

**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS**



**FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS AGRARIAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL**

**TESIS PARA OBTENER
EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERA FORESTAL**

**MODELAMIENTO ESPACIAL DE ÁREAS
SUSCEPTIBLES A OCURRENCIA DE INCENDIOS
FORESTALES EN LA PROVINCIA DE BONGARÁ,
AMAZONAS**

Autora: Bach. Yadira Odet Tomanguilla Calle

Asesor: M.Sc. Alex Joel Vergara Anticona

Registro: (.....)

CHACHAPOYAS – PERÚ

2024

DEDICATORIA

A Dios, por brindarme la oportunidad de adquirir conocimientos, por motivarme a superar los desafíos que se presentaron en mi camino y por darme la confianza necesaria para perseverar y alcanzar mis metas académicas.

A mis padres, Carmen Calle Sembrera y Jorge Luis Tomanguilla Araujo, les expreso mi gratitud por ser mi fuente motivación de perseverancia y dedicación, por su amor incondicional, su sacrificio y por acompañarme en cada etapa de mi formación académica.

A mi hermana, Claudia Micarelli Tomanguilla Calle, agradecida por su apoyo incondicional y por ser mi inspiración para alcanzar mis metas y esforzarme cada día.

AGRADECIMIENTO

Expreso mi sincero agradecimiento a mi asesor, M.Sc. Alex Joel Vergara Anticona, por su orientación, apoyo y dedicación durante el proceso de investigación y ejecución de tesis. Estoy agradecida por haber recibido sus conocimientos, experiencia y paciencia, los cuales fueron fundamentales para el desarrollo de esta tesis. Gracias a su guía profesional, logré superar obstáculos, mejorar mis habilidades de investigación y alcanzado el éxito de esta investigación, logros que no habrían sido posible sin su valioso asesoramiento.

Mi agradecimiento al Instituto de Investigación, Innovación y Desarrollo para el Sector Agrario y Agroindustrial – IIDAA de la UNTRM por el apoyo logístico brindado para el desarrollo de esta investigación por medio del Proyecto ProForestal con CUI. N° 2513702 denominado Mejoramiento del servicio de formación de pre grado en educación superior universitaria de la Escuela Profesional de Ingeniería Forestal de la UNTRM distrito de Chachapoyas - Provincia de Chachapoyas - Departamento de Amazonas.

Agradecimiento al personal que labora en el Laboratorio de Análisis Geoespacial y Manejo Forestal de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Agrarias, ya que su ayuda fue importante y relevante para el cumplimiento de los objetivos de esta investigación.

También deseo agradecer a Sivmny Valeria Valqui Reina, Ysabela Gómez Santillán por su apoyo y colaboración durante todo el proceso de desarrollo de esta tesis. Valoro profundamente su respaldo, apoyo y paciencia, pilares fundamentales para la culminación exitosa de esta tesis.

**AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ
DE MENDOZA DE AMAZONAS**

Ph. D. JORGE LUIS MAICELO QUINTANA
Rector

Dr. OSCAR ANDRÉS GAMARRA TORRES
Vicerrector Académico

Dra. MARÍA NELLY LUJÁN ESPINOZA
Vicerrectora de Investigación

Dr. ERICK ALDO AUQUÍÑIVIN SILVA
Decano de la Facultad de Ingeniería y Ciencia Agrarias

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS



ANEXO 3-L

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM ()/Profesional externo (), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada Modelamiento Espacial de Áreas Susceptibles a Ocurrencia de Incendios Forestales en la Provincia de Bongará, Amazonas; del egresado Yadira Odet Tomanguilla Calle de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Agrarias Escuela Profesional de Ingeniería Forestal de esta Casa Superior de Estudios.



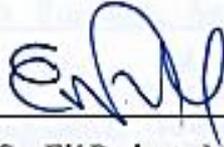
El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.

Chachapoyas, 10 de Junio de 2024

Firma y nombre completo del Asesor

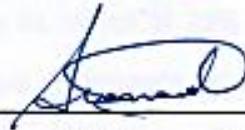
ALEX JOEL VERESPA ARTISOVA

JURADO EVALUADOR DE LA TESIS



Mg.Sc. Elí Pariente Mondragón

Presidente



Ms. Ingrid Aracelli Cassana Huamán

Secretaria



Ms. Robert Javier Cruzalegui Fernandez

Vocal

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS



ANEXO 3-Q

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

Los suscritos, miembros del Jurado Evaluador de la Tesis titulada:

Modelamiento Espacial de Áreas Susceptibles a Ocurrencia de Incendios Forestales en la Provincia de Bongará, Amazonas

presentada por el estudiante ()/egresado (x) Yadira Odet Tomangilla Calle de la Escuela Profesional de Ingeniería Forestal

con correo electrónico institucional 7770504082@untrm.edu.pe

después de revisar con el software Turnitin el contenido de la citada Tesis, acordamos:



a) La citada Tesis tiene 25 % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es menor () / igual (x) al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM.

b) La citada Tesis tiene _____ % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es mayor al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM, por lo que el aspirante debe revisar su Tesis para corregir la redacción de acuerdo al Informe Turnitin que se adjunta a la presente. Debe presentar al Presidente del Jurado Evaluador su Tesis corregida para nueva revisión con el software Turnitin.

Chachapoyas, 25 de Junio del 2024

[Signature]
SECRETARIO

[Signature]
VOCAL

[Signature]
PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

.....
.....

REPORTE TURNITIN

MODELAMIENTO ESPACIAL DE ÁREAS SUSCEPTIBLES A OCURRENCIA DE INCENDIOS FORESTALES EN LA PROVINCIA DE BONGARÁ, AMAZONAS

INFORME DE ORIGINALIDAD

25% INDICE DE SIMILITUD	23% FUENTES DE INTERNET	11% PUBLICACIONES	8% TRABAJOS DEL ESTUDIANTE
-----------------------------------	-----------------------------------	-----------------------------	--------------------------------------

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.uncp.edu.pe Fuente de Internet	5%
2	repositorio.untrm.edu.pe Fuente de Internet	3%
3	hdl.handle.net Fuente de Internet	3%
4	www.repositorio.uc.cl Fuente de Internet	2%
5	repositorio.unicach.mx Fuente de Internet	1%
6	repositorio.utc.edu.ec Fuente de Internet	<1%
7	siar.regionpiura.gob.pe Fuente de Internet	<1%
8	repositorio.utn.edu.ec Fuente de Internet	<1%


Mg.Sc. Eli Patiño Mondragón

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS



ANEXO 3-5

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

En la ciudad de Chachapoyas, el día 4 de Julio del año 2024 siendo las 9:00 horas, el aspirante: Yadira Odet Tomanguilla Calle, asesorado por Ing. Mg. Sc. Alex Joel Vezpara Anticona defiende en sesión pública presencial () / a distancia () la Tesis titulada: Modelamiento espacial de áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, Amazonas. para obtener el Título Profesional de Ingeniera Forestal a ser otorgado por la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas; ante el Jurado Evaluador, constituido por:



Presidente: Eli Pariente Mondragón
Secretario: Ingrid Araceli Cassana Huamán
Vocal: Robert Javier Cruzalegui Fernández

Procedió el aspirante a hacer la exposición de la Introducción, Material y métodos, Resultados, Discusión y Conclusiones, haciendo especial mención de sus aportaciones originales. Terminada la defensa de la Tesis presentada, los miembros del Jurado Evaluador pasaron a exponer su opinión sobre la misma, formulando cuantas cuestiones y objeciones consideraron oportunas, las cuales fueron contestadas por el aspirante.

Tras la intervención de los miembros del Jurado Evaluador y las oportunas respuestas del aspirante, el Presidente abre un turno de intervenciones para los presentes en el acto de sustentación, para que formulen las cuestiones u objeciones que consideren pertinentes.

Seguidamente, a puerta cerrada, el Jurado Evaluador determinó la calificación global concedida a la sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional, en términos de:

Aprobado () por Unanimidad () / Mayoría () Desaprobado ()

Otorgada la calificación, el Secretario del Jurado Evaluador lee la presente Acta en esta misma sesión pública. A continuación se levanta la sesión.

Siendo las 10:00 horas del mismo día y fecha, el Jurado Evaluador concluye el acto de sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional.


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

ÍNDICE

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTO	iii
AUTORIDADES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS	iv
VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS	v
JURADO EVALUADOR DE LA TESIS	vi
CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS	vii
REPORTE TURNITIN	viii
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS	ix
ÍNDICE	x
ÍNDICE DE TABLAS	xii
ÍNDICE DE FIGURAS	xiv
RESUMEN	xv
ABSTRACT	xvi
I. INTRODUCCIÓN	17
II. MATERIAL Y MÉTODOS	21
2.1. Área de estudio	21
2.2. Diseño metodológico	23
2.3. Materiales, métodos y software	23
2.4. Procedimiento metodológico	24
2.4.1. Selección y recolección de información cartográfica	24
2.4.2. Procesamiento de datos	25
2.4.3. Procesamiento de variables	26
2.4.4. Partición de datos para entrenamiento y validación	35
2.4.5. Modelamiento Random Forest	35

2.4.6.	Proyección de la ocurrencia de incendios forestales	35
2.4.7.	Validación del modelo espacial	36
III.	RESULTADOS	38
3.1.	Variables del factor meteorológico	38
3.2.	Áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.....	49
3.3.	Proyección futura de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará	52
3.4.	Validación del modelo espacial	53
IV.	DISCUSIÓN	55
V.	CONCLUSIONES.....	60
VI.	RECOMENDACIONES.....	61
VII.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62
	ANEXOS	67

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Materiales, equipos y software.....	23
Tabla 2. Clasificación de susceptibilidad de distancia a carreteras.....	26
Tabla 3. Clasificación de susceptibilidad de distancia a ríos.	27
Tabla 4. Clasificación de susceptibilidad de distancia a centros poblados.	28
Tabla 5. Clasificación de susceptibilidad asignadas según los rangos de la altitud.....	29
Tabla 6. Clasificación de susceptibilidad asignadas según las amplitudes de la pendiente.	29
Tabla 7. Clasificación de susceptibilidad asignadas según las amplitudes del aspecto. ..	30
Tabla 8. Clasificación de susceptibilidad según la cobertura vegetal.	31
Tabla 9. Clasificación de susceptibilidad según el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.....	32
Tabla 10. Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la temperatura.	33
Tabla 11. Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la precipitación.....	34
Tabla 12. Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la velocidad del viento.	34
Tabla 13. Variables meteorológicas integradas en el modelamiento de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.....	38
Tabla 14. Variables del factor topográfico integradas en el modelamiento de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.	41
Tabla 15. Variables del factor socioeconómico integradas para el modelamiento de áreas susceptibles ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará....	44

