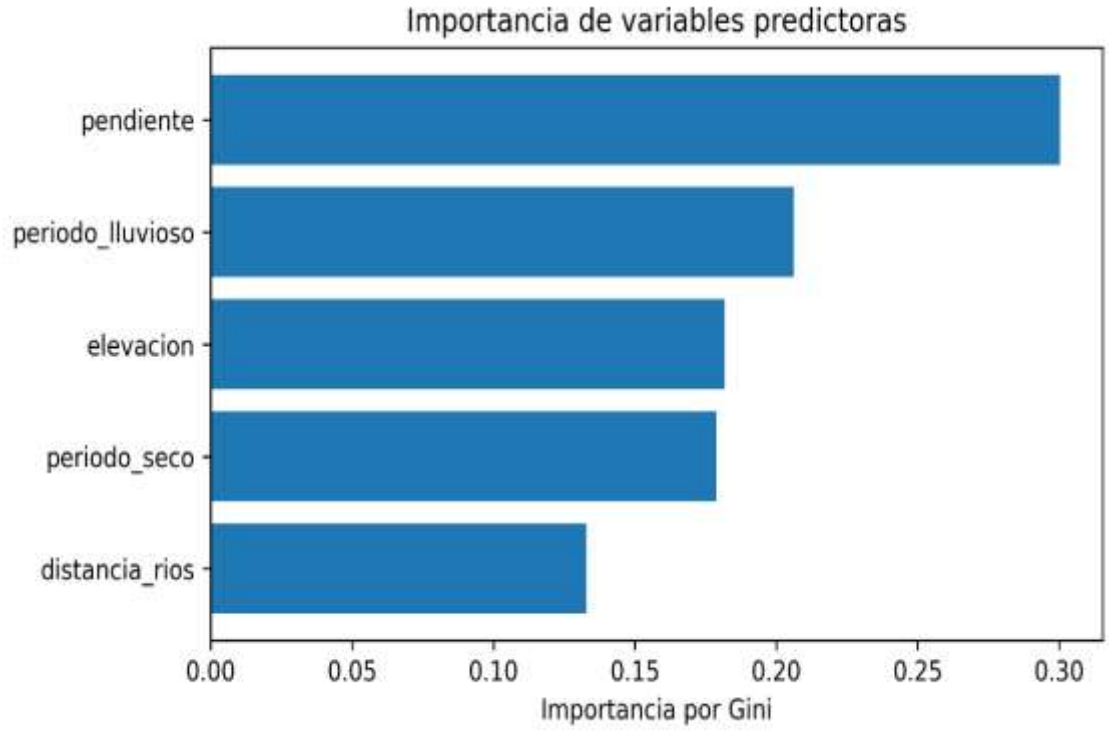

La menor importancia relativa de la distancia a los ríos sugiere que la susceptibilidad alta no depende únicamente de la cercanía al cauce, sino de una interacción compleja entre topografía y régimen de precipitaciones.

En el modelo binario, la pendiente se consolida como la variable dominante, evidenciando que las áreas con baja inclinación presentan una mayor probabilidad de pertenecer a la clase de alta susceptibilidad a inundaciones. Este resultado es coherente con los procesos físicos de acumulación y estancamiento del agua superficial.

La precipitación del período lluvioso ocupa el segundo lugar, confirmando que los eventos de lluvia intensa actúan como el principal detonante de inundaciones en zonas críticas.

**Figura 13**

*Importancia de las variables predictoras en el modelo binario por Gini*

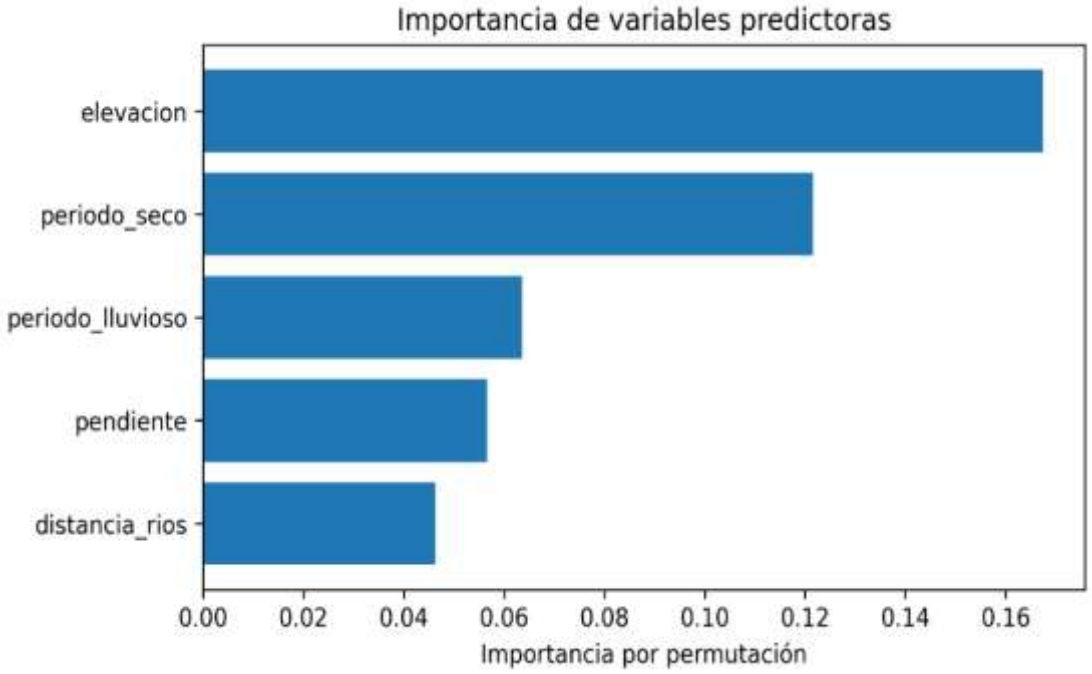



El análisis por permutación revela que la elevación es la variable más crítica para la capacidad predictiva del modelo multiclase. Esto indica que, aunque otras variables participen en la construcción del modelo, la alteración de la información altitudinal genera la mayor pérdida de desempeño.

La importancia de la precipitación del período seco se mantiene alta, reforzando su rol en la definición de áreas con diferentes grados de susceptibilidad. La menor contribución de la distancia a los ríos sugiere que, a escala de cuenca, los factores topográficos dominan sobre la proximidad directa al cauce.

**Figura 14**

*Importancia de las variables predictoras en el modelo multiclase por permutación*

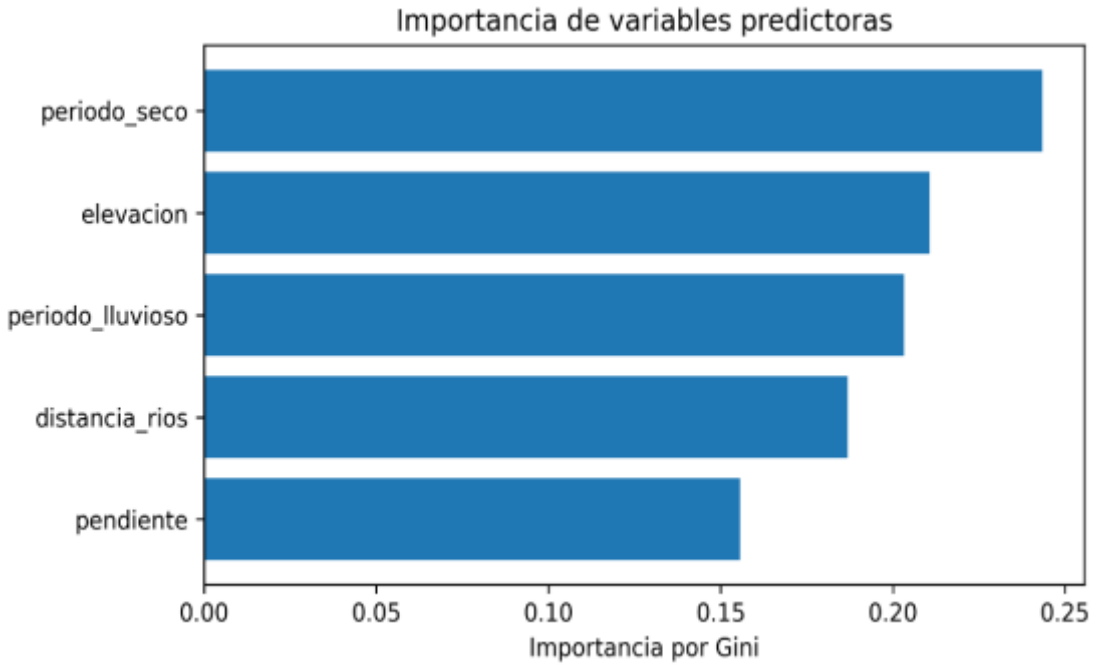



En el modelo multiclase, la precipitación del período seco emerge como la variable con mayor importancia estructural. Esto indica que la persistencia de humedad residual y condiciones de saturación prolongada juegan un papel clave en la diferenciación entre niveles bajo, medio y alto de susceptibilidad.

La elevación y la precipitación del período lluvioso presentan una contribución similar, lo cual sugiere que la combinación entre posición altitudinal y eventos de lluvia intensa condiciona la transición entre clases de susceptibilidad. La pendiente muestra una menor importancia relativa, lo que es coherente con un enfoque multiclase donde se evalúan gradientes espaciales más amplios.

**Figura 15**

*Importancia de las variables predictoras en el modelo multiclase por Gini*




La comparación entre los modelos multiclase y binario evidencia que la importancia de las variables predictoras depende del enfoque de clasificación adoptado. Mientras que el modelo multiclase prioriza variables asociadas a la persistencia de humedad y gradientes altitudinales, el modelo binario resalta el rol determinante de la pendiente y la precipitación del período lluvioso en la identificación de zonas críticas. Esta diferencia confirma que la simplificación a un esquema binario mejora la capacidad predictiva del modelo y permite una interpretación más directa de los factores que controlan la alta susceptibilidad a inundaciones.

### 4.1.3. Mapa de susceptibilidad a inundaciones

El mapa final de susceptibilidad a inundaciones, generado a partir del modelo Random Forest binario, clasifica la cuenca de estudio en zonas de alta y no alta susceptibilidad. Las áreas de alta susceptibilidad se concentran

principalmente en sectores de baja pendiente, ubicados en planicies aluviales y zonas adyacentes al cauce principal y a los tributarios del sistema fluvial.

Estas zonas coinciden espacialmente con áreas que presentan una elevada frecuencia histórica de presencia de agua, lo que demuestra la coherencia entre los resultados del modelo y el análisis empírico previo. En contraste, las zonas de no alta susceptibilidad se localizan en áreas de mayor pendiente y elevación, donde las condiciones geomorfológicas limitan la acumulación de agua.

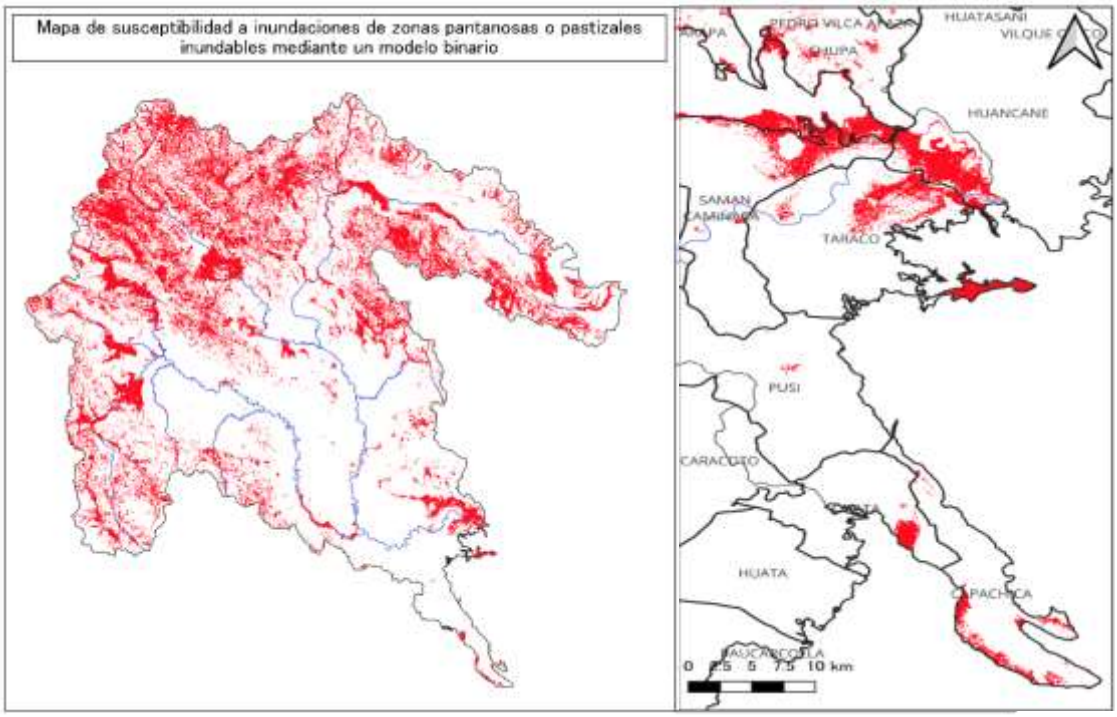
**Mapa de susceptibilidad a inundaciones mediante un modelo binario**

El mapa de susceptibilidad a inundaciones obtenido mediante el modelo binario clasifica la cuenca baja del río Ramis en dos categorías: zonas de alta susceptibilidad a inundaciones y zonas de no alta susceptibilidad. Las áreas identificadas como de alta susceptibilidad se representan en color rojo y se distribuyen principalmente a lo largo del cauce principal del río Ramis y de sus principales afluentes, así como en sectores de planicies aluviales y zonas de baja pendiente.

Estas áreas coinciden espacialmente con regiones que presentan una elevada frecuencia histórica de zonas pantanosas o pastizales inundables, lo que evidencia la coherencia entre el modelo predictivo y el análisis multitemporal basado en imágenes satelitales. La concentración de zonas altamente susceptibles en sectores topográficamente bajos confirma la influencia dominante de la pendiente reducida, la elevación y la dinámica fluvial en la ocurrencia de inundaciones recurrentes.

**Figura 16**

*Mapa de susceptibilidad / peligro a inundaciones de zonas pantanosas o pastizales inundables mediante un modelo binario*




Por el contrario, las zonas clasificadas como no altamente susceptibles se localizan mayoritariamente en áreas de mayor elevación y pendientes más pronunciadas, donde las condiciones geomorfológicas favorecen el escurrimiento superficial y limitan la acumulación de agua. En conjunto, el mapa binario permite una identificación clara y directa de las áreas críticas, constituyéndose en una herramienta eficaz para la gestión del riesgo de inundaciones y la priorización de intervenciones en la cuenca baja del río Ramis.

**Tabla 8**

*Área inundada por distrito según el modelo binario*

| Modelo binario | | |
|---|---|---|
| Distrito | Área inundada (km²) | Área inundada (ha) |
| Taraco | 26.16 | 2615.72 |
| Huancané | 24.78 | 2477.87 |
| Samán | 21.11 | 2110.77 |
| Capachica | 9.96 | 996.17 |
| Chupa | 7.61 | 761.24 |
| Coata | 4.42 | 442.16 |
| Pusi | 0.54 | 53.51 |

En el modelo binario, el distrito con mayor área inundada fue Taraco (26.16 km²; 2615.72 ha), seguido por Huancané (24.78 km²; 2477.87 ha) y Samán (21.11 km²; 2110.77 ha). Por otro lado, Pusi mostró la menor área inundada (0.54 km²; 53.51 ha), lo que evidencia diferencias espaciales marcadas en la extensión de zonas críticas identificadas por el enfoque binario.

**Mapa de susceptibilidad a inundaciones mediante un modelo multiclase**

El mapa de susceptibilidad a inundaciones generado mediante el modelo multiclase representa la variabilidad espacial del peligro por inundaciones a través de tres niveles de susceptibilidad: baja, media y alta, los cuales reflejan gradientes progresivos en las condiciones fisiográficas e hidrológicas de la cuenca.

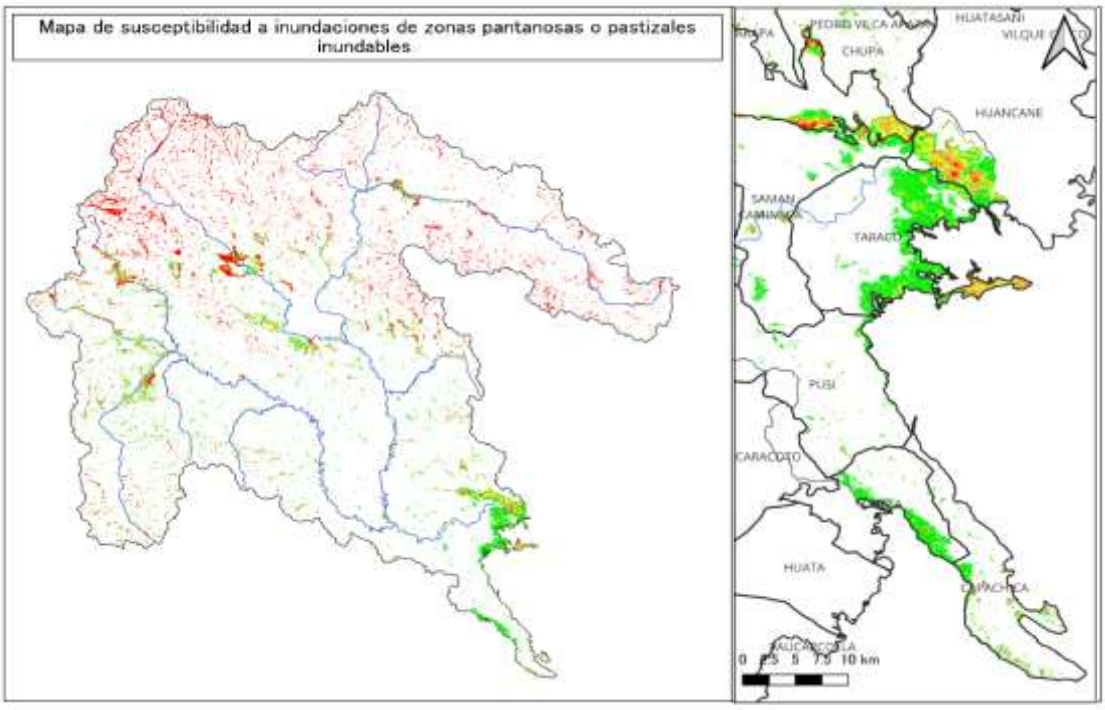
Las zonas de alta susceptibilidad de color verde se concentran principalmente en las áreas adyacentes al cauce principal del río Ramis, en sectores de planicies aluviales y áreas con baja pendiente, donde la dinámica fluvial y la acumulación recurrente de agua favorecen la presencia de zonas

pantanosas o pastizales inundables. Estas áreas muestran una correspondencia directa con los sectores que presentan mayores frecuencias históricas de inundación.

Las áreas clasificadas con susceptibilidad media se distribuyen en zonas de transición entre las planicies aluviales y los sectores de mayor pendiente en color amarillo. Estas regiones presentan condiciones intermedias de elevación, pendiente y régimen hídrico, lo que explica la mayor incertidumbre del modelo en esta categoría, asociada a la superposición de características entre zonas inundables y no inundables.

**Figura 17**

*Mapa de susceptibilidad / peligro a inundaciones de zonas pantanosas o pastizales inundables mediante un modelo multiclase*




Finalmente, las zonas de baja susceptibilidad de color rojo se localizan predominantemente en áreas de mayor elevación y pendientes pronunciadas, donde la influencia de los procesos de inundación es mínima o inexistente. En

estos sectores, las condiciones topográficas limitan la acumulación de agua superficial, reduciendo significativamente la probabilidad de inundación.

El mapa multiclase permite una representación más detallada de los gradientes espaciales del peligro por inundaciones; sin embargo, la presencia de zonas de transición evidencia la complejidad inherente a la clasificación de procesos hidrológicos continuos, lo que justifica el mejor desempeño observado en el enfoque binario para la identificación de áreas críticas.

**Tabla 9**

*Área inundada por distrito según el modelo multiclase*

| Modelo multiclase | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Distrito | Área válida (km²) | Baja (km²) | Media (km²) | Alta (km²) | Alta (%) |
| Taraco | 196.8 | 135.11 | 52.68 | 5.58 | 2.83 |
| Huancané | 386.94 | 15.26 | 30.04 | 3.98 | 1.03 |
| Capachica | 103.74 | 79.66 | 21.07 | 1.02 | 0.98 |
| Samán | 203.45 | 127.81 | 74.63 | 1.01 | 0.5 |
| Pusi | 197.47 | 169.8 | 5.22 | 0.48 | 0.25 |
| Coata | 99.51 | 47.55 | 14.12 | 0.3 | 0.3 |
| Chupa | 151.85 | 108.25 | 41.72 | 0.3 | 0.2 |

En el modelo multiclase, la mayor área inundada (clase 3) se concentró en los distritos de Taraco (5.58 km²; 557.63 ha; 2.83%) y Huancané (3.98 km²; 397.76 ha; 1.03%), seguidos por Capachica (1.02 km²; 101.72 ha; 0.98%) y Samán (1.01 km²; 101.25 ha; 0.50%). En contraste, Pusi, Coata y Chupa registraron áreas inundadas menores a 0.50 km², evidenciando que la clase alta se distribuye de forma localizada dentro de cada distrito.

La comparación entre ambos mapas evidencia que, si bien el modelo multiclase permite representar gradientes de susceptibilidad, el enfoque binario resulta más robusto y operativo para la identificación de zonas críticas, lo que

coincide con los resultados de desempeño estadístico obtenidos y con lo reportado en estudios previos basados en Random Forest.

La correspondencia espacial entre el mapa de susceptibilidad y los patrones observados de presencia de agua confirma la capacidad predictiva del modelo y su aplicabilidad como herramienta para la identificación de áreas prioritarias en estudios de gestión del riesgo de inundaciones.

## 4.2. DISCUSIÓN

**DG:** Diversos estudios han demostrado que la integración de información satelital multitemporal con algoritmos de aprendizaje automático.

Investigaciones desarrolladas en Italia (Navarro et al., 2025) y Estados Unidos (Ganjirad & Delavar, 2023; Mobley et al., 2021) evidencian que los modelos de inteligencia artificial, particularmente Random Forest, presentan una alta capacidad para identificar áreas expuestas al peligro de inundaciones cuando se integran variables hidrometeorológicas, topográficas y de uso del suelo. De manera similar, los sistemas operativos de pronóstico desarrollados por (Nevo et al., 2022) demuestran que el uso de aprendizaje automático aplicado a datos hidrológicos y satelitales constituye una alternativa sólida para la evaluación del riesgo por inundaciones a gran escala.

Estudios como los de (Metzger Terrazas, 2017; Zubieta et al., 2010) han abordado la evaluación del peligro por inundaciones en cuencas andinas mediante modelación hidráulica e hidrológica, destacando la importancia del detalle topográfico y la disponibilidad de información hidrometeorológica. No obstante, la presente investigación se diferencia de estos antecedentes al incorporar técnicas de inteligencia artificial y series temporales satelitales de largo plazo, aportando un enfoque integrador que permite una evaluación espacial más completa del peligro por inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

**DE1: Caracterización de las áreas inundables mediante series temporales satelitales**

El uso de bases de datos multitemporales, como las empleadas por (Nevo et al., 2022) para la validación de sistemas de pronóstico y por (Mobley et al.,

2021) para la identificación de estructuras expuestas, demuestra la utilidad de la información satelital para la reconstrucción histórica de eventos de inundación.

A nivel nacional y regional, diversos estudios han resaltado la importancia de los sensores remotos y los Sistemas de Información Geográfica para la evaluación de procesos hidrológicos en cuencas andinas. Investigaciones desarrolladas por (Centeno, 2021; Fernández, 2017)evidencian que el uso de datos climáticos PISCO y productos satelitales permite caracterizar la variabilidad hidrológica en la cuenca del río Ramis, especialmente en contextos con limitada información observada. Sin embargo, estos estudios se centran en la simulación de caudales, mientras que la presente investigación amplía el enfoque al cuantificar directamente la extensión y frecuencia de las áreas inundadas mediante el uso de la base de datos MAPBiomas Perú, permitiendo una caracterización espacial explícita del fenómeno.