Tabla 16. Variables del factor biológico biológicas integradas para el modelamiento de ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.....	47
Tabla 17. Áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales de la provincia de Bongará.....	49
Tabla 18. Porcentaje de riesgo a incendios forestales en los distritos de la provincia de Bongará.....	50
Tabla 19. Porcentaje de áreas susceptibles a la proyección futura de incendios forestales en la provincia de Bongará, bajo los escenarios climáticos RCP (2.6 y 5.8). ..	52

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de ubicación del área de estudio.....	22
Figura 2. Flujograma de la metodología.....	37
Figura 3. Variables del factor meteorológico a) Temperatura b) Velocidad de Viento c) Precipitación pluviométrica.....	40
Figura 4. Variables del factor topográfico a) Altitud b) Pendiente c) Aspecto	43
Figura 5. Variables del factor socioeconómico a) Distancia a ríos b) Distancia a carreteras c) Distancia a centros poblados	46
Figura 6. Variables biológicas a) Cobertura vegetal b) NDVI	48
Figura 7. Mapa de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.	51
Figura 8. Proyección futura de susceptibilidad a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará en los años 2030, 2050, 2070, según escenarios climáticos. a) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2030), b) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2030), c) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2050), d) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2050), e) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2070), f) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2070)	53
Figura 9. Precisión del modelo de probabilidad representado por el Área bajo la curva ROC (AUC)-Random Forest.....	54

RESUMEN

Durante los últimos años, la provincia de Bongará ha experimentado una pérdida significativa de cobertura vegetal, principalmente debido a los incendios forestales, generando impactos sociales, económicos y ambientales a nivel provincial. Por lo tanto, este estudio se enfoca en desarrollar un modelamiento espacial de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, utilizando once variables predictoras divididas en topográficas, biológicas, socioeconómicas y meteorológicas. En el modelo actual de áreas susceptibles a incendios forestales en la provincia de Bongará los distritos con niveles de riesgo muy altos, altos y moderado son Jazan (68.14%), Valera (58.50%), Recta (52.63%), Cuispes (45.15%), Florida (45.88%) y Shipasbamba (42.35%), seguido por San Carlos (34.05%), Jumbilla (26.09%) y Churuja (21.18%) respectivamente. El modelo obtuvo un valor de rendimiento ($AUC=0.95$) indicando un excelente rendimiento del modelo. La proyección del modelo para los años 2030, 2050, 2070, mostró un aumento en las áreas de mayor riesgo a incendios forestales en la provincia de Bongará. Bajo los escenarios RCP 2.6, estas áreas abarcarían el 19.64%, 19.97% y el 20.73% del territorio, respectivamente. En el escenario RCP RCP 8.5 representado el 20.39%, 20.09% y 21.35% del territorio. Estos cambios reflejan impactos ambientales y antrópicos.

Palabras claves: Bongará, Random Forest, cambio climático, modelamiento

ABSTRACT

In recent years, the province of Bongará has experienced a significant loss of vegetation cover, mainly due to forest fires, generating social, economic and environmental impacts at the provincial level. Therefore, this study focuses on developing a spatial modeling of areas susceptible to the occurrence of forest fires in the province of Bongará, using eleven predictor variables divided into topographic, biological, socioeconomic and meteorological variables. In the current model of areas susceptible to forest fires in the province of Bongará, the districts with very high, high and moderate risk levels are Jazan (68.14%), Valera (58.50%), Recta (52.63%), Cuispes (45.15%), Florida (45.88%) and Shipasbamba (42.35%), followed by San Carlos (34.05%), Jumbilla (26.09%) and Churuja (21.18%) respectively. The model obtained a performance value (AUC=0.95) indicating excellent model performance. The model projection for the years 2030, 2050, 2070, showed an increase in the areas of highest risk to forest fires in the province of Bongará. Under RCP 2.6 scenarios, these areas would cover 19.64%, 19.97% and 20.73% of the territory, respectively. In the RCP 8.5 scenario, these areas represent 20.39%, 20.09% and 21.35% of the territory. These changes reflect environmental and anthropogenic impacts.

Key words: Bongará, Random Forest, climate change, modeling.

I. INTRODUCCIÓN

Los ecosistemas forestales abarcan alrededor de un tercio de la superficie terrestre del planeta y se encuentran entre los recursos naturales más significativo que juegan un rol importante en el mantenimiento y equilibrio ecológico de los ecosistemas (Moayedi et al., 2020), además brindan bienes y servicios, como la producción de oxígeno y purificación del aire, provee alimentos, madera, combustible, provisión de la vida silvestre y humana, y mejoramiento de la cantidad y calidad de agua, que proporciona empleo de millones de personas, asimismo contribuye al desarrollo económico y a la conservación de la biodiversidad terrestre (Bui et al., 2016; Naderpour et al., 2021). No obstante, los ecosistemas forestales son perceptibles a los cambios climáticos, es decir, al incrementar la temperatura y/o al disminuir la precipitación se origina una estación seca más prolongada, y estas variaciones climáticas hacen que los ecosistemas forestales sean susceptibles a los incendios (Bui et al., 2016), afectando su composición, estructura y procesos funcionales de los ecosistemas (Said et al., 2017).

Los incendios forestales se han convertido en uno de los eventos más destructivos y vulnerables que ocurre de forma reiterada en los ecosistemas forestales provocando la pérdida de ecosistemas de todo el mundo (Venkatesh et al., 2020); por tanto, son sucesos complejos denominados como fuego en un espacio de vegetación combustible (Sachdeva et al., 2018) causado por la interacción de las variaciones climáticas y antropogénicas (Mohajane et al., 2021), favoreciendo a la combustión y la propagación. Además, este fenómeno impacta negativamente en la mayoría de la vegetación de los biomas globales, como pastizales/sabanas (tropicales y subtropicales), bosques (mediterráneos, templados, boreales y amazónicos) y campos agrícolas (Castillo et al., 2020) poniendo en peligro la biodiversidad al disminuir la riqueza florística, la vida silvestre y la vida humana; en consecuencia, favorece a los cambios abruptos en el uso de la tierra, erosión de bosques causado por los incendios forestales y la fragmentación de los bosques debido al aumento del crecimiento de la población que causan perturbaciones ecológicas.

Los ecosistemas amazónicos, con el pasar de los años han sufrido diversos cambios y alteraciones en su ecosistema lo cual genera sequías extremas provocadas por aumentos anormales de la temperatura superficial del mar, así como también por la intensificación

del uso del suelo e incendios forestales asociados afectando la cobertura vegetal, alteraciones que al relacionarse entre sí generan áreas con condiciones favorables para la ocurrencia de incendios forestales y en efecto se ven afectadas grandes extensiones de la superficie terrestre del mencionado ecosistema de la Amazonía (Castillo et al., 2020; Silva et al., 2021).

Predecir el comportamiento de los incendios forestales es una tarea crucial a nivel mundial. Por ello, se están llevando a cabo estudios significativos para predecir la propagación de incendios, prevenirlos y mitigar sus daños. Esta predicción puede apoyarse con datos geoespaciales, características de la cobertura terrestre y condiciones climáticas (Shadrin et al., 2024). Donde los estudios basados en la modelación espacial de los incendios forestales buscan encontrar un modelo adecuado que examine la relación entre las variables independientes y una variable dependiente para determinar la importancia de cada factor (Vilchis-Francés et al., 2015).

Debido a la importancia que contempla el estudio de los incendios forestales, en los últimos años se han desenvuelto diversas tecnologías para mapear las áreas susceptibles a incendios forestales, con lo cual es posible comprender y predecir los posibles peligros que pueden ocurrir en este entorno. La mayoría de estos estudios emplea tecnologías como la teledetección y las imágenes satelitales como un medio de recopilación de datos, que permite la construcción de cartografía especializada en cuanto a la susceptibilidad de incendios forestales (Mohajane et al., 2021), que está basada en el modelamiento espacial, donde se desenvuelven diferentes métodos como el aprendizaje automático, debido a su precisión crítica para construir modelos de incendios forestales, dentro de este tipo de aprendizaje se destacan las redes neuronales artificiales (ANN) que son útiles para definir la probabilidad de incendios forestales, especialmente para simular la predicción del comportamiento del fuego integrando variables de diferente naturaleza como sociales, ambientales, meteorológicas, entre otras más (Satir et al., 2016; Tien Bui et al., 2017).

En cuanto a estudios sobre incendios forestales, a nivel internacional existen algunos autores que han realizado investigaciones concernientes al modelamiento espacial de áreas susceptibles a incendios forestales, Por ejemplo, Ljubomir et al. (2019) llevaron a cabo un estudio en toda el área del Parque Nacional de Serbia Tara, utilizando sistemas de información geográfica y procesos de jerarquía analítica para modelar la variabilidad

a los incendios forestales. Asimismo, clasificaron las categorías de susceptibilidad en 5 clases (muy alto, alto, moderado, bajo y muy bajo), considerando 13 factores relevantes para la susceptibilidad de incendios forestales. Por otro lado, Suryabhagavan et al. (2016) realizaron un análisis de multicriterio basado en sistemas de información geográfica para desarrollar mapas de susceptibilidad de incendios forestales en los bosques de Harena. Clasificaron el riesgo de incendios en 4 categorías (muy alto, alto, moderado y bajo), tomando en cuenta diferentes variables meteorológicas, topográficas, socioeconómicas. Concluyeron que la pendiente, el aspecto y el viento son factores importantes que influyen en el riesgo de incendios forestales.

Por otro lado, existen estudios que se basaron en periodos de tiempo como Garzón-Vergara et al.(2020) que realizaron un análisis espacial de incendios forestales en la provincia de Azuay en el periodo de tiempo de 2014 – 2018, utilizando herramientas aleatorias de índice de Morán, como también desarrollaron un análisis de puntos calientes para determinar áreas con mayor riesgo de incendios forestales; así mismo, Ibarra-Montoya et al. (2016) desarrollaron un modelado espacial en el bosque La Primavera, México, para determinar zonas potenciales a incendios forestales en el periodo de tiempo de 1998-2012, utilizando variables meteorológicas, combustible, casualidad, paisaje y antropogénicas y el modelo de MaxEnt con la finalidad de determinar el modelado de predicciones de incendios.