Asimismo, el estudio desarrollado por (Lipa Cusi & Aguilar Lago, 2023)identificó zonas inundables en un tramo específico del río Ramis mediante modelación hidráulica, confirmando la recurrencia de inundaciones en sectores de baja elevación. En comparación, el presente estudio aborda la caracterización de áreas inundables a escala de cuenca baja y en un periodo multianual, lo cual representa un aporte para la comprensión del comportamiento histórico de las inundaciones en la zona de estudio.

**DE2: Desarrollo y validación del modelo de susceptibilidad mediante Random Forest**

El desarrollo de modelos de susceptibilidad a inundaciones basados en algoritmos de aprendizaje automático ha sido ampliamente documentado en la literatura internacional. Estudios como los de (Ganjirad & Delavar, 2023; Navarro

et al., 2025; Ogbuene et al., 2024) coinciden en señalar que Random Forest presenta un desempeño superior frente a otros modelos de machine learning, destacando su capacidad para manejar relaciones no lineales, reducir el sobreajuste y evaluar la importancia relativa de las variables predictoras.

Investigaciones como la desarrollada por (Risco Sence et al., 2022) demuestran que el algoritmo Random Forest es altamente eficaz para la evaluación de susceptibilidad a fenómenos naturales en territorios con alta complejidad geomorfológica, como las regiones andinas del Perú. Si bien dicho estudio se orienta a movimientos en masa, los resultados respaldan la aplicabilidad del algoritmo para la modelación de procesos hidrometeorológicos complejos, como las inundaciones.

Asimismo, la utilización de datos climáticos remotos, como los productos PISCO, ha sido validada en estudios hidrológicos nacionales (Salas, 2019; Del Aguila, 2021), evidenciando su confiabilidad en cuencas con escasez de estaciones meteorológicas. En este sentido, la presente investigación integra estos insumos dentro de un marco de aprendizaje automático, fortaleciendo el proceso de modelación de la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis.

**DE3: Elaboración y análisis del mapa de susceptibilidad/peligro por inundaciones**

La elaboración de mapas de susceptibilidad o peligro por inundaciones constituye uno de los principales productos aplicados de los estudios orientados a la gestión del riesgo. A nivel internacional, (Mobley et al., 2021) demostraron que los mapas generados mediante Random Forest permiten identificar un mayor número de áreas expuestas en comparación con la cartografía regulatoria

tradicional, resaltando su utilidad para la planificación territorial y la mitigación del riesgo.

De manera similar, (Ganjirad & Delavar, 2023) evidenciaron que las variables topográficas, particularmente la elevación, pendiente y curvatura del terreno, ejercen una influencia determinante en la configuración espacial del peligro por inundaciones, resultados que son consistentes con los hallazgos reportados en estudios hidráulicos desarrollados en el Perú, como el de (Zubieta et al., 2010).

A nivel regional, la investigación de (Lipa Cusi & Aguilar Lago, 2023) permitió identificar sectores críticos de inundación en el río Ramis mediante modelación hidráulica, mientras que los estudios desarrollados por SENAMHI (Metzger Terrazas, 2017) aportan información clave para el pronóstico hidrológico. En comparación, la presente investigación complementa estos antecedentes al generar un mapa de susceptibilidad a inundaciones basado en inteligencia artificial, integrando información histórica y variables condicionantes, lo cual constituye un insumo técnico relevante para la gestión del riesgo y la planificación territorial en la cuenca baja del río Ramis.

# CONCLUSIONES

**PRIMERA:** La cuenca baja del río Ramis presenta recurrencia espacial de zonas inundables asociadas principalmente a condiciones fisiográficas y climáticas, destacando la influencia de la topografía, la precipitación estacional y la evidencia histórica registrada por sensores remotos. La integración del análisis multitemporal satelital con un modelo de susceptibilidad basado en Random Forest permitió identificar de manera objetiva las áreas críticas, generando productos cartográficos útiles como insumo técnico para el análisis territorial del peligro por inundaciones.

**SEGUNDA:** El análisis de series temporales de imágenes satelitales permitió cuantificar la extensión y frecuencia histórica de las zonas inundadas, clasificándolas en tres niveles (baja, media y alta). Las áreas de alta frecuencia se concentraron principalmente en zonas planas y próximas a los cauces principales, evidenciando que la topografía y la cercanía a la red de drenaje condicionan la acumulación y permanencia del agua superficial.

**TERCERA:** La modelación con Random Forest permitió identificar y cuantificar zonas con mayor susceptibilidad a inundación. En el enfoque multiclase (baja, media y alta), el modelo alcanzó una exactitud de 0.5754 y un ROC-AUC promedio de 0.755, siendo la clase media la de mayor dificultad de predicción. Al simplificar el problema a un enfoque binario (alta vs. no alta), el desempeño mejoró con exactitud de 0.8243 y ROC-AUC de 0.9021, evidenciando mayor capacidad de discriminación de zonas críticas. Las variables más influyentes

fueron la pendiente, la precipitación del periodo lluvioso y la elevación, mientras que la distancia a los ríos presentó influencia moderada.

**CUARTA:** El mapa final de susceptibilidad permitió cuantificar el área inundada (zonas críticas) por distrito. En el modelo multiclase, considerando como área inundada la clase alta (3), los distritos con mayor extensión fueron Taraco (5.58 km²; 557.63 ha; 2.83%) y Huancané (3.98 km²; 397.76 ha; 1.03%), seguidos por Capachica (1.02 km²) y Samán (1.01 km²); mientras que Pusi, Coata y Chupa registraron áreas menores a 0.50 km², mostrando una distribución localizada de las zonas más críticas. De manera complementaria, el modelo binario delimitó una mayor extensión de áreas críticas, destacando Taraco (26.16 km²), Huancané (24.78 km²) y Samán (21.11 km²) como los distritos con mayor superficie inundable, facilitando la comparación territorial del peligro por inundaciones.

# RECOMENDACIONES

**PRIMERA:** Se recomienda que futuros trabajos de investigación utilicen los resultados del modelo de susceptibilidad como insumo técnico para la identificación y priorización de zonas críticas en la cuenca baja del río Ramis, especialmente en sectores con alta vulnerabilidad. Asimismo, se sugiere profundizar en el análisis de escenarios de lluvias intensas mediante la comparación de eventos históricos, con el fin de mejorar la interpretación del riesgo y apoyar la planificación preventiva desde el ámbito académico y técnico.

**SEGUNDA:** Se recomienda continuar con el mantenimiento y actualización de la serie temporal satelital para el monitoreo de áreas inundables, empleando productos como MAPBiomas Perú, Sentinel-1 (radar), Sentinel-2 y Landsat, complementados con análisis en Google Earth Engine. Además, se sugiere incorporar verificación selectiva en campo durante la temporada de lluvias para validar la interpretación espacial y registrar condiciones locales que no siempre son evidentes en imágenes satelitales.

**TERCERA:** Se sugiere que futuras investigaciones evalúen la incorporación de variables adicionales en los modelos de susceptibilidad, como uso del suelo/cobertura vegetal, capacidad de drenaje, presencia de infraestructura hidráulica y variables hidrometeorológicas (precipitación, caudales y niveles), con el propósito de incrementar la precisión y robustez del modelo, especialmente en zonas clasificadas con susceptibilidad media.

**CUARTA:** Se recomienda que los mapas de susceptibilidad generados sean difundidos y socializados como producto técnico con actores vinculados a la gestión del riesgo (autoridades locales, defensa civil, planificadores urbanos y comunidades), con la finalidad de facilitar la comprensión espacial de las áreas expuestas y promover su uso como referencia en actividades de prevención y respuesta. En trabajos posteriores, se sugiere explorar su integración con información histórica y monitoreo sistemático para fortalecer la toma de decisiones.

# REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abdullah, M. F., Siraj, S., & Hodgett, R. E. (2021). An Overview of Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) Application in Managing Water-Related Disaster Events: Analyzing 20 Years of Literature for Flood and Drought Events. Water, 13(10), 1358. https://doi.org/10.3390/w13101358

Al-Aizari, A. R., Alzahrani, H., AlThuwaynee, O. F., Al-Masnay, Y. A., Ullah, K., Park, H.-J., Al-Areeq, N. M., Rahman, M., Hazaea, B. Y., & Liu, X. (2024). Uncertainty Reduction in Flood Susceptibility Mapping Using Random Forest and eXtreme Gradient Boosting Algorithms in Two Tropical Desert Cities, Shibam and Marib, Yemen. Remote Sensing, 16(2), 336. https://doi.org/10.3390/rs16020336

Al-Kindi, K. M., & Alabri, Z. (2024). Investigating the Role of the Key Conditioning Factors in Flood Susceptibility Mapping Through Machine Learning Approaches. Earth Systems and Environment, 8(1), 63–81. https://doi.org/10.1007/s41748-023-00369-7

Anchelía Carhuaricra, D. R., & Mori Sáenz, X. N. (2020). Determinación de zonas susceptibles a inundaciones y análisis comparativo del Proceso de Análisis Jerárquico (AHP) y Random Forest (RF). Caso estudio: cuenca baja del río Chancay Lambayeque. Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

Apaza, L., Fernandez, L., & Sanchez, K. (2023). ¿Fenómeno El Niño afectará a la región Puno? Esto dice el Senamhi. . La República.

Ashfaq, S., Tufail, M., Niaz, A., Muhammad, S., Alzahrani, H., & 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

Aybar, C., Fernández, C., Huerta, A., Lavado, W., Vega, F., & Felipe-Obando, O. (2020). Construction of a high-resolution gridded rainfall dataset for Peru from 1981 to the present day. Hydrological Sciences Journal, 65(5), 770–785. https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1649411

Aybar, C., Lavado-Casimiro, W., Huerta, A., Fernández, C., Vega, F., Sabino, E., & Felipe-Obando, O. (2017). Uso del Producto Grillado "PISCO" de precipitación en Estudios, Investigaciones y Sistemas Operacionales de Monitoreo y Pronóstico Hidrometeorológico. Nota Técnica 001 SENAMHI-DHI-2017.

Breiman, L. (2001). Random Forests (Vol. 45).

Bruce L. Rhoads. (2020). The Dynamics of Floodplains. In River Dynamics (pp. 319–342). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781108164108.014

Campo, C., Tamagnone, P., Choy, S., Tran, T. D., Schumann, G. J. -P., & Kuleshov, Y. (2026). Monitoring Flood Inundation Dynamics From Space. Reviews of Geophysics, 64(1). https://doi.org/10.1029/2025RG000885

CENEPRED. (2014). Manual para la Evaluación de Riesgos Originados por Fenómenos Naturales – 2da Versión. https://www.cenepred.gob.pe/web/wp-content/uploads/Guia_Manuales/Manual-Evaluacion-de-Riesgos_v2.pdf?utm

Centeno, T. (2021). Evaluación del desempeño del producto de precipitación pisco en la modelización hidrológica de la cuenca del río Ramis. . Universidad Nacional Del Altiplano.

CEPAL. (2012). Desarrollo regional en América Latina: El lugar importa Memoria del Seminario Internacional, realizado en Santiago los días 19, 20 y 21 de octubre de 2010, por el Área de Gestión Local y Regional (Instituto Latinoamericano y del Caribe de Planificación Económica y Social (ILPES), Ed.). Naciones Unidas.

Chavez Salinas, J. W. (2024). ZONAS EN RIESGO POR INUNDACIÓN MEDIANTE LA SIMULACIÓN DEL INCREMENTO DEL NIVEL DEL LAGO TITICACA EN EL ÁREA URBANA DE LA CIUDAD DE PUNO - 2024.

Chow, V. T. , Maidment, D. R., & Mays, L. W. (1988). Applied Hydrology. In Applied Hydrology. International Edition, McGraw-Hill Book Company, (International). McGraw-Hill Book Company.

Condori-Ticona, N., Leon-Ttacca, B., & Zapana-Pari, J. G. (2016). Hongos antagónicos nativos de Vicia faba L. con capacidad de biocontrol hacia Botrytis fabae S. Revista de Investigaciones Altoandinas - Journal of High Andean Research, 18(3). https://doi.org/10.18271/ria.2016.217

Del Aguila, S. (2021). Modelamiento de procesos hidrológicos en cuencas de la sierra central del Perú. Universidad Nacional Agraria La Molina.

Di Baldassarre, G., Schumann, G., Bates, P. D., Freer, J. E., & Beven, K. J. (2010). Flood-plain mapping: a critical discussion of deterministic and probabilistic approaches. Hydrological Sciences Journal, 55(3), 364–376. https://doi.org/10.1080/02626661003683389

Estévez Valencia, C., Herrera Ascencio, P., & Tiribocchi, A. (2019). Garantizar la disponibilidad de agua, su gestión sostenible y el saneamiento para todos. Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura. www.unesco.org/open-access/terms-use-ccbysa-sp

Fernández, C. (2017, December). MODELAMIENTO HIDROLÓGICO DE LA REGIÓN HIDROGRÁFICA DEL TITICACA. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología Del Perú (SENAMHI). Dirección de Hidrología.

Ganjirad, M., & Delavar, M. R. (2023). FLOOD RISK MAPPING USING RANDOM FOREST AND SUPPORT VECTOR MACHINE. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 10(4/W1-2022), 201–208. https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-4-W1-2022-201-2023

Huarza, Y. L., & Arango, P. F. (2019). Análisis De Los Recursos Hídricos De La Subcuenca De La Represa El Pañe Y Evaluación Del Canal Pañe - Sumbay. 1–322.

IPCC. (2023). Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. In Intergovernmental Panel on Climate Change (Ed.), Climate Change 2021 – The Physical Science Basis (pp. 1513–1766). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781009157896.013

Jarvis, A., Guevara, E., Reuter, H. I., & Nelson, A. D. (2008). Hole-filled SRTM for the globe : version 4 : data grid. CGIAR Consortium for Spatial Information. . Https://Srtm.Csi.Cgiar.Org/.

Kundzewicz, Z. W., Kanae, S., Seneviratne, S. I., Handmer, J., Nicholls, N., Peduzzi, P., Mechler, R., Bouwer, L. M., Arnell, N., Mach, K., Muir-Wood, R., Brakenridge, G. R., Kron, W., Benito, G., Honda, Y., Takahashi, K., &

Sherstyukov, B. (2014). Flood risk and climate change: global and regional perspectives. Hydrological Sciences Journal, 59(1), 1–28. https://doi.org/10.1080/02626667.2013.857411

Lipa Cusi, R., & Aguilar Lago, G. (2023). Determinación de zonas de inundación mediante el análisis de dinámica fluvial del río Ramis en un tramo de 5km aguas arriba desde el puente Ramis en el distrito de Taraco. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC).

Llanque Chayña, E. (2022). MODELACION HIDROLÓGICA CON PRECIPITACIONES OBTENIDAS POR SATÉLITE EN LA CUENCA DEL RÍO RAMIS PERÚ. Revista de Investigaciones, 11(4), 214–226. https://doi.org/10.26788/ri.v11i4.3918

Llauca, H., Leon, K., & Lavado-Casimiro, W. (2023). Construction of a daily streamflow dataset for Peru using a similarity-based regionalization approach and a hybrid hydrological modeling framework. Journal of Hydrology: Regional Studies, 47, 101381. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101381

MapBiomas. (2025). Metodología MapBiomas Agua, ATBD Agua Perú – Colección 3.

Metzger Terrazas, L. (2017). MODELAMIENTO HIDROLÓGICO PARA PRONÓSTICO ESTACIONAL DE CAUDALES DEL RÍO RAMIS.

Mobley, W., Sebastian, A., Blessing, R., Highfield, W. E., Stearns, L., & Brody, S. D. (2021). Quantification of continuous flood hazard using random forest classification and flood insurance claims at large spatial scales: a pilot study in southeast Texas. Natural Hazards and Earth System Sciences, 21(2), 807–822. https://doi.org/10.5194/nhess-21-807-2021

NASA Earthdata. (2025). Earth observation data basics. National Aeronautics and Space Administration.

Navarro, J. S., Zhuang, R., Albertini, C., & Manfreda, S. (2025). Mapping flood susceptibility using Random Forest exploiting satellite observations and geomorphic features. Science of the Total Environment, 1002. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.180592

Nevo, S., Morin, E., Gerzi Rosenthal, A., Metzger, A., Barshai, C., Weitzner, D., Voloshin, D., Kratzert, F., Elidan, G., Dror, G., Begelman, G., Nearing, G., Shalev, G., Noga, H., Shavitt, I., Yuklea, L., Royz, M., Giladi, N., Peled Levi, N., … Matias, Y. (2022). Flood forecasting with machine learning models in an operational framework. Hydrology and Earth System Sciences, 26(15), 4013–4032. https://doi.org/10.5194/hess-26-4013-2022

Nolasco, P. (2023). Aplicación de Machine Learning para pronóstico de desplazamiento de lluvias usando imágenes del radar de lluvias de UDEP Pool Domarvi Nolasco Ramírez.

Ogbuene, E. B., Eze, C. A., Aloh, O. G., Oroke, A. M., Udegbunam, D. O., Ogbuka, J. C., Achoru, F. E., Ozorme, V. A., Anwara, O., Chukwunonyelum, I., Nebo, A. N., & Okolo, O. J. (2024). Application of Machine Learning for Flood Prediction and Evaluation in Southern Nigeria. Atmospheric and Climate Sciences, 14(03), 299–316. https://doi.org/10.4236/acs.2024.143019

Rahimi, M., Malekmohammadi, B., Firozjaei, M. K., Kerachian, R., Arsanjani, J. J., Tan, M. L., Awange, J., Savic, D., Duan, Q., & AghaKouchak, A. (2026). Integrating geospatial intelligence and machine learning for flood

susceptibility mapping. Scientific Reports, 16(1). https://doi.org/10.1038/s41598-026-41014-3

Risco Sence, E. R., Lavado Casimiro, W. S., & Felipe Obando, O. G. (2022). MODELAMIENTO DE SUSCEPTIBILIDAD A MOVIMIENTOS EN MASA PRODUCTO DE LLUVIAS INTENSAS A NIVEL NACIONAL. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología Del Perú –SENAMHI. https://repositorio.senamhi.gob.pe/handle/20.500.12542/1782

Salas, M. (2019). Estimación de la carga de sedimentos en la cuenca del río Pitumarca mediante el uso del modelo SWAT. Tesis Ing. Civil. Lima, Perú, Pontificia Universidad Católica del Perú. Pontificia Universidad Católica Del Perú.

Shrestha, S., Dahal, D., Poudel, B., Banjara, M., & 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), 937. https://doi.org/10.3390/w17070937

UNDRR. (2017). Terminología del Marco de Sendai sobre la Reducción del Riesgo de Desastres. http://www.preventionweb.net/drr-framework/open-ended-working-group/

U.S. Geological Survey. (2018, June 11). Floods and recurrence intervals. USGS.

U.S. Geological Survey. (2019, June 8). Watersheds and drainage basins. USGS.

U.S. Geological Survey. (2025, January 29). What is a digital elevation model (DEM)? USGS.

Vera Arévalo, H., & Obando, O. F. (2011). Modelización de los caudales medios mensuales en la cuenca del río Ramis (Number 3). www.senamhi.gob.pe

WMO. (2012). International glossary of hydrology. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization ; World Meteorological Organization.

Yamasaki Koizumi, M., Montero Chirito, J. C., Zambrano Gonzales, A., Obregón Acevedo, K., & Risco Sence, E. R. (2023). ESCENARIO DE RIESGO POR INUNDACIONES DE LA CUENCA ALTO HUALLAGA.

Zhou, Q., & Li, J. (2020). Geo-Spatial Analysis in Hydrology. ISPRS International Journal of Geo-Information, 9(7), 435. https://doi.org/10.3390/ijgi9070435

Zubieta, R., Quijano, J., Latinez, K., Martínez, A., & Guillermo, P. (2010). ASSESSMENT OF FLOOD HAZARD IN THE CENTRAL ANDES OF PERU: HECRAS SIMULATION CONDUCTED IN MANTARO RIVER VALLEY.

# ANEXOS

OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

**ANEXO 1:** Script para cálculo de distancia a ríos mediante transformada de distancia euclidiana

| Problema | Objetivos | Hipótesis | Variables | Metodología |
|---|---|---|---|---|
| **Problema general**<br>¿Cómo evaluar el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante el análisis de series temporales de imágenes satelitales y la modelación de la susceptibilidad utilizando técnicas de inteligencia artificial? | **Objetivo general**<br>Evaluar el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis mediante el análisis de series de tiempo satelital y la modelación de susceptibilidad con técnicas de inteligencia artificial. | **Hipótesis general**<br>La integración del análisis de series temporales de imágenes satelitales con la modelación de la susceptibilidad mediante el algoritmo Random Forest permite evaluar de manera efectiva y confiable el peligro de inundaciones en la cuenca baja del río Ramis. | **Variable dependiente**<br>Peligro / Susceptibilidad a inundaciones(Frecuencia de inundación, %) | **Enfoque:** Cuantitativo<br>**Tipo:** Aplicada<br>**Nivel:** Explicativo – Predictivo<br>**Diseño:** No experimental, transversal retrospectivo<br>**Método:** Hipotético-deductivo |
| **Problema específico 1 (PE1)**<br>¿Cómo caracterizar las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis mediante el procesamiento de una serie temporal de imágenes satelitales ópticas para cuantificar la extensión y frecuencia de las zonas inundadas? | **Objetivo específico 1 (OE1)**<br>Caracterizar las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis mediante el procesamiento de una serie temporal de imágenes satelitales ópticas usando MAPBiomas Perú para cuantificar la extensión y frecuencia de las zonas inundadas. | **Hipótesis específica 1 (HE1)**<br>El análisis de una serie temporal de imágenes satelitales ópticas permite caracterizar de manera adecuada la extensión y frecuencia de las áreas inundables en la cuenca baja del río Ramis. | **Variable dependiente (derivada)**<br>Frecuencia de inundación (%) | **Técnica:** Teledetección y análisis multitemporal<br>**Instrumento:** MAPBiomas Perú (1985–2024)<br>**Software:** Python, QGIS |
| **Problema específico 2 (PE2)**<br>¿Cómo desarrollar y validar un modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest, utilizando la frecuencia de inundación como variable de respuesta y factores fisiográficos e hidrológicos como variables predictoras? | **Objetivo específico 2 (OE2)**<br>Desarrollar y validar un modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest, utilizando como variable de respuesta la frecuencia de inundación y como variables predictoras factores fisiográficos e hidrológicos. | **Hipótesis específica 2 (HE2)**<br>El modelo de susceptibilidad a inundaciones basado en el algoritmo Random Forest presenta un desempeño estadísticamente satisfactorio para la cuenca baja del río Ramis. | **Variables independientes**<br>• Elevación (m s.n.m.), Pendiente (°), Distancia a ríos (m)<br>• Precipitación periodo lluvioso (mm), periodo seco (mm) | **Técnica:** Aprendizaje automático (Random Forest)<br>**Instrumentos:** DEM, datos PISCO, scripts en Python<br>**Validación:** Métricas estadísticas |
| **Problema específico 3 (PE3)**<br>¿Cómo elaborar y analizar un mapa de susceptibilidad o peligro a inundaciones para la cuenca baja del río Ramis que permita identificar las áreas de mayor y menor susceptibilidad? | **Objetivo específico 3 (OE3)**<br>Elaborar y analizar el mapa de susceptibilidad/peligro a inundaciones para la cuenca baja del río Ramis, identificando las áreas de mayor y menor susceptibilidad. | **Hipótesis específica 3 (HE3)**<br>El mapa de susceptibilidad elaborado a partir del modelo Random Forest permite identificar y diferenciar espacialmente las áreas de mayor y menor susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis. | **Variable dependiente (resultado)**<br>Mapa de susceptibilidad a inundaciones (clases: baja, media, alta) | **Técnica:** Análisis geoespacial<br>**Instrumentos:** SIG<br>**Producto final:** Mapa de susceptibilidad |