A nivel nacional también se han realizado estudios de este tipo, como el llevado a cabo por Malpartida (2016) en la provincia de Satipo, donde evaluaron el nivel de riesgo de incendios forestales, utilizando la metodología de evaluación multicriterio. Se aplicó una técnica compensatoria aditiva basada en el método de las jerarquías analíticas (MJA), para identificar los factores que influyen en el riesgo a incendios forestales. Por otro lado, Vergara et al. (2023) emplearon la lógica difusa en su estudio para modelar el riesgo de incendios forestales en la región de Cajamarca. Incorporaron factores meteorológicos, biológicos, topográficos y socioeconómicos en su análisis, utilizando funciones de pertenencia difusa, fuzzificación de imágenes, superposición fuzzy y reclasificación espacial de riesgo de incendios forestales, brindando una mayor flexibilidad en la modelación de los riesgos de incendios forestales.

A nivel local Vergara et al. (2024) llevaron a cabo una investigación que combinó técnicas de Sistema de Información Geográfica (SIG) y el método AHP para mapear las

áreas susceptibles a incendios forestales en la provincia de Rodríguez de Mendoza. Se consideraron factores climáticos, topográficos, socioeconómicos y biológicos que influyen en la ocurrencia de incendios forestales, clasificando la probabilidad en cinco clases de riesgo (Muy bajo, Bajo, Moderado, Alto y Muy alto). Los resultados indicaron que el 23,65% del territorio de la provincia de Rodríguez de Mendoza presenta un nivel de riesgo alto, mientras que el 19,05% tiene un nivel de riesgo muy alto para la ocurrencia de incendios forestales. En total, el 42,70% del territorio muestra una susceptibilidad alta y muy alta a la ocurrencia de incendios forestales, siendo el material combustible el factor principal que influye en esta ocurrencia.

Según lo anteriormente expuesto y sabiendo que no existen estudios en relación al modelamiento espacial de áreas susceptibles a incendios forestales a nivel provincial en el departamento de Amazonas, se genera la siguiente problemática: ¿Cuáles son las áreas de la provincia de Bongará, Amazonas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales?, a fin de atender a la problemática suscitada se planteó este estudio teniendo como objetivo general: Realizar el modelamiento espacial de las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios en la provincia de Bongará, y como objetivos específicos: a) Identificar las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, aplicando el algoritmo Random Forest, b) Establecer un modelo espacial para las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales, en base a variables meteorológicas, topográficas, socioeconómicas y biológicas y c) Proyectar las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales con escenarios climáticos futuros, 2030, 2050, 2070.

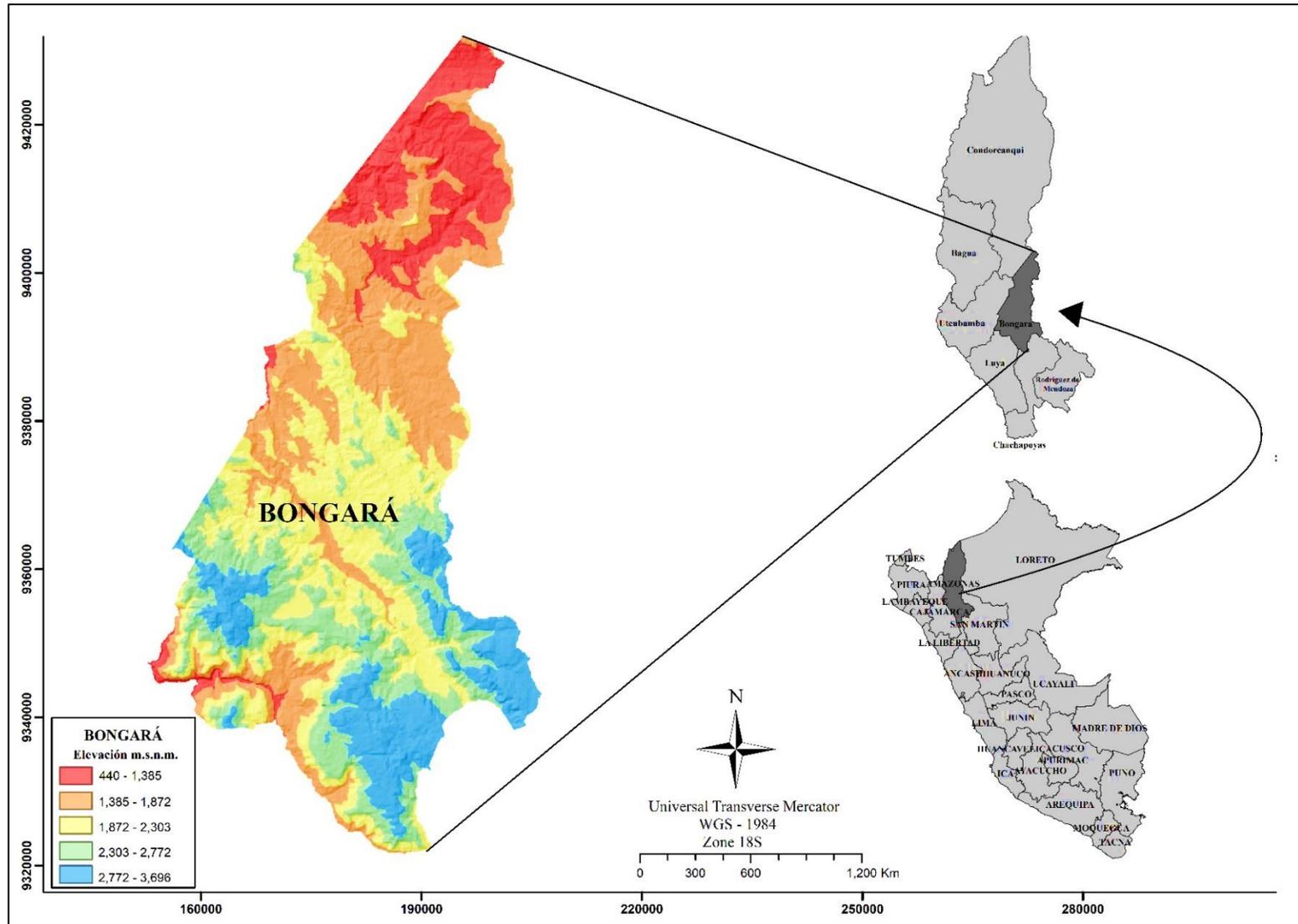
II. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

El presente estudio se realizó en la provincia de Bongará, situada en la parte meridional del departamento de Amazonas, Perú. Esta provincia limita al norte con la provincia de Condorcanqui, al noreste con la provincia del Marañón del departamento de Loreto, al este con las provincias de Moyobamba y Rioja del departamento de San Martín, al sur con las provincias de Chachapoyas y Luya, y al oeste con la provincia de Utcubamba. Con una superficie total estimada de 2876 km², que abarca el 9.8 % de la superficie total del departamento de Amazonas, su altitud varía desde los 440 m.s.n.m hasta los 3696 m.s.n.m. Bongará presenta un clima variado, influenciado por la cordillera de los Andes y la cercanía a la zona ecuatorial y amazónica, donde la temperatura mínima y máxima fluctúan entre los 15 °C a 32 °C, la humedad promedio oscila entre el 73% a 90% y la precipitación promedio mensual es de 225.6 mm (Marcelo & Sánchez, 2018).

Figura 1

Mapa de ubicación del área de estudio.



2.2. Diseño metodológico

La presente investigación realizada fue de diseño no experimental, tipo básica y descriptiva. Para la evaluación del modelamiento espacial de las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, se realizó utilizando el algoritmo Random Forest a través del lenguaje de programación R en el IDL Rstudio v.3.3.4.

2.3. Materiales, métodos y software

Durante el desarrollo del presente estudio sobre modelamiento espacial de áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, Amazonas, recurrimos al uso de cartografía de libre acceso. Estos se utilizan comúnmente en diversas investigaciones de modelamiento. Para alcanzar los objetivos propuestos, empleamos la siguiente información:

Tabla 1

Materiales, equipos y software.

Categoría	Descripción
Data cartográfica y satelital	<ul style="list-style-type: none">- División política regional, provincial y distrital del Perú elaborada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI).- Shapes de centros poblados, ríos y red vial obtenidos de las plataformas digitales del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), Autoridad Nacional del Agua (ANA), Ministerio de Transporte y Comunicaciones (MTC) respectivamente.- Modelo de Elevación Digital del Terreno (DEM) del satélite ASTER GDEM de 30 metros de resolución espacial, descargado del Geoservidor GEO GPS PERÚ.- Variables bioclimáticas proporcionada por WorldClim.- Focos de calor proporcionado por Programa Queimadas (INPE).- Imágenes satelitales del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS).
Softwares	<ul style="list-style-type: none">- Software GIS- R Studio (<i>ver.4.2.3</i>)- Microsoft Office 2019
Equipos y materiales	<ul style="list-style-type: none">- Laptop Lenovo AMD Ryzen 7 - 8GB RAM

2.4. Procedimiento metodológico

Para el desarrollo de la investigación se recolectaron datos espaciales que facilitaron el proceso de modelado y se siguió una serie de etapas basados en técnicas de teledetección.