**ANEXO 2:** Script para cálculo de distancia a ríos mediante transformada de distancia euclidiana

```
import rasterio
from rasterio.features import rasterize
import geopandas as gpd
import numpy as np
from scipy.ndimage import distance_transform_edt
import os
import matplotlib.pyplot as plt

ruta_rios = r"C:/TESIS/”
ruta_dem = r"C:/TESIS/”
dir_salida = r"C:/TESIS/”
os.makedirs(dir_salida, exist_ok=True)

rios = gpd.read_file(ruta_rios)
with rasterio.open(ruta_dem) as src:
    perfil = src.profile.copy()
    altura, ancho = src.shape
    transform = src.transform
    crs = src.crs
    resolucion_x = abs(transform.a)
    resolucion_y = abs(transform.e)

if rios.crs != crs:
    rios = rios.to_crs(crs)

shapes = [(geom, 1) for geom in rios.geometry if not geom.is_empty]
raster_rios = rasterize(
    shapes=shapes,
    out_shape=(altura, ancho),
    transform=transform,
    fill=0,
    dtype=np.uint8,
    all_touched=True
)

distancia_raw = distance_transform_edt(
    raster_rios == 0,
    sampling=[resolucion_x, resolucion_y]
)

distancia_norm = np.log1p(distancia_raw)

perfil_dist = perfil.copy()
perfil_dist.update(
    dtype=rasterio.float32,
```

```
    count=1,
    compress='lzw',
    nodata=-9999.0
)

ruta_distancia_raw = os.path.join(dir_salida, "distancia_rios_raw.tif")
with rasterio.open(ruta_distancia_raw, 'w', **perfil_dist) as dst:
    dst.write(distancia_raw.astype(np.float32), 1)

ruta_distancia_norm = os.path.join(dir_salida, "distancia_rios_norm.tif")
with rasterio.open(ruta_distancia_norm, 'w', **perfil_dist) as dst:
    dst.write(distancia_norm.astype(np.float32), 1)

perfil_bin = perfil.copy()
perfil_bin.update(dtype=rasterio.uint8, count=1, nodata=0)
ruta_rios_bin = os.path.join(dir_salida, "rios_binario.tif")
with rasterio.open(ruta_rios_bin, 'w', **perfil_bin) as dst:
    dst.write(raster_rios, 1)

fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12, 10))
axes[0, 0].imshow(raster_rios, cmap='Blues')
axes[0, 0].set_title('Ríos (Binario)')
axes[0, 1].imshow(distancia_raw, cmap='viridis', vmax=np.percentile(distancia_raw, 95))
axes[0, 1].set_title('Distancia a Ríos (Raw)')
axes[1, 0].imshow(distancia_norm, cmap='plasma')
axes[1, 0].set_title('Distancia Normalizada')
axes[1, 1].hist(distancia_raw[distancia_raw > 0].flatten(), bins=50, color='skyblue',
edgecolor='black', alpha=0.7)
axes[1, 1].set_xlabel('Distancia (unidades)')
axes[1, 1].set_ylabel('Frecuencia')
axes[1, 1].set_title('Distribución de Distancias')
plt.tight_layout()
ruta_figura = os.path.join(dir_salida, "distancia_rios_analisis.png")
plt.savefig(ruta_figura, dpi=300, bbox_inches='tight')
plt.close()
```

Código en Python que procesa datos vectoriales de ríos para calcular mapas de distancia euclidiana. Rasteriza la red hidrográfica, calcula la distancia desde cada píxel a los ríos más cercanos, aplica normalización logarítmica para modelado estadístico y genera archivos GeoTIFF compatibles con análisis en Random Forest. Incluye visualización de resultados y métricas estadísticas.

**ANEXO 3:** Datos de precipitación

| Fecha | Precipitación | Fecha | Precipitación | Fecha | Precipitación | Fecha | Precipitación |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1/01/1981 | 184.08 | 1/01/1990 | 161.88 | 1/01/1999 | 110.05 | 1/01/2008 | 166.18 |
| 1/02/1981 | 135.88 | 1/02/1990 | 88.42 | 1/02/1999 | 130.12 | 1/02/2008 | 90.98 |
| 1/03/1981 | 133.94 | 1/03/1990 | 69.48 | 1/03/1999 | 156.41 | 1/03/2008 | 71.90 |
| 1/04/1981 | 70.48 | 1/04/1990 | 41.55 | 1/04/1999 | 82.81 | 1/04/2008 | 8.79 |
| 1/05/1981 | 8.34 | 1/05/1990 | 12.25 | 1/05/1999 | 13.00 | 1/05/2008 | 10.31 |
| 1/06/1981 | 2.59 | 1/06/1990 | 54.23 | 1/06/1999 | 2.27 | 1/06/2008 | 3.26 |
| 1/07/1981 | 0.73 | 1/07/1990 | 0.58 | 1/07/1999 | 1.03 | 1/07/2008 | 0.78 |
| 1/08/1981 | 22.66 | 1/08/1990 | 6.32 | 1/08/1999 | 0.81 | 1/08/2008 | 2.56 |
| 1/09/1981 | 32.81 | 1/09/1990 | 12.58 | 1/09/1999 | 34.53 | 1/09/2008 | 8.41 |
| 1/10/1981 | 72.25 | 1/10/1990 | 86.29 | 1/10/1999 | 55.51 | 1/10/2008 | 58.44 |
| 1/11/1981 | 73.22 | 1/11/1990 | 81.89 | 1/11/1999 | 38.09 | 1/11/2008 | 46.67 |
| 1/12/1981 | 149.21 | 1/12/1990 | 101.75 | 1/12/1999 | 89.87 | 1/12/2008 | 186.97 |
| 1/01/1982 | 158.98 | 1/01/1991 | 138.77 | 1/01/2000 | 158.36 | 1/01/2009 | 107.98 |
| 1/02/1982 | 72.45 | 1/02/1991 | 95.55 | 1/02/2000 | 140.26 | 1/02/2009 | 119.17 |
| 1/03/1982 | 113.52 | 1/03/1991 | 113.49 | 1/03/2000 | 103.34 | 1/03/2009 | 84.40 |
| 1/04/1982 | 61.31 | 1/04/1991 | 37.42 | 1/04/2000 | 17.09 | 1/04/2009 | 31.57 |
| 1/05/1982 | 1.65 | 1/05/1991 | 20.72 | 1/05/2000 | 11.29 | 1/05/2009 | 6.07 |
| 1/06/1982 | 1.46 | 1/06/1991 | 27.54 | 1/06/2000 | 12.76 | 1/06/2009 | 0.60 |
| 1/07/1982 | 0.89 | 1/07/1991 | 1.58 | 1/07/2000 | 3.37 | 1/07/2009 | 2.95 |
| 1/08/1982 | 4.68 | 1/08/1991 | 1.19 | 1/08/2000 | 11.02 | 1/08/2009 | 0.91 |
| 1/09/1982 | 47.45 | 1/09/1991 | 11.47 | 1/09/2000 | 9.85 | 1/09/2009 | 18.57 |
| 1/10/1982 | 78.23 | 1/10/1991 | 34.07 | 1/10/2000 | 109.12 | 1/10/2009 | 33.60 |
| 1/11/1982 | 135.74 | 1/11/1991 | 43.91 | 1/11/2000 | 19.91 | 1/11/2009 | 114.16 |
| 1/12/1982 | 68.71 | 1/12/1991 | 91.23 | 1/12/2000 | 125.92 | 1/12/2009 | 128.55 |
| 1/01/1983 | 95.27 | 1/01/1992 | 118.11 | 1/01/2001 | 218.68 | 1/01/2010 | 186.55 |
| 1/02/1983 | 65.81 | 1/02/1992 | 83.41 | 1/02/2001 | 122.85 | 1/02/2010 | 133.92 |
| 1/03/1983 | 63.09 | 1/03/1992 | 46.24 | 1/03/2001 | 147.68 | 1/03/2010 | 87.06 |
| 1/04/1983 | 45.45 | 1/04/1992 | 18.79 | 1/04/2001 | 41.38 | 1/04/2010 | 42.92 |
| 1/05/1983 | 13.47 | 1/05/1992 | 1.40 | 1/05/2001 | 41.81 | 1/05/2010 | 19.71 |
| 1/06/1983 | 2.37 | 1/06/1992 | 6.07 | 1/06/2001 | 2.40 | 1/06/2010 | 1.28 |
| 1/07/1983 | 1.47 | 1/07/1992 | 1.61 | 1/07/2001 | 6.62 | 1/07/2010 | 0.94 |
| 1/08/1983 | 1.09 | 1/08/1992 | 46.48 | 1/08/2001 | 8.17 | 1/08/2010 | 2.21 |
| 1/09/1983 | 13.52 | 1/09/1992 | 6.37 | 1/09/2001 | 16.16 | 1/09/2010 | 2.32 |
| 1/10/1983 | 20.25 | 1/10/1992 | 48.20 | 1/10/2001 | 49.87 | 1/10/2010 | 32.76 |
| 1/11/1983 | 32.07 | 1/11/1992 | 76.48 | 1/11/2001 | 48.07 | 1/11/2010 | 33.90 |
| 1/12/1983 | 95.24 | 1/12/1992 | 105.13 | 1/12/2001 | 93.30 | 1/12/2010 | 137.69 |
| 1/01/1984 | 197.70 | 1/01/1993 | 174.11 | 1/01/2002 | 111.67 | 1/01/2011 | 99.81 |
| 1/02/1984 | 166.56 | 1/02/1993 | 70.91 | 1/02/2002 | 158.27 | 1/02/2011 | 166.69 |
| 1/03/1984 | 140.04 | 1/03/1993 | 117.93 | 1/03/2002 | 115.28 | 1/03/2011 | 108.71 |
| 1/04/1984 | 32.66 | 1/04/1993 | 70.82 | 1/04/2002 | 67.86 | 1/04/2011 | 55.94 |
| 1/05/1984 | 16.81 | 1/05/1993 | 7.99 | 1/05/2002 | 26.14 | 1/05/2011 | 11.90 |
| 1/06/1984 | 7.11 | 1/06/1993 | 6.12 | 1/06/2002 | 5.10 | 1/06/2011 | 4.19 |
| 1/07/1984 | 3.03 | 1/07/1993 | 2.07 | 1/07/2002 | 25.29 | 1/07/2011 | 8.73 |
| 1/08/1984 | 10.42 | 1/08/1993 | 22.09 | 1/08/2002 | 9.69 | 1/08/2011 | 3.92 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1/09/1984 | 3.69 | 1/09/1993 | 23.26 | 1/09/2002 | 33.67 | 1/09/2011 | 40.27 |
| 1/10/1984 | 137.75 | 1/10/1993 | 70.04 | 1/10/2002 | 103.84 | 1/10/2011 | 49.09 |
| 1/11/1984 | 224.54 | 1/11/1993 | 120.58 | 1/11/2002 | 93.84 | 1/11/2011 | 51.13 |
| 1/12/1984 | 182.79 | 1/12/1993 | 151.40 | 1/12/2002 | 138.54 | 1/12/2011 | 165.50 |
| 1/01/1985 | 133.46 | 1/01/1994 | 160.09 | 1/01/2003 | 169.07 | 1/01/2012 | 150.92 |
| 1/02/1985 | 148.14 | 1/02/1994 | 143.88 | 1/02/2003 | 117.35 | 1/02/2012 | 155.53 |
| 1/03/1985 | 120.47 | 1/03/1994 | 132.01 | 1/03/2003 | 150.65 | 1/03/2012 | 127.11 |
| 1/04/1985 | 123.95 | 1/04/1994 | 73.51 | 1/04/2003 | 43.92 | 1/04/2012 | 72.87 |
| 1/05/1985 | 27.98 | 1/05/1994 | 10.20 | 1/05/2003 | 14.44 | 1/05/2012 | 4.54 |
| 1/06/1985 | 17.59 | 1/06/1994 | 2.06 | 1/06/2003 | 9.59 | 1/06/2012 | 3.51 |
| 1/07/1985 | 0.57 | 1/07/1994 | 0.62 | 1/07/2003 | 1.20 | 1/07/2012 | 1.48 |
| 1/08/1985 | 2.40 | 1/08/1994 | 3.80 | 1/08/2003 | 11.94 | 1/08/2012 | 1.43 |
| 1/09/1985 | 43.40 | 1/09/1994 | 10.82 | 1/09/2003 | 19.82 | 1/09/2012 | 14.01 |
| 1/10/1985 | 26.88 | 1/10/1994 | 35.63 | 1/10/2003 | 31.72 | 1/10/2012 | 26.64 |
| 1/11/1985 | 156.32 | 1/11/1994 | 81.01 | 1/11/2003 | 36.02 | 1/11/2012 | 58.60 |
| 1/12/1985 | 188.38 | 1/12/1994 | 141.97 | 1/12/2003 | 130.57 | 1/12/2012 | 192.56 |
| 1/01/1986 | 145.63 | 1/01/1995 | 103.32 | 1/01/2004 | 195.61 | 1/01/2013 | 155.03 |
| 1/02/1986 | 165.98 | 1/02/1995 | 103.36 | 1/02/2004 | 125.47 | 1/02/2013 | 146.22 |
| 1/03/1986 | 167.35 | 1/03/1995 | 124.61 | 1/03/2004 | 87.70 | 1/03/2013 | 112.19 |
| 1/04/1986 | 105.43 | 1/04/1995 | 22.63 | 1/04/2004 | 46.30 | 1/04/2013 | 27.65 |
| 1/05/1986 | 11.82 | 1/05/1995 | 7.25 | 1/05/2004 | 10.10 | 1/05/2013 | 24.05 |
| 1/06/1986 | 0.98 | 1/06/1995 | 1.22 | 1/06/2004 | 5.05 | 1/06/2013 | 13.33 |
| 1/07/1986 | 1.87 | 1/07/1995 | 1.42 | 1/07/2004 | 7.65 | 1/07/2013 | 4.14 |
| 1/08/1986 | 11.11 | 1/08/1995 | 0.84 | 1/08/2004 | 22.70 | 1/08/2013 | 9.78 |
| 1/09/1986 | 48.10 | 1/09/1995 | 10.89 | 1/09/2004 | 39.96 | 1/09/2013 | 13.27 |
| 1/10/1986 | 7.16 | 1/10/1995 | 24.57 | 1/10/2004 | 22.11 | 1/10/2013 | 74.65 |
| 1/11/1986 | 58.77 | 1/11/1995 | 82.64 | 1/11/2004 | 67.05 | 1/11/2013 | 57.80 |
| 1/12/1986 | 161.62 | 1/12/1995 | 123.21 | 1/12/2004 | 125.04 | 1/12/2013 | 181.51 |
| 1/01/1987 | 157.23 | 1/01/1996 | 161.69 | 1/01/2005 | 79.63 | 1/01/2014 | 147.50 |
| 1/02/1987 | 70.10 | 1/02/1996 | 99.63 | 1/02/2005 | 172.39 | 1/02/2014 | 113.74 |
| 1/03/1987 | 62.56 | 1/03/1996 | 99.41 | 1/03/2005 | 92.94 | 1/03/2014 | 89.54 |
| 1/04/1987 | 35.13 | 1/04/1996 | 39.83 | 1/04/2005 | 35.00 | 1/04/2014 | 39.12 |
| 1/05/1987 | 6.92 | 1/05/1996 | 17.47 | 1/05/2005 | 3.68 | 1/05/2014 | 11.02 |
| 1/06/1987 | 3.64 | 1/06/1996 | 0.81 | 1/06/2005 | 0.60 | 1/06/2014 | 1.54 |
| 1/07/1987 | 27.79 | 1/07/1996 | 2.94 | 1/07/2005 | 0.74 | 1/07/2014 | 4.09 |
| 1/08/1987 | 4.45 | 1/08/1996 | 8.65 | 1/08/2005 | 4.59 | 1/08/2014 | 16.05 |
| 1/09/1987 | 6.27 | 1/09/1996 | 15.56 | 1/09/2005 | 9.32 | 1/09/2014 | 44.06 |
| 1/10/1987 | 31.00 | 1/10/1996 | 32.43 | 1/10/2005 | 74.31 | 1/10/2014 | 65.32 |
| 1/11/1987 | 117.51 | 1/11/1996 | 77.43 | 1/11/2005 | 79.98 | 1/11/2014 | 42.26 |
| 1/12/1987 | 105.65 | 1/12/1996 | 140.18 | 1/12/2005 | 120.59 | 1/12/2014 | 134.13 |
| 1/01/1988 | 154.62 | 1/01/1997 | 158.06 | 1/01/2006 | 187.37 | 1/01/2015 | 175.91 |
| 1/02/1988 | 88.18 | 1/02/1997 | 150.30 | 1/02/2006 | 79.71 | 1/02/2015 | 94.95 |
| 1/03/1988 | 175.69 | 1/03/1997 | 173.94 | 1/03/2006 | 100.30 | 1/03/2015 | 101.89 |
| 1/04/1988 | 91.21 | 1/04/1997 | 40.78 | 1/04/2006 | 49.41 | 1/04/2015 | 91.25 |
| 1/05/1988 | 37.44 | 1/05/1997 | 10.41 | 1/05/2006 | 3.04 | 1/05/2015 | 14.75 |
| 1/06/1988 | 0.72 | 1/06/1997 | 0.82 | 1/06/2006 | 6.38 | 1/06/2015 | 4.27 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1/07/1988 | 0.53 | 1/07/1997 | 1.36 | 1/07/2006 | 0.68 | 1/07/2015 | 6.65 |
| 1/08/1988 | 0.64 | 1/08/1997 | 18.93 | 1/08/2006 | 7.04 | 1/08/2015 | 9.74 |
| 1/09/1988 | 11.07 | 1/09/1997 | 32.48 | 1/09/2006 | 15.06 | 1/09/2015 | 37.35 |
| 1/10/1988 | 40.00 | 1/10/1997 | 42.85 | 1/10/2006 | 56.22 | 1/10/2015 | 40.21 |
| 1/11/1988 | 10.27 | 1/11/1997 | 127.87 | 1/11/2006 | 92.55 | 1/11/2015 | 66.38 |
| 1/12/1988 | 120.68 | 1/12/1997 | 119.09 | 1/12/2006 | 144.35 | 1/12/2015 | 154.47 |
| 1/01/1989 | 155.31 | 1/01/1998 | 131.50 | 1/01/2007 | 114.48 | 1/01/2016 | 93.00 |
| 1/02/1989 | 104.88 | 1/02/1998 | 112.15 | 1/02/2007 | 79.77 | 1/02/2016 | 180.43 |
| 1/03/1989 | 114.66 | 1/03/1998 | 105.32 | 1/03/2007 | 182.57 | 1/03/2016 | 54.79 |
| 1/04/1989 | 62.02 | 1/04/1998 | 31.37 | 1/04/2007 | 73.25 | 1/04/2016 | 77.04 |
| 1/05/1989 | 9.85 | 1/05/1998 | 1.22 | 1/05/2007 | 16.05 | 1/05/2016 | 3.72 |
| 1/06/1989 | 7.52 | 1/06/1998 | 6.77 | 1/06/2007 | 1.56 | 1/06/2016 | 2.40 |
| 1/07/1989 | 1.38 | 1/07/1998 | 0.55 | 1/07/2007 | 3.68 | 1/07/2016 | 8.77 |
| 1/08/1989 | 23.88 | 1/08/1998 | 2.31 | 1/08/2007 | 1.17 | 1/08/2016 | 10.69 |
| 1/09/1989 | 27.90 | 1/09/1998 | 5.00 | 1/09/2007 | 35.71 | 1/09/2016 | 20.51 |
| 1/10/1989 | 26.04 | 1/10/1998 | 82.13 | 1/10/2007 | 31.84 | 1/10/2016 | 61.48 |
| 1/11/1989 | 45.15 | 1/11/1998 | 88.73 | 1/11/2007 | 74.98 | 1/11/2016 | 40.93 |
| 1/12/1989 | 89.40 | 1/12/1998 | 53.24 | 1/12/2007 | 99.96 | 1/12/2016 | 101.13 |