2.4.1. Selección y recolección de información cartográfica

Durante el desarrollo de esta investigación, se recolectaron los límites geográficos del área de estudio. Esta información se obtuvo de la base de datos de límites provinciales disponible en el geoportal de infraestructura de datos espaciales del Instituto Nacional de Estadística e Informática (<https://ide.inei.gob.pe/>). Además, se recopiló información de los factores que intervienen para el inicio y propagación de un incendio forestal: los factores fueron socioeconómico, topográfico, biológico y meteorológicos, además cada factor estuvo conformado por un grupo de variables los cuales se describen a continuación:

a) Factor socioeconómico

El factor socioeconómico estuvo conformado por tres variables las cuales fueron: distancia a centros poblados, distancia a ríos y distancia a carreteras principales; las cuales se recopilaron de diversas plataformas digitales. La base de datos de los centros poblados se descargó del Instituto Nacional de Estadística e Informática -INEI (<https://www.gob.pe/inei/>), de los ríos de Autoridad Nacional del Agua – ANA (<https://www.gob.pe/ana>), y las vías nacionales, departamentales y vecinales del Ministerio de Transporte y Comunicaciones – MTC (<https://www.gob.pe/mtc>).

b) Factor Topográfico

El factor topográfico estuvo conformado por tres variables: altitud, pendiente y aspecto del terreno, que fueron obtenidas del Modelo de Elevación Digital del Terreno (DEM) del satélite Aster Global Digital Elevation Model (ASTER GDEM) con una resolución de 30 metros obtenidos desde el Geoservidor GEO GPS PERÚ (<https://www.geogpsperu.com/>).

c) Factor biológico

El factor biológico estuvo conformado por dos variables: el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), que se obtuvo a partir del cálculo de las bandas de las imágenes de satélite del periodo 2022 del sensor Landsat 8 OLI/TIRS, estas imágenes se obtuvieron de la plataforma digital del Servicio Geológico de los Estados Unidos -USGS (<https://www.usgs.gov/>); por otra parte, la variable de cobertura vegetal se obtuvo del Geoservidor del Ministerio del Ambiente - MINAM (<http://geoservidor.minam.gob.pe/>).

d) Factor meteorológico

El factor meteorológico estuvo conformado por tres variables: la temperatura promedio (°C), precipitación pluviométrica (mm) y velocidad de viento (km/h), que fueron obtenidas de la base de datos mundial del clima WorldClim v. 2.0 (<https://www.worldclim.org/>).

e) Datos de registro de incendios forestales

Los datos de los puntos de calor utilizados para el modelamiento de las áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales se obtuvieron en formato shapefile del portal Queimadas del Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (<http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>), que proporciona datos de puntos de calor que representan los incendios forestales captados por el sensor satelital Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS).

2.4.2. Procesamiento de datos

a. Extracción del área de estudio

Para delimitar el ámbito geográfico del estudio, se utilizaron los límites departamentales de la región. Estos límites se obtuvieron del geoportal de infraestructura de datos espaciales del Instituto Nacional de Estadística e Informática, que cuenta con una base de datos de límites provinciales. Para obtener los límites de la provincia de Bongará se importaron los datos geoespaciales en un software GIS, utilizando la herramienta “*Add Data*” para agregar el shapefile de la provincia. A continuación, se utilizó la herramienta “*Select Features*” para seleccionar la provincia de Bongará. Finalmente, se exportaron

los datos utilizando la herramienta “*Export Data*” para crear un nuevo shapefile con los límites de la provincia de Bongará.

2.4.3. *Procesamiento de variables*

Factor socioeconómico

Las variables del factor socioeconómico integradas en el estudio se procesaron de la siguiente manera:

a. Distancia a carreteras

El sistema viario, que incluye la red vial nacional, departamental y vecinal, facilita el movimiento de vehículos entre ciudades, y la conexión entre regiones (Leal et al., 2019). Además, se reconoce que los incendios forestales son mayormente causados por factores antropogénicos, por lo tanto, la red vial puede ser considerado como una variable que puede desencadenar un incendio forestal (Anticona et al., 2023).

La información de la red vial del área de estudio se obtuvo de la base de datos espacial de la plataforma digital del Ministerio de Transporte y Comunicaciones – MTC (<https://www.gob.pe/mtc>). Para crear la imagen matricial de la distancia a las carreteras, se utilizó la función SIG llamada “*merge*”, que tomó como entrada el archivo vectorial de la distancia de carreteras nacionales, departamentales y vecinales. Luego, este archivo vectorial se sometió a un análisis de distancia euclidiana utilizando la función SIG llamado “*Distancia euclidiana*”. Este proceso permitió obtener y clasificar los valores de la red vial. Finalmente, los valores se clasificaron en cinco categorías, tal como se detalla en la Tabla 2.

Tabla 2

Clasificación de susceptibilidad de distancia a carreteras

Parámetro	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Distancia de carreteras (m)	0-600	5	Muy alto	(Enoh et al., 2021; Leal et al., 2019;
	600-1200	4	Alto	al., 2019;
	1200-1800	3	Moderado	Sivrikaya &
	1800-2400	2	Bajo	Küçük,
	>2400	1	Muy bajo	2022)

b. Distancia a ríos

La distancia a los ríos es una variable determinante para la propagación o inicio de un incendio forestal, especialmente en áreas forestales cercanas a asentamientos urbanos y zonas agrícolas, donde el riesgo aumenta significativamente. A medida que la distancia a los ríos disminuye, el riesgo de un incendio forestal aumenta, ya que los ríos actúan como barreras naturales que pueden ayudar a detener o disminuir la propagación del fuego (Anticono et al., 2023; Sivrikaya & Küçük, 2022).

La información de la red hidrológica del área de estudio se obtuvo de la plataforma digital de la Autoridad Nacional del Agua – ANA (<https://www.gob.pe/ana>). Para crear la imagen matricial de la distancia a ríos, se utilizó la función SIG llamada “merge”, que tomó como entrada el archivo vectorial de la red hidrológica. Luego, este archivo vectorial se sometió a un análisis de distancia euclidiana utilizando la función SIG llamado “Distancia euclidiana”. Este proceso permitió obtener y clasificar los valores de la red hidrológica.

Finalmente, los valores se clasificaron cinco categorías, tal como se detalla en la Tabla 3.

Tabla 3

Clasificación de susceptibilidad de distancia a ríos.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Distancia a ríos (m)	>2000	5	Muy alto	(Sari, 2021;
	1500-2000	4	Alto	Sivrikaya &
	1000-1500	3	Moderado	Küçük,
	500-1000	2	Bajo	2022)
	0-500	1	Muy bajo	

c. Distancia a centros poblados

La distancia de los centros poblados influye en la propagación de incendios forestales, ya que muchas áreas forestales se encuentran cerca de áreas habitadas, lo que aumenta el riesgo de ignición de incendios debido a las actividades humanas (Leal et al., 2019; Sivrikaya & Küçük, 2022).

La información de los centros poblados del área de estudio se obtuvo Geoservidor GEO GPS PERÚ (<https://www.geogpsperu.com/>). Para crear la imagen matricial de la distancia a ríos, se utilizó la función SIG llamada “merge”, que tomó como entrada el archivo vectorial de los centros poblados. Luego, este archivo vectorial se sometió a un análisis de distancia euclidiana utilizando la función SIG llamado “Distancia euclidiana”. Este proceso permitió obtener y clasificar los valores de los centros poblados.

Finalmente, los valores se clasificaron cinco categorías, tal como se detalla en la Tabla 4.

Tabla 4

Clasificación de susceptibilidad de distancia a centros poblados.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Distancia a centros poblados (m)	0-500	5	Muy alto	(Enoh et al., 2021; Leal et al., 2019; Sivrikaya & Küçük, 2022)
	500-1000	4	Alto	
	1000-1500	3	Moderado	
	1500-2000	2	Bajo	
	>2000	1	Muy bajo	

Factor topográfico

Las variables contempladas en el factor topográfica del estudio fueron:

a. Altitud

La altitud es una variable importante que está relacionada con varios factores que aumentan el riesgo de ignición e incendio, como el comportamiento del viento, bajos niveles de humedad, altas temperaturas y disponibilidad de materia orgánica seca (Sari, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022; Suryabhadgavan et al., 2016). En comparación con las zonas de mayor altitud, las zonas de menor altitud son consideradas más peligrosas para la iniciación de un incendio debido a las altas temperaturas y las condiciones bajas de humedad (Bentekhici et al., 2020).

Se descargaron cuatro escenas del modelo de elevación digital (DEM) del Geoservidor GEO GPS PERÚ (<https://www.geogpsperu.com/>). Estos archivos raster se utilizaron para crear un mosaico utilizando la función SIG llamada “mosaic to new raster”, con una resolución espacial de 30 metros. Posteriormente, este archivo raster se recortó según los

límites del área de estudio utilizando la función “*Extract to mask*”. Finalmente, se clasificaron los valores en cinco categorías, tal como se detalla en la Tabla 5.

Tabla 5

Clasificación de susceptibilidad asignadas según los rangos de la altitud.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Altitud (m)	<400	5	Muy alto	(Enoh et al., 2021; Leal et al., 2019)
	400-800	4	Alto	
	800-1200	3	Moderado	
	1200-1600	2	Bajo	
	>1600	1	Muy bajo	

b. Pendiente (%)

La pendiente de la superficie desempeña un rol decisivo en los incendios forestales, ya que tienen un impacto directo en el inicio, comportamiento, dirección y velocidad de propagación del fuego (Anticono et al., 2023; Sari, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022). La imagen matricial de la pendiente se procesó utilizando la función SIG llamada “*slope*”. Se utilizó el Modelo Digital de Elevación preprocesado con una resolución de 30 metros como entrada. Posteriormente, se realizó una reclasificación de esta imagen matricial de la pendiente en cinco valores (grados) utilizando la función SIG “*reclassify*”.

Finalmente, se clasificaron los valores en cinco categorías, tal como se detalla en la Tabla 6.

Tabla 6

Clasificación de susceptibilidad asignadas según las amplitudes de la pendiente.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Pendiente (grados)	>60	5	Muy alto	(Enoh et al., 2021; Leal et al., 2019)
	45-60	4	Alto	
	30-45	3	Moderado	
	15-30	2	Bajo	
	0-15	1	Muy bajo	

c. Aspecto

El aspecto es una variable importante que influye en el comportamiento del fuego a través de la radiación solar y la velocidad del viento (Anticono et al., 2023; Enoh et al., 2021). Las caras expuestas al sur y el este reciben una mayor cantidad de la luz solar directa, lo que les hace más vulnerables a los incendios forestales. Por otro lado, las caras orientadas hacia el norte y oeste no reciben tanta luz solar directa, por lo tanto, son menos propensas al inicio y propagación de los incendios (Enoh et al., 2021). La imagen matricial del aspecto se generó del modelo de elevación digital utilizando la función SIG llamada “*aspect*”. Posteriormente, se realizó una reclasificación utilizando la función SIG “*reclassify*”.

Finalmente, se clasificaron los valores, tal como se detalla en la Tabla 7.

Tabla 7

Clasificación de susceptibilidad asignadas según las amplitudes del aspecto.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Aspecto	-1-69.49	5	Muy alto	(Enoh et al., 2021; Leal et al., 2019)
	69.49-141.40	4	Alto	
	141.40-214.71	3	Moderado	
	214.71-285.21	2	Bajo	
	285.21-358.93	1	Muy bajo	

Factor biológico

Las variables del factor biológico empleadas en el estudio fueron:

a. Cobertura vegetal

La cobertura vegetal es un factor importante que ejerce una gran influencia en la ocurrencia de incendios forestales debido a los diferentes comportamientos que presentan en diferentes tipos de vegetación inflamable, y su impacto en el inicio y el comportamiento del fuego (Sari, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022). Además, la cubierta vegetal de áreas de tierra seca y con vegetación densa tienen un mayor potencial de iniciar un incendio forestal en comparación con las áreas húmedas y con escasa vegetación (Ajin et al., 2016).

La información sobre la cobertura vegetal del área de estudio se obtuvo del Geoservidor del Ministerio del Ambiente - MINAM (<http://geoservidor.minam.gob.pe/>). Se realizó un recorte del archivo vectorial de la base de datos de la cobertura vegetal utilizando los límites del área de estudio. Luego, se seleccionaron los tipos de cobertura vegetal presentes en el área de estudio como se muestra en la tabla 8.

Tabla 8

Clasificación de susceptibilidad según la cobertura vegetal.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Cobertura Vegetal	Jalca	5	Muy alto	(CENEPRED, 2022)
	Cultivos-Pastos	4	Alto	
	Paramos	3	Moderado	
	Bosques	2	Bajo	
	Laguna-Ríos	1	Muy bajo	

b. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada – NDVI

El índice de vegetación normalizada - NDVI se define como la diferencia normalizada entre la reflectancia roja e infrarroja cercana, que permite examinar la cantidad de material vegetal presente en el área de estudio. Además, se reconoce que existen diversos tipos de vegetación que contienen diferentes componentes químicos, los cuales, al entrar en contacto con el fuego, se convierten en material inflamable (Anticono et al., 2023; Ljubomir et al., 2019; Meng et al., 2019).

Para realizar el cálculo de este índice se empleó imágenes del periodo 2022 del satélite Landsat 8 OLI TIRS, el cual se encuentra disponible en la plataforma digital del Servicio Geológico de los Estados Unidos -USGS (<https://www.usgs.gov/>). Para la selección de las imágenes satelitales tienen que cumplir con las características como 10% de nubosidad.

La expresión matemática del NDVI se da de la siguiente manera (Huang et al., 2021):

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

Donde: NIR es Banda infrarrojo cercana, correspondiente a la Banda 5 en Landsat 8 y RED es Banda rojo, correspondiente a la Banda 4 en Landsat 8. Finalmente se clasificaron los valores, tal como se detalla en la Tabla 9.

Tabla 9

Clasificación de susceptibilidad según el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
NDVI	>0.37	5	Muy alto	(Parajuli et al., 2023; Sivrikaya et al., 2024)
	0.29-0.39	4	Alto	
	0.21-0.29	3	Moderado	
	0.13-0.21	2	Bajo	
	<0.13	1	Muy bajo	

Factor meteorológico

Las variables contempladas en el factor meteorológico integradas en el estudio fueron:

a. Temperatura (C°)

La temperatura es un factor climático que influye directamente en la ocurrencia de los incendios forestales, ya que las altas temperaturas del aire disminuyen la humedad de la superficie vegetal y aumentan la susceptibilidad al fuego (Anticono et al., 2023; Sari, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022).

Para generar la imagen matricial mensual de la temperatura en el periodo de 1970 a 2000, con una resolución espacial de 30 segundos (1 km²), se utilizó la base de datos WorldClim versión 2.1 (publicada en enero de 2020). Estas imágenes se recortaron y proyectaron con una resolución espacial de 30 metros utilizando las funciones SIG “*extract by mask*” y “*project raster*”. Luego, se calculó la temperatura promedio utilizando la función SIG “*map algebra*” y se realizó una reclasificación de la imagen obtenida. Finalmente, los valores se clasificaron, tal como se detalla en la Tabla 10.

Tabla 10

Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la temperatura.

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Temperatura (°C)	>21	5	Muy alto	(Hong et al., 2017; Ju et al., 2023)
	17-21	4	Alto	
	14 – 17	3	Moderado	
	11-14	2	Bajo	
	<11	1	Muy bajo	

b. Precipitación pluviométrica (mm)

La precipitación es una variable que tiene un impacto directo en el riesgo de incendios forestales, ya que afecta la humedad del combustible vegetal y la humedad relativa del aire. En áreas con baja precipitación, es probable que el combustible vegetal, como la vegetación y la materia orgánica en el suelo, tenga niveles bajos de humedad, lo que aumenta su inflamabilidad y la probabilidad de que los incendios se propaguen rápidamente. Por otro lado, una mayor precipitación incrementa la humedad del combustible vegetal y la humedad relativa del aire, lo que reduce el riesgo de incendios forestales (Anticono et al., 2023; Sivrikaya & Küçük, 2022).

Para generar la imagen matricial mensual de la precipitación en el periodo de 1970 a 2000, con una resolución espacial de 30 segundos (1 km²), se utilizaron los datos de la base de datos WorldClim versión 2.1 (publicada en enero de 2020). Estas imágenes se recortaron y proyectaron con una resolución espacial 30 metros utilizando las funciones SIG “*extract by mask*” y “*project raster*”. Luego, se calculó la precipitación acumulada utilizando la función SIG “*map algebra*” y se realizó una reclasificación de la imagen obtenida. Finalmente, los valores se clasificaron, tal como se detalla en la Tabla 11.

Tabla 11*Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la precipitación.*

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Precipitación (mm)	<600	5	Muy alto	(Hong et al., 2017; Ju et al., 2023; Sivrikaya & Küçük, 2022)
	600-900	4	Alto	
	900-1200	3	Moderado	
	1200-1500	2	Bajo	
	>1500	1	Muy bajo	

c. Velocidad de viento (m/s)

La velocidad de viento es una variable esencial que afecta la aparición y la propagación de incendios forestales. El viento disminuye el contenido de humedad del aire y acelera el proceso de secado del combustible vegetal, lo que aumenta la facilidad de ignición. Además, el viento proporciona oxígeno que acelera la combustión y dificulta la extinción del fuego (Hong et al., 2017; Sivrikaya & Küçük, 2022).

Para generar la imagen matricial mensual de la velocidad del viento en el periodo de 1970 a 2000, con una resolución espacial de 30 segundos (1 km^2), se utilizaron los datos de la base de datos WorldClim versión 2.1 (publicada en enero de 2020). Estas imágenes se recortaron y proyectaron con una resolución espacial de 30 metros utilizando las funciones SIG “extract by mask” y “project raster”. Luego, se calculó la velocidad del viento promedio utilizando la función SIG “map algebra” y se realizó una reclasificación de la imagen obtenida. Finalmente, los valores se clasificaron, tal como se detalla en la Tabla 12.

Tabla 12*Clasificación de susceptibilidad según los intervalos de la velocidad del viento.*

Parámetros	Clase	Ranking	Clasificación de Riesgo	Adaptado de
Velocidad de viento (m/s)	>2.7	5	Muy alto	(Hong et al., 2017; Sari, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022)
	2.4 - 2.7	4	Alto	
	2.1 - 2.4	3	Moderado	
	1.9 - 2.1	2	Bajo	
	<1.9	1	Muy bajo	

2.4.4. *Partición de datos para entrenamiento y validación*

Los datos totales de incendios forestales obtenidos, fueron partidos en proporción de 70:30, 70 % de los datos para entrenamiento del modelo y el 30 % para la validación del mismo (El-Madafri et al., 2023).

2.4.5. *Modelamiento Random Forest*

El método Random forest utiliza una gran cantidad de árboles de decisión durante el período de entrenamiento, que producen sus predicciones y las combinan en una única predicción más precisa (Breiman, 2001). Para ejecutar el modelo RF, se deben definir a dos parámetros principales del modelo de bosque aleatorio: la raíz cuadrada del número de factores (m_{try}) y el número de árboles para ejecutar el modelo (n_{tree}). Los parámetros anteriores se deben optimizar para minimizar el error de generalización. En general, el modelo selecciona los mejores parámetros posibles para lograr la máxima precisión (Gigović et al., 2019; Milanović et al., 2020). En esta investigación, el modelo Random Forest se usó para observar el vínculo entre los factores condicionantes de incendios forestales y la ocurrencia de incendios forestales y para predecir la susceptibilidad de un incendio forestal actual y a futuro integrando variables de cambio climático. Para generar la susceptibilidad a incendios forestales de Bongará, se siguió lo indicado por (Gigović et al., 2019) quien menciona que se debe calcular el valor de cada factor ambiental de incendio forestal en cada celda de la cuadrícula utilizando un modelo de bosque aleatorio y luego determinar la configuración de parámetros con la mayor precisión de predicción, para esta investigación y se estableció en $m_{try} = 4$. Además, en este estudio, el número de árboles (m_{tree}) en RF se fijó en 200 después de un análisis preliminar y el número m de variables muestreadas en cada nodo se seleccionó para que fuera 1.