**ANEXO 4:** Script para análisis de inundaciones históricas en la cuenca baja del río Ramis

```
import os
import glob
import warnings
import numpy as np
import pandas as pd
import rasterio
import rasterio.features
import geopandas as gpd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from scipy.stats import kendalltau

warnings.filterwarnings("ignore")
plt.style.use("seaborn-v0_8-darkgrid")

class AnalisisInundacionesRamis:
    def __init__(self, ruta_datos, ruta_shapefile=None):
        self.ruta_datos = ruta_datos
        self.ruta_shapefile = ruta_shapefile
        self.resultados_dir = os.path.join(ruta_datos, "resultados_inundaciones")
        self.dir_graficos = os.path.join(self.resultados_dir, "graficos")
        self.dir_datos = os.path.join(self.resultados_dir, "datos")
        self.dir_mapas = os.path.join(self.resultados_dir, "mapas")
        for d in [self.resultados_dir, self.dir_graficos, self.dir_datos, self.dir_mapas]:
            os.makedirs(d, exist_ok=True)
        self.clase_inundable = 11
        self.clases_agua = {26: "Cuerpo de agua", 33: "Río, lago u océano"}
        self.clase_no_observado = 27
        self.mascara_cuenca = None
        self.perfil_base = None

    @staticmethod
    def extraer_ano_archivo(nombre_archivo):
        import re
        patrones = [r'(\d{4})\.tif$', r'_(\d{4})_', r'mapbiomas.*?(\d{4})', r'\b(19|20)\d{2}\b']
        for patron in patrones:
            m = re.findall(patron, nombre_archivo)
            if m:
                try:
                    return int(m[0])
                except Exception:
                    return int(m[0][0])
        return None

    def crear_mascara_cuenca(self, ruta_raster_base):
```

```
    if self.ruta_shapefile is None:
      return None
    cuenca = gpd.read_file(self.ruta_shapefile)
    with rasterio.open(ruta_raster_base) as src:
      cuenca = cuenca.to_crs(src.crs)
      geometries = list(cuenca.geometry)
      mascara = rasterio.features.rasterize(
        [(geom, 1) for geom in geometries],
        out_shape=(src.height, src.width),
        transform=src.transform,
        fill=0,
        dtype="uint8",
        all_touched=True,
      )
      self.perfil_base = src.profile.copy()
    return mascara

  def cargar_recortar_imagen(self, ruta_imagen, mascara_cuenca=None):
    try:
      with rasterio.open(ruta_imagen) as src:
        datos = src.read(1)
        transform = src.transform
        crs = src.crs
        perfil = src.profile
      if mascara_cuenca is not None:
        datos = np.where(mascara_cuenca == 1, datos, 0)
      return datos, transform, crs, perfil
    except Exception as e:
      return None, None, None, None

  @staticmethod
  def calcular_area_por_pixel_ha(transform):
    pixel_x = transform.a
    pixel_y = transform.e
    area_m2 = abs(pixel_x * pixel_y)
    return area_m2 / 10000.0

  def calcular_estadisticas_inundacion(self, datos, transform):
    area_pixel_ha = self.calcular_area_por_pixel_ha(transform)
    mascara_validos = (datos > 0) & (datos != self.clase_no_observado)
    total_pix_validos = int(np.sum(mascara_validos))
    stats = {}
    pix_inundable = int(np.sum(datos == self.clase_inundable))
    area_inundable_ha = pix_inundable * area_pixel_ha
    porc_inundable = (pix_inundable / total_pix_validos * 100) if total_pix_validos > 0 else 0
    stats["ZONA_INUNDABLE"] = {
      "pixeles": pix_inundable,
      "area_ha": round(area_inundable_ha, 2),
```

```
            "porcentaje_total": round(porc_inundable, 2),
        }
        codigos_agua = list(self.clases_agua.keys())
        mascara_agua = np.isin(datos, codigos_agua)
        pix_agua = int(np.sum(mascara_agua))
        area_agua_ha = pix_agua * area_pixel_ha
        porc_agua = (pix_agua / total_pix_validos * 100) if total_pix_validos > 0 else 0
        stats["AGUA_TOTAL"] = {
            "pixeles": pix_agua,
            "area_ha": round(area_agua_ha, 2),
            "porcentaje_total": round(porc_agua, 2),
        }
        for cod, nombre in self.clases_agua.items():
            pix = int(np.sum(datos == cod))
            area = pix * area_pixel_ha
            porc = (pix / total_pix_validos * 100) if total_pix_validos > 0 else 0
            stats[nombre] = {"pixeles": pix, "area_ha": round(area, 2), "porcentaje_total":
round(porc, 2)}
        return stats

    def procesar_serie_temporal(self, anio_inicio=1985, anio_fin=2024):
        archivos_tif = sorted(glob.glob(os.path.join(self.ruta_datos, "*.tif")))
        if not archivos_tif:
            return None
        self.mascara_cuenca = self.crear_mascara_cuenca(archivos_tif[0]) if self.ruta_shapefile
else None
        registros = []
        for ruta in archivos_tif:
            nombre = os.path.basename(ruta)
            anio = self.extraer_ano_archivo(nombre)
            if anio is None or not (anio_inicio <= anio <= anio_fin):
                continue
            datos, transform, crs, perfil = self.cargar_recortar_imagen(ruta, self.mascara_cuenca)
            if datos is None:
                continue
            if self.perfil_base is None:
                self.perfil_base = perfil.copy()
            stats = self.calcular_estadisticas_inundacion(datos, transform)
            fila = {"Ano": anio, "Archivo": nombre, "Ruta": ruta}
            for clave, s in stats.items():
                for k, v in s.items():
                    fila[f"{clave}_{k}"] = v
            registros.append(fila)
        if not registros:
            return None
        df_anual = pd.DataFrame(registros).sort_values("Ano")
        ruta_csv = os.path.join(self.dir_datos, "estadisticas_anuales_inundaciones.csv")
        df_anual.to_csv(ruta_csv, index=False, encoding="utf-8-sig")
```

```
        return df_anual

    def analizar_tendencias_temporales(self, df_anual):
        anos = df_anual["Ano"].values
        area_inund = df_anual["ZONA_INUNDABLE_area_ha"].values
        area_agua = df_anual["AGUA_TOTAL_area_ha"].values
        fig, axes = plt.subplots(2, 1, figsize=(12, 9))
        ax1 = axes[0]
        ax1.plot(anos, area_inund, "o-", color="#ff7f0e")
        ax1.fill_between(anos, 0, area_inund, color="#ff7f0e", alpha=0.3)
        if len(anos) >= 4:
            z = np.polyfit(anos, area_inund, 2)
            p = np.poly1d(z)
            ax1.plot(anos, p(anos), "r--", alpha=0.7)
        ax2 = axes[1]
        ax2.plot(anos, area_agua, "s-", color="#1f77b4")
        plt.tight_layout()
        ruta_graf = os.path.join(self.dir_graficos, "tendencias_temporales_inundaciones.png")
        plt.savefig(ruta_graf, dpi=300, bbox_inches="tight")
        plt.close()
        stats_dict = {
            "Media_area_inundable_ha": float(np.mean(area_inund)),
            "Desviacion_estandar_ha": float(np.std(area_inund)),
            "Max_area_inundable_ha": float(np.max(area_inund)),
            "Ano_max": int(anos[np.argmax(area_inund)]),
            "Min_area_inundable_ha": float(np.min(area_inund)),
            "Ano_min": int(anos[np.argmin(area_inund)]),
            "Coef_variacion_%": float(np.std(area_inund) / np.mean(area_inund) * 100) if
np.mean(area_inund) > 0 else np.nan,
        }
        if len(anos) >= 4:
            tau, p = kendalltau(anos, area_inund)
            stats_dict["Tau_Kendall"] = float(tau)
            stats_dict["p_valor"] = float(p)
            stats_dict["Tendencia_significativa"] = "Sí" if p < 0.05 else "No"
        df_stats = pd.DataFrame([stats_dict])
        ruta_stats = os.path.join(self.dir_datos, "estadisticas_tendencias_inundaciones.csv")
        df_stats.to_csv(ruta_stats, index=False, encoding="utf-8-sig")

    def analizar_frecuencia_inundaciones(self, df_anual):
        anos = df_anual["Ano"].values
        area = df_anual["ZONA_INUNDABLE_area_ha"].values
        p33 = np.percentile(area, 33)
        p66 = np.percentile(area, 66)
        p90 = np.percentile(area, 90)
        clasificacion = []
        for i, a in enumerate(area):
            ano = int(anos[i])
```

```
        if a >= p90:
          intensidad = "Alta"
        elif a >= p66:
          intensidad = "Moderada"
        elif a >= p33:
          intensidad = "Baja"
        else:
          intensidad = "Muy baja"
        clasificacion.append({"Ano": ano, "Area_ha": float(a), "Intensidad": intensidad})
      df_clas = pd.DataFrame(clasificacion)
      df_clas["Decada"] = (df_clas["Ano"] // 10) * 10
      freq_decadas =
df_clas.groupby("Decada")["Intensidad"].value_counts().unstack().fillna(0)
      fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 6))
      colores_int = {"Alta": "#d62728", "Moderada": "#ff7f0e", "Baja": "#2ca02c", "Muy baja":
"#7f7f7f"}
      freq_decadas.plot(kind="bar", stacked=True, ax=axes[0], color=colores_int)
      axes[1].bar(df_clas["Ano"], df_clas["Area_ha"],
color=df_clas["Intensidad"].map(colores_int), alpha=0.8)
      plt.tight_layout()
      ruta_graf = os.path.join(self.dir_graficos, "frecuencia_inundaciones_anuales.png")
      plt.savefig(ruta_graf, dpi=300, bbox_inches="tight")
      plt.close()
      ruta_csv = os.path.join(self.dir_datos, "clasificacion_intensidad_inundaciones.csv")
      df_clas.to_csv(ruta_csv, index=False, encoding="utf-8-sig")

    def generar_mapa_calor_frecuencia(self, df_anual):
      frecuencia_acum = None
      perfil_base = None
      n_anos = len(df_anual)
      for _, fila in df_anual.iterrows():
        ruta = fila["Ruta"]
        datos, transform, crs, perfil = self.cargar_recortar_imagen(ruta, self.mascara_cuenca)
        if datos is None:
          continue
        mascara_inund = (datos == self.clase_inundable).astype(np.uint16)
        if frecuencia_acum is None:
          frecuencia_acum = mascara_inund
          perfil_base = perfil.copy()
        else:
          frecuencia_acum += mascara_inund
      if frecuencia_acum is None:
        return
      freq_pct = frecuencia_acum / n_anos * 100.0
      perfil_abs = perfil_base.copy()
      perfil_abs.update(dtype=rasterio.uint16, count=1)
      ruta_abs = os.path.join(self.dir_mapas, "frecuencia_inundacion_abs.tif")
      with rasterio.open(ruta_abs, "w", **perfil_abs) as dst:
```

```
232         dst.write(frecuencia_acum, 1)
233     perfil_rel = perfil_base.copy()
234     perfil_rel.update(dtype=rasterio.float32, count=1)
235     ruta_rel = os.path.join(self.dir_mapas, "frecuencia_inundacion_pct.tif")
236     with rasterio.open(ruta_rel, "w", **perfil_rel) as dst:
237         dst.write(freq_pct.astype("float32"), 1)
238     plt.figure(figsize=(10, 8))
239     im = plt.imshow(freq_pct, cmap="inferno", vmin=0, vmax=100)
240     cbar = plt.colorbar(im, fraction=0.03, pad=0.04)
241     plt.axis("off")
242     ruta_png = os.path.join(self.dir_mapas, "mapa_calor_frecuencia_inundaciones.png")
243     plt.tight_layout()
244     plt.savefig(ruta_png, dpi=300, bbox_inches="tight")
245     plt.close()
246
247   def generar_mapas_historicos(self, df_anual, anos_seleccionados=None):
248     if anos_seleccionados is None:
249         anos = df_anual["Ano"].values
250         area = df_anual["ZONA_INUNDABLE_area_ha"].values
251         ano_ini = int(anos[0])
252         ano_fin = int(anos[-1])
253         ano_min = int(anos[np.argmin(area)])
254         ano_max = int(anos[np.argmax(area)])
255         anos_seleccionados = [ano_ini, ano_min, ano_max, ano_fin]
256         anos_seleccionados = sorted(list(set(anos_seleccionados)))
257     n = len(anos_seleccionados)
258     filas = 2
259     cols = 2 if n > 1 else 1
260     fig, axes = plt.subplots(filas, cols, figsize=(14, 10))
261     axes = np.array(axes).reshape(-1)
262     for i, ano in enumerate(anos_seleccionados):
263         if i >= len(axes):
264             break
265         ax = axes[i]
266         fila = df_anual[df_anual["Ano"] == ano]
267         if fila.empty:
268             continue
269         ruta = fila["Ruta"].iloc[0]
270         datos, transform, crs, perfil = self.cargar_recortar_imagen(ruta, self.mascara_cuenca)
271         if datos is None:
272             continue
273         mascara_agua = np.isin(datos, list(self.clases_agua.keys()))
274         datos_agua = np.where(mascara_agua, 1, 0)
        mascara_inund = ((datos == self.clase_inundable) & (datos !=
275 self.clase_no_observado))
276         ax.imshow(datos_agua, cmap="Blues", vmin=0, vmax=1)
277         if np.any(mascara_inund):
```

```
            ax.imshow(mascara_inund.astype(int), cmap="Oranges", alpha=0.6, vmin=0,
278 vmax=1)
279         ax.set_title(f"Año {ano}")
280         ax.axis("off")
281     from matplotlib.patches import Patch
282     legend_elements = [
283         Patch(facecolor="#1f77b4", label="Agua (26 y 33)"),
            Patch(facecolor="#ff7f0e", label=f"Zona inundable (clase {self.clase_inundable})",
284 alpha=0.7),
285     ]
        fig.legend(handles=legend_elements, loc="lower center", ncol=2, bbox_to_anchor=(0.5, -
286 0.02))
287     plt.tight_layout()
288     ruta_png = os.path.join(self.dir_mapas, "mapas_historicos_inundaciones.png")
289     plt.savefig(ruta_png, dpi=300, bbox_inches="tight")
290     plt.close()
291
292 if __name__ == "__main__":
293   ruta_tiffs = r"C:/TESIS"
294   ruta_cuenca = r"C:/TESIS"
295   analizador = AnalisisInundacionesRamis(ruta_tiffs, ruta_cuenca)
296   df_anual = analizador.procesar_serie_temporal(anio_inicio=1985, anio_fin=2024)
297   if df_anual is not None:
298     analizador.analizar_tendencias_temporales(df_anual)
299     analizador.analizar_frecuencia_inundaciones(df_anual)
300     analizador.generar_mapa_calor_frecuencia(df_anual)
301     analizador.generar_mapas_historicos(df_anual)
```