2.4.6. *Proyección de la ocurrencia de incendios forestales*

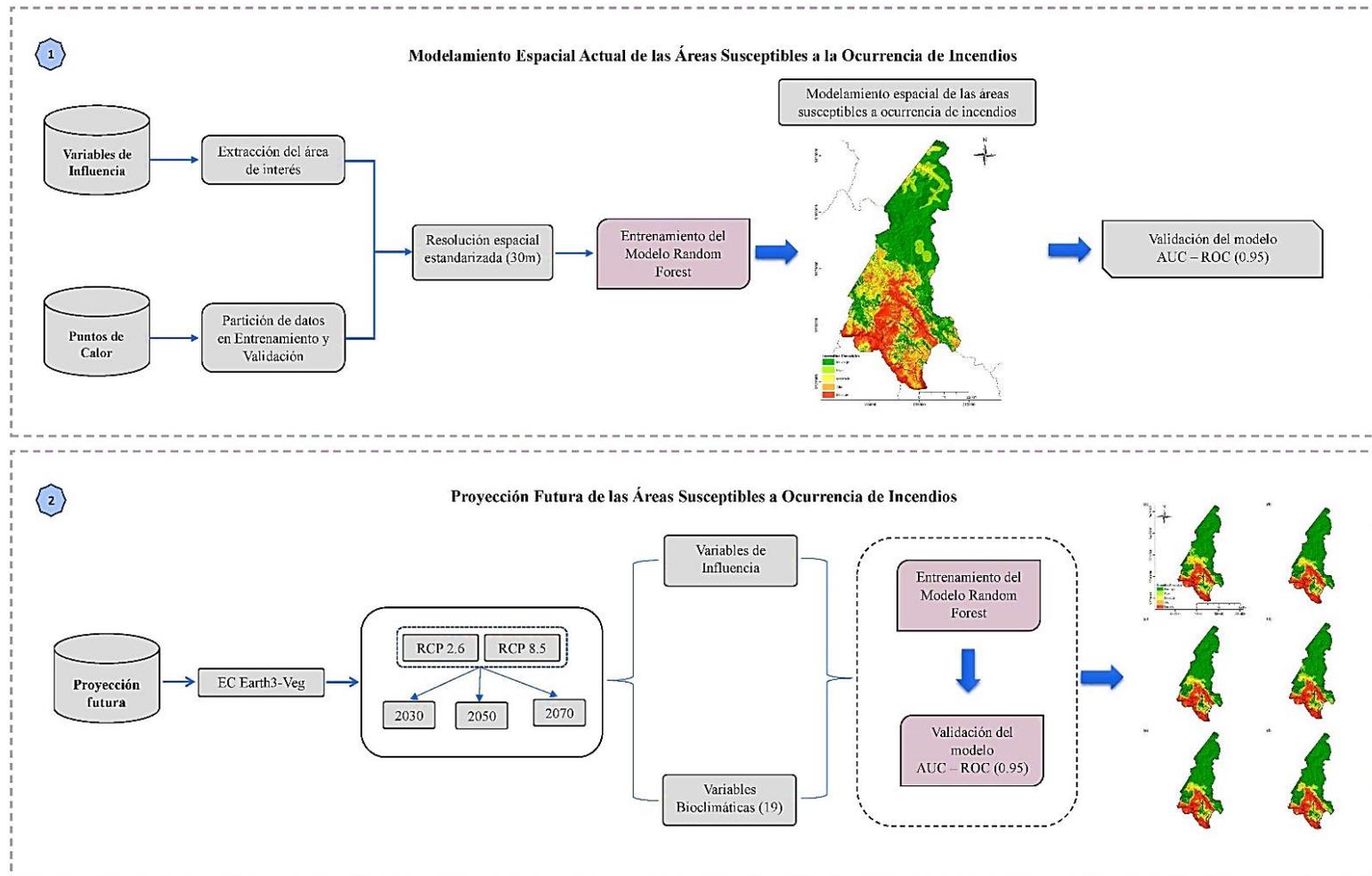
Se llevó a cabo la proyección futura de la ocurrencia de incendios forestales en el área de estudio de la provincia de Bongará. Se empleó un modelo climático EC- Earth3-veg, que pertenece al complejo CMIP5 y cumple la función como una herramienta de investigación para simular el clima y realizar predicciones climáticas mensuales, estacionales e interanuales (Rivera et al., 2022). Se consideraron dos RCP (2.6 y 8.5), para los periodos 2030, 2050 y 2070.

2.4.7. Validación del modelo espacial

En el presente estudio, se empleó la estadística para validar y evaluar el modelo espacial desarrollado. Utilizando el área bajo la curva (AUC), conocido como el método ROC – AUC. Este estadístico representa las curvas de tasa de éxito como la predicción, que mide que tan bien se ajustan los resultados del modelo al conjunto de datos de entrenamiento, mientras que la tasa de predicción evalúa que tan bien el modelo puede predecir incendios futuros en el área de estudio. Ambas tasas oscilan entre los valores de 0 a 1, donde los valores menores de 0.6 indican un rendimiento deficiente, los valores de 0.6 a 0.7 indican un rendimiento moderado, los valores de 0.7 a 0.8 indican un rendimiento muy bueno y los valores a partir de 0.9 indican un rendimiento excelente del modelo (Jaafari & Pourghasemi, 2019; Zhang et al., 2019).

Figura 2

Flujograma de la metodología



III. RESULTADOS

3.1. Variables del factor meteorológico

Tabla 13

Variables meteorológicas integradas en el modelamiento de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.

Símbolo	Variable	Nivel	Área (km²)	
T°	Temperatura (°C)	Muy bajo	<11 °C	9.64
		Bajo	11-14°C	397.17
		Moderado	14 – 17°C	853.27
		Alto	17 – 21 °C	1224.19
		Muy alto	>21°C	354.13
P°	Precipitación (mm)	Muy bajo	>1500	484.32
		Bajo	1200-1500	1282.13
		Moderado	900-1200	1018.10
		Alto	1200-600	53.09
		Muy alto	<600	0.76
V°	Velocidad de Viento (m/s)	Muy bajo	<1.9	223.44
		Bajo	1.9-2.1	826.05
		Moderado	2.1-2.4	1082.00
		Alto	2.4-2.7	575.68
		Muy alto	>2.7	131.23

En la tabla 13 se muestra los resultados de las variables del factor meteorológico integradas en modelamiento espacial de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales, donde se muestran los rangos de las variables temperatura, precipitación y velocidad de viento. Se observa que en la variable temperatura, se destaca que el rango de 17°C a 21°C (Alto) tiene la mayor representatividad, abarcando un área total de 1224.19 km². El rango de 14°C a 17°C (Moderado) cubre 853.27 km², seguido por el rango de 11°C a 14°C (Bajo), que ocupa 397.17 km². Por otro lado, el rango mayor a 21°C (Muy alto) comprende 354.13 km², mientras que el rango menor a 11°C ocupa solo el 9.64 km² del área total.

En relación a la variable precipitación, se observa que los rangos de 1200 mm a 1500 mm (Bajo) y 900 mm a 1200 mm (Moderado) tienen una mayor representatividad, abarcando un área total de 1282.13 km² y 1018.10 km² respectivamente. El rango mayor a 1500 mm (Muy bajo) ocupa 484.32 km². Por otro lado, el rango de 1200 mm a 600 mm (Alto) cubre 53.09 km², mientras que el rango menor a 600 mm (Muy alto) ocupa solo el 0.76 km² del área total.

En cuanto a la variable velocidad de viento, se destaca que el rango de 2.1 m/s a 2.4 m/s (Moderado) tiene la mayor representatividad, abarcando un área total de 1082.00 km². El rango de 1.9 m/s a 2.1 m/s (Bajo) cubre 826.05 km², seguido por el rango de 2.4 m/s a 2.7 m/s (Alto), que ocupa 575.68 km². Por otro lado, el rango mayor a 2.7 m/s (Muy bajo) comprende 131.23 km², mientras que el rango menor a 1.9 m/s ocupa solo el 223.44 km² del área total.

Figura 3

Variables del factor meteorológico a) Temperatura b) Velocidad de Viento c) Precipitación pluviométrica

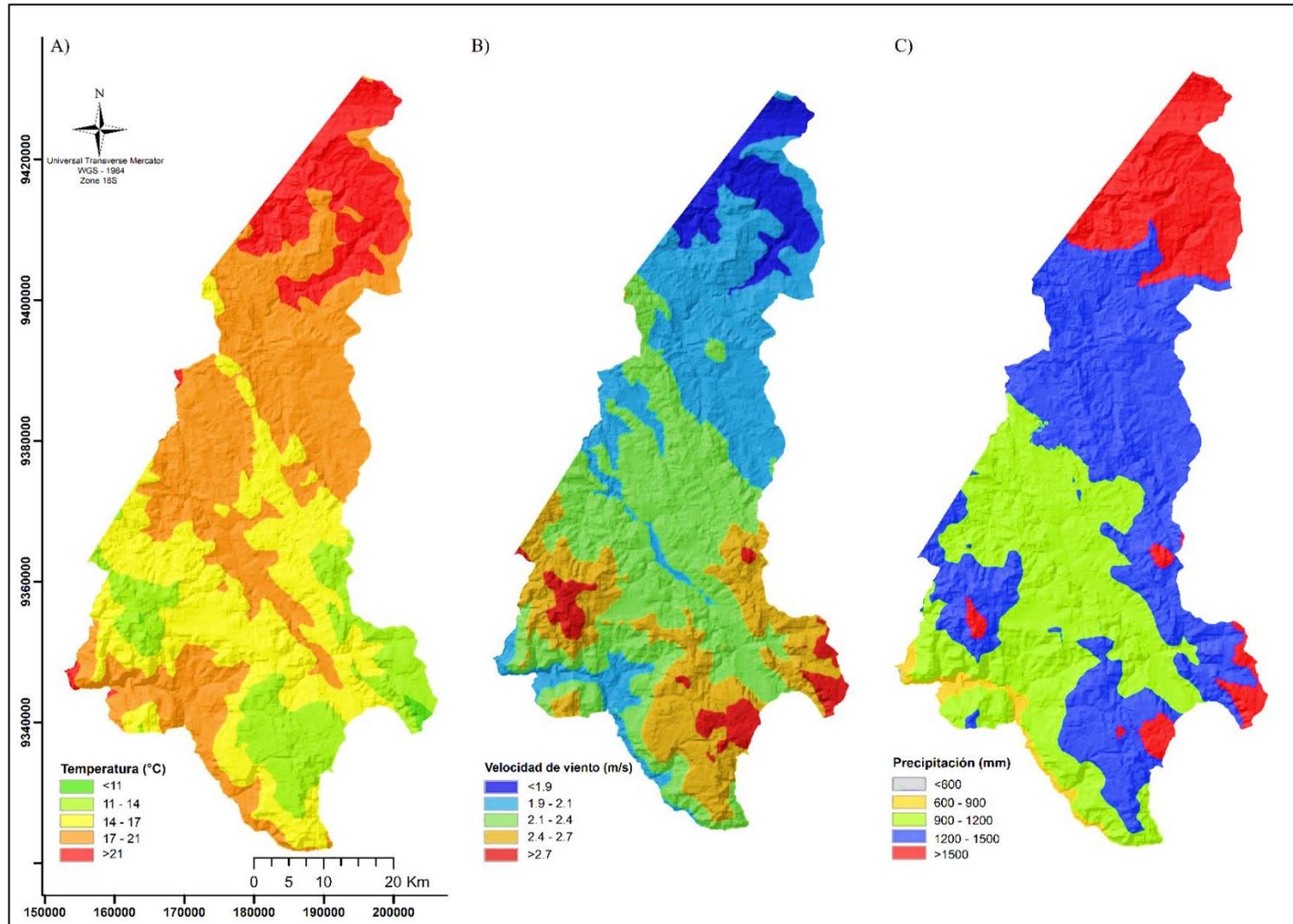


Tabla 14

Variables del factor topográfico integradas en el modelamiento de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.