Código en Python para procesar la serie temporal MAPBiomas Perú (1985-2024). Calcula la extensión anual de zonas inundables, analiza tendencias temporales, evalúa frecuencia de inundaciones y genera mapas de calor de frecuencia espacial. El script incluye funciones para el procesamiento de imágenes satelitales, análisis estadístico y visualización de resultados.

**ANEXO 5:** Script para modelo de susceptibilidad a inundaciones con Random Forest

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import rasterio
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, confusion_matrix,
classification_report
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

class ModeloSusceptibilidadInundaciones:
    def __init__(self, ruta_datos):
        self.ruta_datos = ruta_datos
        self.resultados_dir = os.path.join(ruta_datos, "modelo_susceptibilidad")
        self.dir_graficos = os.path.join(self.resultados_dir, "graficos")
        self.dir_datos = os.path.join(self.resultados_dir, "datos")
        self.dir_predicciones = os.path.join(self.resultados_dir, "predicciones")
        for d in [self.resultados_dir, self.dir_graficos, self.dir_datos, self.dir_predicciones]:
            os.makedirs(d, exist_ok=True)
        self.modelo_rf = None
        self.feature_names = []
        self.transform = None
        self.perfil = None
        self.X_train = self.X_test = None
        self.y_train = self.y_test = None

    def cargar_frecuencia_inundacion(self, ruta_frecuencia):
        try:
            with rasterio.open(ruta_frecuencia) as src:
                frecuencia = src.read(1)
                self.transform = src.transform
                self.perfil = src.profile
            return frecuencia
        except Exception as e:
            print(f"Error cargando frecuencia: {e}")
            return None

    def clasificar_susceptibilidad(self, frecuencia):
        valores = frecuencia[frecuencia > 0].astype(float)
        p33 = np.percentile(valores, 33) if valores.size > 0 else 30
        p66 = np.percentile(valores, 66) if valores.size > 0 else 60
        susceptibilidad = np.zeros_like(frecuencia, dtype=np.uint8)
        mascara = frecuencia > 0
        susceptibilidad[mascara & (frecuencia <= p33)] = 1
```

```
    susceptibilidad[mascara & (frecuencia > p33) & (frecuencia <= p66)] = 2
    susceptibilidad[mascara & (frecuencia > p66)] = 3
    return susceptibilidad

def cargar_variables_predictoras(self, variables_config):
    variables = {}
    ref_shape = None
    for nombre, ruta in variables_config.items():
        if not os.path.exists(ruta):
            continue
        try:
            with rasterio.open(ruta) as src:
                datos = src.read(1).astype(float)
                if ref_shape is None:
                    ref_shape = datos.shape
                variables[nombre] = np.nan_to_num(datos, nan=0.0)
                self.feature_names.append(nombre)
        except Exception:
            continue
    return variables

def preparar_dataset_muestreo(self, susceptibilidad, variables, n_muestras=30000):
    altura, ancho = susceptibilidad.shape
    n_pix = altura * ancho
    n_vars = len(self.feature_names)
    X_full = np.zeros((n_pix, n_vars), dtype=float)
    for j, nombre in enumerate(self.feature_names):
        X_full[:, j] = variables[nombre].ravel()
    y_full = susceptibilidad.ravel()
    mascara_valida = (y_full > 0) & np.all(X_full != 0, axis=1)
    idx_validos = np.where(mascara_valida)[0]
    clases = np.unique(y_full[mascara_valida])
    clases = clases[clases > 0]
    muestras_por_clase = n_muestras // clases.size
    rng = np.random.default_rng(42)
    indices_seleccionados = []
    etiquetas = []
    for c in clases:
        idx_c = np.where((y_full == c) & mascara_valida)[0]
        n_c = min(muestras_por_clase, idx_c.size)
        escogidos = rng.choice(idx_c, size=n_c, replace=False)
        indices_seleccionados.append(escogidos)
        etiquetas.append(np.full(n_c, c))
    indices_seleccionados = np.concatenate(indices_seleccionados)
    y = np.concatenate(etiquetas)
    X = X_full[indices_seleccionados, :]
    return X, y

```

```
    def entrenar_modelo(self, X, y, test_size=0.3):
        self.X_train, self.X_test, self.y_train, self.y_test = train_test_split(
            X, y, test_size=test_size, stratify=y, random_state=42
        )
        self.modelo_rf = RandomForestClassifier(
            n_estimators=200,
            max_depth=20,
            min_samples_split=10,
            min_samples_leaf=5,
            random_state=42,
            n_jobs=-1,
            class_weight="balanced"
        )
        self.modelo_rf.fit(self.X_train, self.y_train)
        return self.modelo_rf

    def evaluar_modelo(self):
        y_pred_test = self.modelo_rf.predict(self.X_test)
        accuracy = accuracy_score(self.y_test, y_pred_test)
        f1 = f1_score(self.y_test, y_pred_test, average="weighted")
        cm = confusion_matrix(self.y_test, y_pred_test)
        report = classification_report(self.y_test, y_pred_test)
        return {"accuracy": accuracy, "f1_score": f1, "confusion_matrix": cm, "report": report}

    def generar_mapa_susceptibilidad(self, susceptibilidad, variables):
        altura, ancho = susceptibilidad.shape
        n_pix = altura * ancho
        n_vars = len(self.feature_names)
        X_full = np.zeros((n_pix, n_vars), dtype=float)
        for j, nombre in enumerate(self.feature_names):
            X_full[:, j] = variables[nombre].ravel()
        y_full = susceptibilidad.ravel()
        mascara_valida = (y_full > 0) & np.all(X_full != 0, axis=1)
        idx_validos = np.where(mascara_valida)[0]
        X_valido = X_full[idx_validos, :]
        y_pred_full = self.modelo_rf.predict(X_valido)
        mapa_pred = np.zeros(n_pix, dtype=np.uint8)
        mapa_pred[idx_validos] = y_pred_full
        mapa_pred = mapa_pred.reshape((altura, ancho))
        perfil_salida = self.perfil.copy()
        perfil_salida.update(dtype=rasterio.uint8, count=1, nodata=0)
        return mapa_pred, perfil_salida

def main():
    ruta_trabajo = r"C:/TESIS/"
    modelo = ModeloSusceptibilidadInundaciones(ruta_trabajo)

    ruta_frecuencia = os.path.join(ruta_trabajo, "frecuencia_inundacion.tif")
```

```
    frecuencia = modelo.cargar_frecuencia_inundacion(ruta_frecuencia)

    susceptibilidad = modelo.clasificar_susceptibilidad(frecuencia)
    susceptibilidad_modelo = np.where(susceptibilidad == 3, 1, 0).astype(np.uint8)

    variables_config = {
        "elevacion": os.path.join(ruta_trabajo, "elevacion.tif"),
        "pendiente": os.path.join(ruta_trabajo, "pendiente.tif"),
        "distancia_rios": os.path.join(ruta_trabajo, "distancia_rios.tif"),
        "precipitacion": os.path.join(ruta_trabajo, "precipitacion.tif"),
    }

    variables = modelo.cargar_variables_predictoras(variables_config)
    X, y = modelo.preparar_dataset_muestreo(susceptibilidad_modelo, variables,
n_muestras=30000)

    modelo.entrenar_modelo(X, y)
    resultados = modelo.evaluar_modelo()

    mapa_pred, perfil_salida =
modelo.generar_mapa_susceptibilidad(susceptibilidad_modelo, variables)

    ruta_salida = os.path.join(modelo.dir_predicciones, "susceptibilidad_predicha.tif")
    with rasterio.open(ruta_salida, "w", **perfil_salida) as dst:
        dst.write(mapa_pred, 1)

    print(f"✅ Mapa guardado en: {ruta_salida}")
    print(f"📊 Accuracy: {resultados['accuracy']:.4f}")
    print(f"📊 F1-Score: {resultados['f1_score']:.4f}")

if __name__ == "__main__":
    main()
```

Código en Python que implementa un modelo de aprendizaje automático Random Forest para evaluar la susceptibilidad a inundaciones en la cuenca baja del río Ramis. Utiliza como variable respuesta la frecuencia histórica de inundación MAPBiomas y variables predictoras fisiográficas (elevación, pendiente, distancia a ríos) e hidrológicas (precipitación estacional). Incluye preprocesamiento de datos, entrenamiento del modelo, evaluación de métricas, análisis de importancia de variables y generación de mapas de susceptibilidad.

**ANEXO 6:** Script para procesamiento de datos de precipitación PISCO en R

```
library(terra)

ruta_nc <- "C:/TESIS"
ruta_salida <- "C:/TESIS/"

prec_nc <- rast(ruta_nc)

rectangulo <- ext(-72, -68, -16, -14)
prec_crop <- crop(prec_nc, rectangulo)

n_capas <- nlyr(prec_crop)
fecha_inicio <- as.Date("1981-01-01")
fechas <- seq(from = fecha_inicio, by = "month", length.out = n_capas)
time(prec_crop) <- fechas

meses <- as.numeric(format(time(prec_crop), "%m"))
meses_lluvioso <- c(10, 11, 12, 1, 2, 3)
meses_seco <- c(4, 5, 6, 7, 8, 9)
idx_lluvioso <- meses %in% meses_lluvioso
idx_seco <- meses %in% meses_seco

prec_lluvioso <- prec_crop[[idx_lluvioso]]
prec_seco <- prec_crop[[idx_seco]]
prec_media_lluvioso <- app(prec_lluvioso, mean, na.rm = TRUE)
prec_media_seco <- app(prec_seco, mean, na.rm = TRUE)
names(prec_media_lluvioso) <- "prec_lluvioso"
names(prec_media_seco) <- "prec_seco"

writeRaster(prec_media_lluvioso, paste0(ruta_salida, "prec_lluvioso.tif"), overwrite =
TRUE)
writeRaster(prec_media_seco, paste0(ruta_salida, "prec_seco.tif"), overwrite = TRUE)
```

Código en R que procesa datos NetCDF de precipitación mensual (PISCO) para la cuenca del río Ramis. Realiza recorte espacial, crea serie temporal, separa y promedia los valores para períodos lluvioso (octubre-marzo) y seco (abril-septiembre), y exporta los resultados en formato GeoTIFF para su uso en análisis hidrológicos.

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

# ANEXO 1
## FORMULARIO DE AUTORIZACIÓN

## AUTORIZACIÓN PARA LA INCORPORACIÓN DE LOS TRABAJOS DE INVESTIGACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL UANCV

Formato digital [X] Fecha de entrega: 05 – 05 - 2026

**1. Datos del autor (es):**

Nombres y Apellidos: LUIS RAUL MACHACA FERNANDEZ
Dirección: Av. La torre 710
DNI/Carné de Extranjería/Pasaporte N°: 72399623
Teléfono: 980854060 email: mfluisraul@gmail.com
Nombres y Apellidos:
Dirección:
DNI/Carné de Extranjería/Pasaporte N°:
Teléfono: email:
Facultad y/o Escuela de Posgrado: FACULTAD DE INGENIERÍAS Y CIENCIAS PURAS
Escuela Profesional o Mención: ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL
Título o Grado Académico a optar: INGENIERO CIVIL
Asesor: Dr. FRITZ WILLY MAMANI APAZA
Esta obra se encuentra dentro de las siguientes denominaciones:
Trabajo de Investigación [ ] Tesis [X] Trabajo de Suficiencia Profesional [ ] Trabajo Académico [ ]
Título: EVALUACIÓN HIDROLÓGICA DEL PELIGRO POR INUNDACIONES EN LA CUENCA BAJA DEL RIO RAMIS
Palabras claves, (3 a 5 términos): INUNDACIONES, PELIGRO, RANDOM FOREST, MAPBIOMAS PERÚ, GESTIÓN DEL RIESGO.
**¿Esta obra se desarrolló en la UANCV [1,2]?**

1

[1] Indicar si su producción intelectual ha empleado recursos tales como, instalaciones, laboratorios, insumos, equipos, bases de datos, asesoría técnica por parte del personal de la UANCV, financiamiento, entré otros relacionados.
[2] Si su producción intelectual se desarrolló en la UANCV totalmente o parcialmente, deberá autorizar el depósito en el Repositorio de manera obligatoria.



OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

**2. Referencia de tesis:**

☐ Bachiller ☒ Titulo ☐ 2da Especialidad ☐ Maestría ☐ Doctorado

**3. Licencias:**

**a) Licencia estándar:**

**Bajo los siguientes términos, autorizo el depósito de mi tesis en el Repositorio Digital de la UANCV.**

Con la autorización de depósito de mi producción intelectual, otorgo a la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" una licencia no exclusiva para reproducir, distribuir, comunicar al público, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público mi producción intelectual (incluido el resumen), en formato físico o digital, en cualquier medio, conocido o por conocerse, a través de los diversos servicios por la Universidad, creados o por crearse, tales como el Repositorio Digital de tesis UANCV, colección de producción intelectual, entre otros, en el Perú y en el extranjero por el tiempo y veces que considere necesarias, y libres de remuneraciones.

En virtud de dicha licencia, la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" podrá reproducir mi producción intelectual en cualquier tipo de soporte y en más de un ejemplar, sin modificar su contenido, solo con propósitos de seguridad, respaldo y preservación.

Declaro que la producción intelectual es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, coautoría con titularidad compartida, y me encuentro facultado a conceder la presente licencia y, asimismo, garantizo que dicha producción intelectual no infringe derechos de autor de terceras personas.

La Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" consignará el nombre del y/o los autor(es) de la producción intelectual, y no le hará ninguna modificación más que la permitida en la licencia.

**Autorizo su publicación (marque con una X)**

☒ Sí, autorizo que se deposite inmediatamente.

☐ Sí, autorizo que se deposite a partir de la fecha (d/m/a): _____

☐ No autorizo.

**b) Licencia CREATIVE COMMONS 4.0 INTERNACIONAL:**

Si usted concede una licencia CREATIVE COMMONS sobre su producción intelectual, mantiene la titularidad de los derechos de autor de esta y, a la vez, permite que otras personas puedan reproducirla, comunicarla al público y distribuir ejemplares de esta, bajo las condiciones siguientes:

**¿Quiere permitir usos comérciales de su producción intelectual?**

**Sí:** significa que usted permite la reproducción, distribución y comunicación pública de la producción intelectual incluso con fines comerciales.

**No**: significa que usted permite la reproducción, y comunicación pública de la producción intelectual, pero sin fines comerciales.

☐ Sí autorizo

☒ No autorizo



OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/

TESIS UANCV
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"

**Jurisdicción de su Licencia**

Todas las licencias CREATIVE COMMONS son de ámbito mundial, sin embargo, usted puede elegir entre la opción "internacional" o una adaptada a su jurisdicción, como para el caso peruano.

La opción "internacional" emplea el lenguaje y la terminología de los tratados internacionales; en cambio, la adaptada a su jurisdicción, recoge las particularidades de la legislación peruana.

En consecuencia, **la opción "internacional" goza de una mayor eficacia a nivel mundial, gracias a que tiene jurisdicción neutral**. Mientras que la opción adaptada a la jurisdicción del Perú goza de una mayor eficacia ante los tribunales peruanos.

☐ Internacional

☒ Nacional

Línea de investigación: TECNOLOGÍA DE LA CONSTRUCCIÓN – P17



05 – 05 - 2026

Firma de Autor | huella digital | Fecha

UNIVERSIDAD ANDINA NESTOR CACERES JULIACA



OFICINA DE INVESTIGACIÓN
Tesis Publicada con autorización del autor
http://repositorio.uancv.edu.pe/