Símbolo	Variable	Nivel	Área (km²)	
Altitud	Altitud (m)	Muy bajo	>1600	383.04
		Bajo	1200-1600	534.55
		Moderado	800-1200	763.76
		Alto	400-800	765.17
		Muy alto	<400	382.47
Pendiente	Pendiente (°)	Muy bajo	0 -15	1173.13
		Bajo	15-30	1259.89
		Moderado	30-45	333.31
		Alto	45-60	51.22
		Muy alto	>60	20.85
Aspecto	Aspecto (°)	Muy bajo	285.21-358-93	570.76
		Bajo	214.71-285.21	488.26
		Moderado	141.40-214.71	556.83
		Alto	69.49-141.40	674.49
		Muy alto	-1-69.49	538.66

En la tabla 14 se muestra los resultados de las variables integradas en el modelamiento espacial de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales, donde se muestran los rangos de las variables altitud, pendiente y aspecto. Se observa que en la variable altitud, los rangos 400 m a 800 m (Alto) y 800 m a 1200 m (Moderado) tienen mayor representatividad, abarcando un área total de 765.17 km² y 763.76 km² respectivamente. El rango de 1200 m a 1600 m (Bajo) ocupa 534.55 km², seguido por el rango mayor a 1600 m (Muy bajo) comprende 383.04 km², mientras que el rango menor a 400 m ocupa 382.47 km² del área total.

En relación a la variable pendiente, se observa que los rangos de 0° a 15° (Muy bajo) y 15° a 30° (Bajo), tienen una mayor representatividad, cubriendo un área total de 1173.13 km² y 1259.89 km² respectivamente. El rango de 30° a 45° (Moderado) abarca 333.31 km². Por otro lado, los rangos de 45° a 60° (Alto) y mayor a 60° (Muy alto) tienen una

menor representatividad, abarcando el 51.22 km² y 20.85 km² del área total respectivamente.

En cuanto a la variable aspecto, los rangos 69.49° a 141.40° (Alto), 141.40° a 214.71° (Moderado), 285.21° a 358-93° (Muy bajo) tienen una mayor representatividad, abarcando un área total de 674.49 km², 556.83 km² y 570.76 km² respectivamente. El rango de -1° a 69.49° (Muy alto) ocupa 538.66 km², seguido por el rango de 214.71° a 285.21° (Bajo) que ocupa solo el 488.26 km² del área total.

Figura 4

Variables del factor topográfico a) Altitud b) Pendiente c) Aspecto

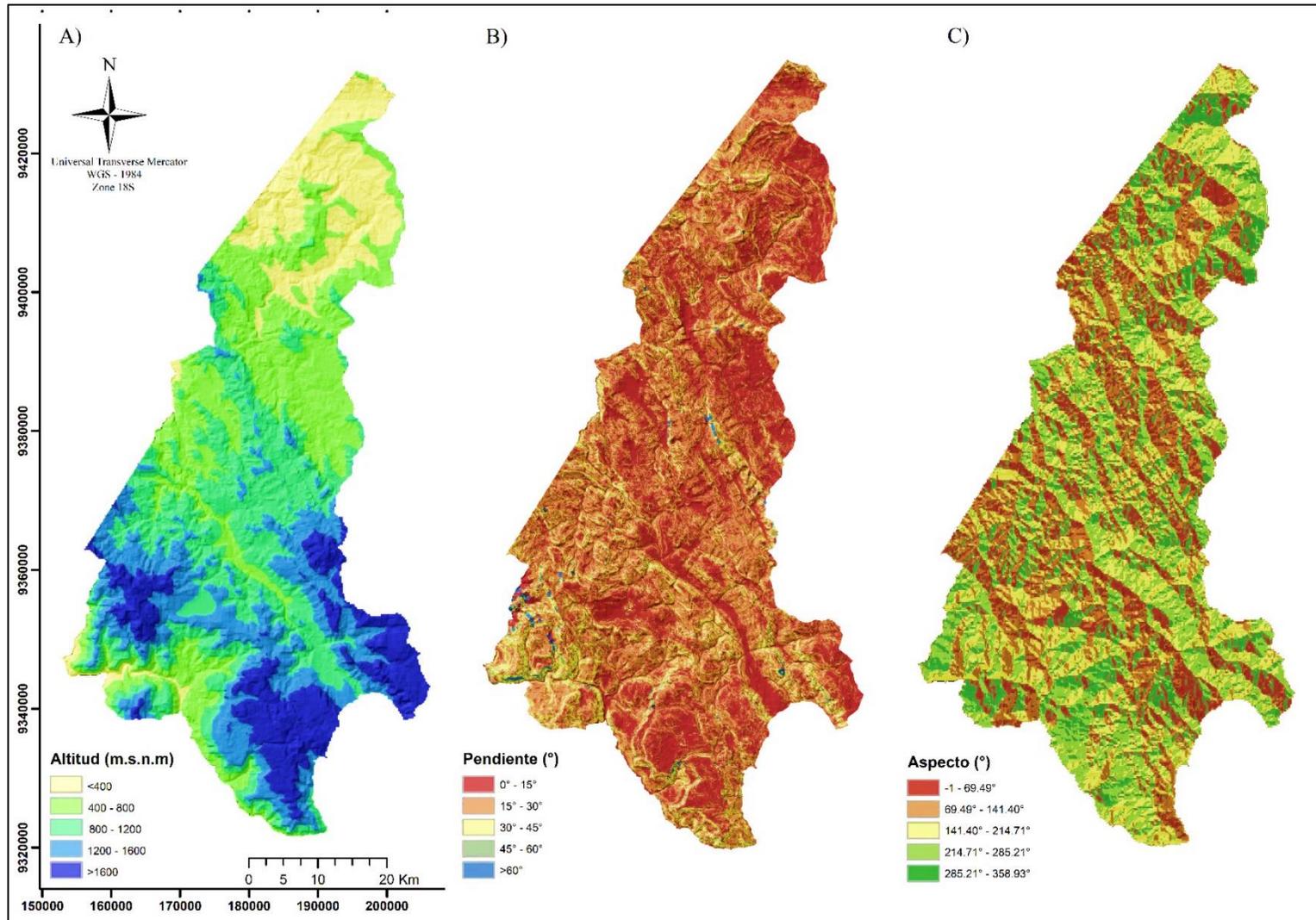


Tabla 15

Variables del factor socioeconómico integradas para el modelamiento de áreas susceptibles ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.

Símbolo	Variable	Nivel	Área (km²)	
Distancia a ríos	Distancia a ríos (m)	Muy alto	>2000	416.31
		Alto	1500-2000	266.69
		Moderado	1000-1500	434.32
		Bajo	500-1000	697.60
		Muy bajo	0-500	1023.49
Distancia a carreteras	Distancia a carreteras (m)	Muy bajo	>2400	2441.49
		Bajo	1800-2400	81.75
		Moderado	1200-1800	89.06
		Alto	600-1200	98.60
		Muy alto	0-1200	127.51
Distancia a centros poblados	Distancia a centros poblados (m)	Muy bajo	>2000	1831.33
		Bajo	1500-2000	235.24
		Moderado	1000-1500	280.40
		Alto	500-1000	311.49
		Muy alto	0-500	179.95

En la tabla 15 se presenta los resultados de las variables utilizadas en el modelamiento espacial de la ocurrencia de incendios forestales, donde se muestran los rangos de las variables distancia a ríos, distancia a carreteras y distancia a centros poblados. Se observa que en la variable distancia a ríos, el rango que más destaca es de 0 m a 500 m (Muy bajo) tiene la mayor representatividad, abarcando un área total de 1023.49 km². Los rangos de 500 m a 1000 m (Bajo), 1000 m a 1500 m (Moderado) y mayor a 2000 m (Muy alto), ocupan 697.60 km², 434.32 km² y 416.31 km² respectivamente. El rango de 1500 m a 2000 m (Alto) abarca solo 266.69 del área total.

En relación con la variable distancia a carreteras, se observa que el rango mayor a 2400 m (Muy bajo) tiene la mayor representatividad, que abarca un área total de 2441.49 km². El rango 1800 m a 2400 m (Bajo), 1200 m a 1800 m (Moderado) y 600 m a 1200 m (Alto),

ocupan 81.75 km², 89.06 km² y 98.60 km² respectivamente. El rango 0 m a 1200 (Muy alto) ocupa 127.51 km² del área total.

En cuanto a la variable distancia a centros poblados, el rango mayor a 2000 m (Muy bajo) abarca 1831.33 km² del área total, seguido por los rangos de 1500 m a 2000 m (Bajo), 1000 m a 1500 m (Moderado) y 500 m a 1000 m (Alto), ocupan 235.24 km², 280.40 km² y 311.49 km² respectivamente. El rango de 0 m a 500 m (Muy alto) ocupa solo 179.95 km² del área total.

Figura 5

Variables del factor socioeconómico a) Distancia a ríos b) Distancia a carreteras c) Distancia a centros poblados

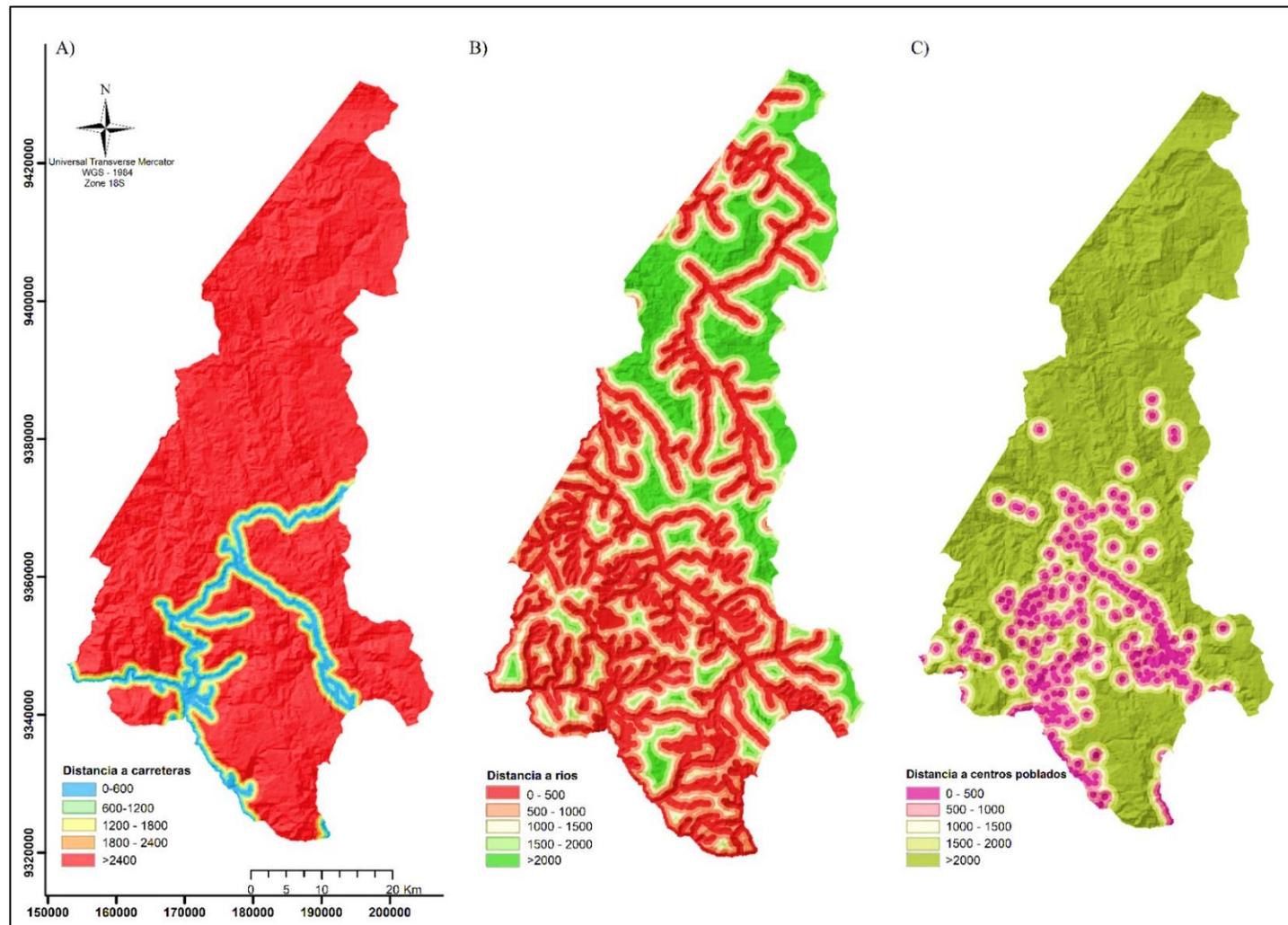


Tabla 16

VARIABLES DEL FACTOR BIOLÓGICO BIOLÓGICAS INTEGRADAS PARA EL MODELAMIENTO DE OCURRENCIA DE INCENDIOS FORESTALES EN LA PROVINCIA DE BONGARÁ.

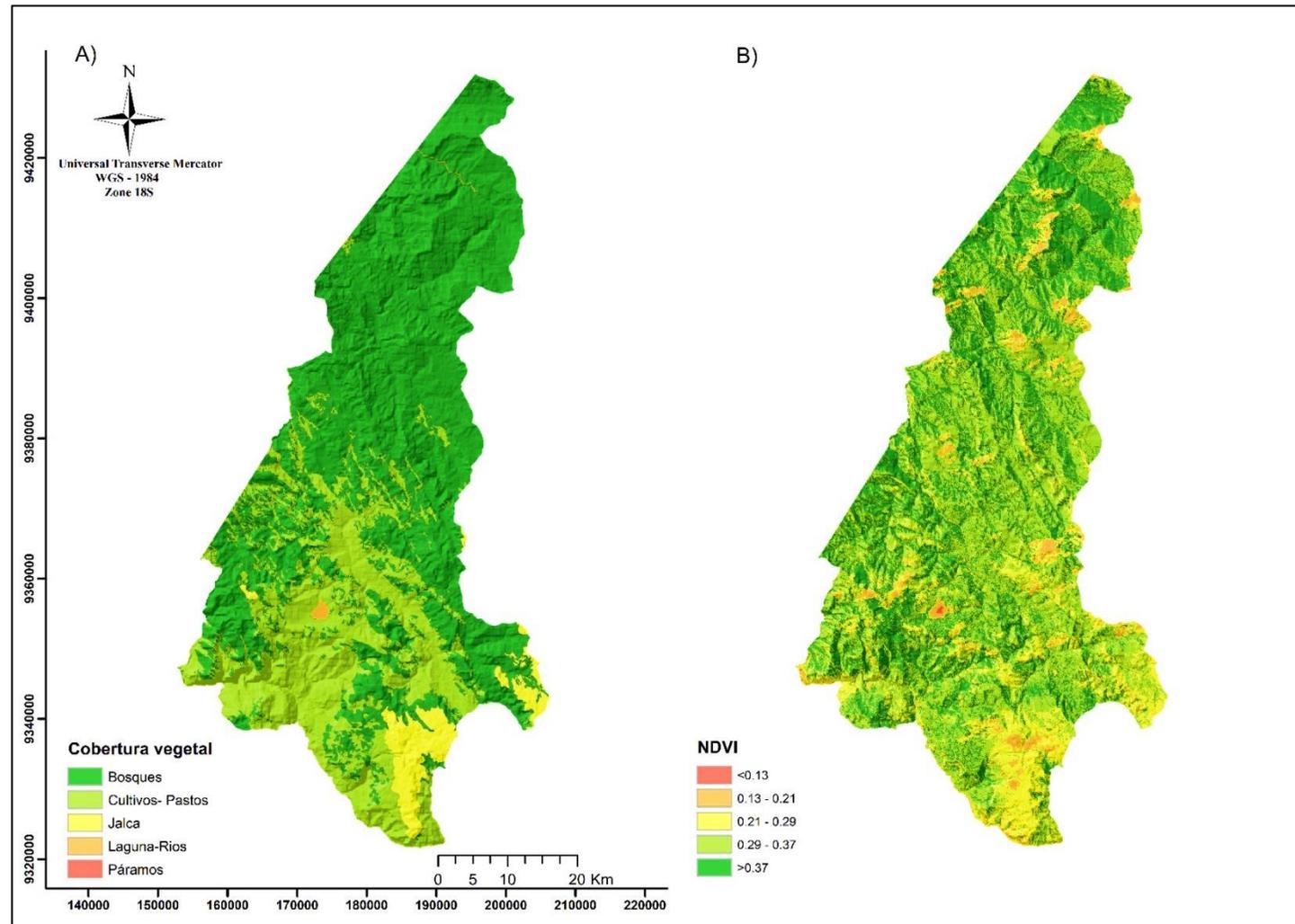
Símbolo	Variable	Nivel	Área (km²)	
Cobertura vegetal	Cobertura vegetal	Muy bajo	Laguna-Ríos	5.40
		Bajo	Bosques	1882.24
		Moderado	Paramos	0.09
		Alto	Cultivo-Pastos	826.88
		Muy alto	Jalca	123.80
NDVI	NDVI	Muy bajo	<0.13	0.66
		Bajo	0.13-0.21	110.11
		Moderado	0.21-0.29	353.71
		Alto	0.29-0.37	1351.40
		Muy alto	>0.37	1022.52

En la tabla 16 se presenta los resultados de las variables utilizadas en el modelamiento espacial de la ocurrencia de incendios forestales, donde se muestran los rangos de las variables cobertura vegetal e índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Se observa que en la variable cobertura vegetal el rango de Jalca (Muy alto) tiene mayor representatividad, que abarca 123.80 km² del área total. Seguido por Cultivos y Pastos (Alto) abarcando 826.88 km², Paramo (Moderado) que ocupa 0.09 km². Por otro lado, Bosques (Bajo) y Laguna – Ríos (Muy bajo) que solo abarcan 1882.24 km² y 5.40 km² respectivamente del área total.

En relación con la variable de índice de vegetación normalizada – NDVI, los rangos que más destaca son mayor a 0.37 (Muy alto) y 0.29 a 0.37 (Alto) que abarcan 1022.52 km² y 1351.40 respectivamente del área total. El rango de 0.21 a 0.29 (Moderado) que ocupa 353.71 km². Por otro lado, el rango de 0.13 a 0.21 ocupa 110.11 km² y el rango menor a 0.13 solo abarca 0.66 km² del área total.

Figura 6

Variables biológicas a) Cobertura vegetal b) NDVI



3.2. Áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.

Tabla 17

Áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales de la provincia de Bongará

Clase de susceptibilidad	Área (Km²)	Área (%)
Muy Bajo	1222.10	43.06
Bajo	405.52	14.29
Moderado	318.07	11.21
Alto	344.26	12.13
Muy Alto	548.46	19.32
Total	2838.40	100

En la tabla 17 se observa que el mayor porcentaje de la provincia de Bongará tiene nivel de susceptibilidad muy bajo a la ocurrencia de incendios forestales con el 1222.10 km² que representa el 43.06% del territorio total de la provincia, seguido del nivel de susceptibilidad muy bajo a la ocurrencia de incendios forestales con el 405.52 km² que representa el 14.29 % y el nivel de susceptibilidad moderado a la ocurrencia de incendios forestales con el 318.07 km² que representa el 11.21 % del territorio total de la provincia. Por otro lado, se identifica áreas con un nivel de susceptibilidad muy alto a la ocurrencia de incendios forestales con el 548.46 km² que representan el 19.32% del territorio total y un nivel de susceptibilidad alto a la ocurrencia de incendios forestales con el 344.26 km² que representa el 12.13 % del territorio total de la provincia de Bongará.

Tabla 18

Porcentaje de riesgo a incendios forestales en los distritos de la provincia de Bongará.

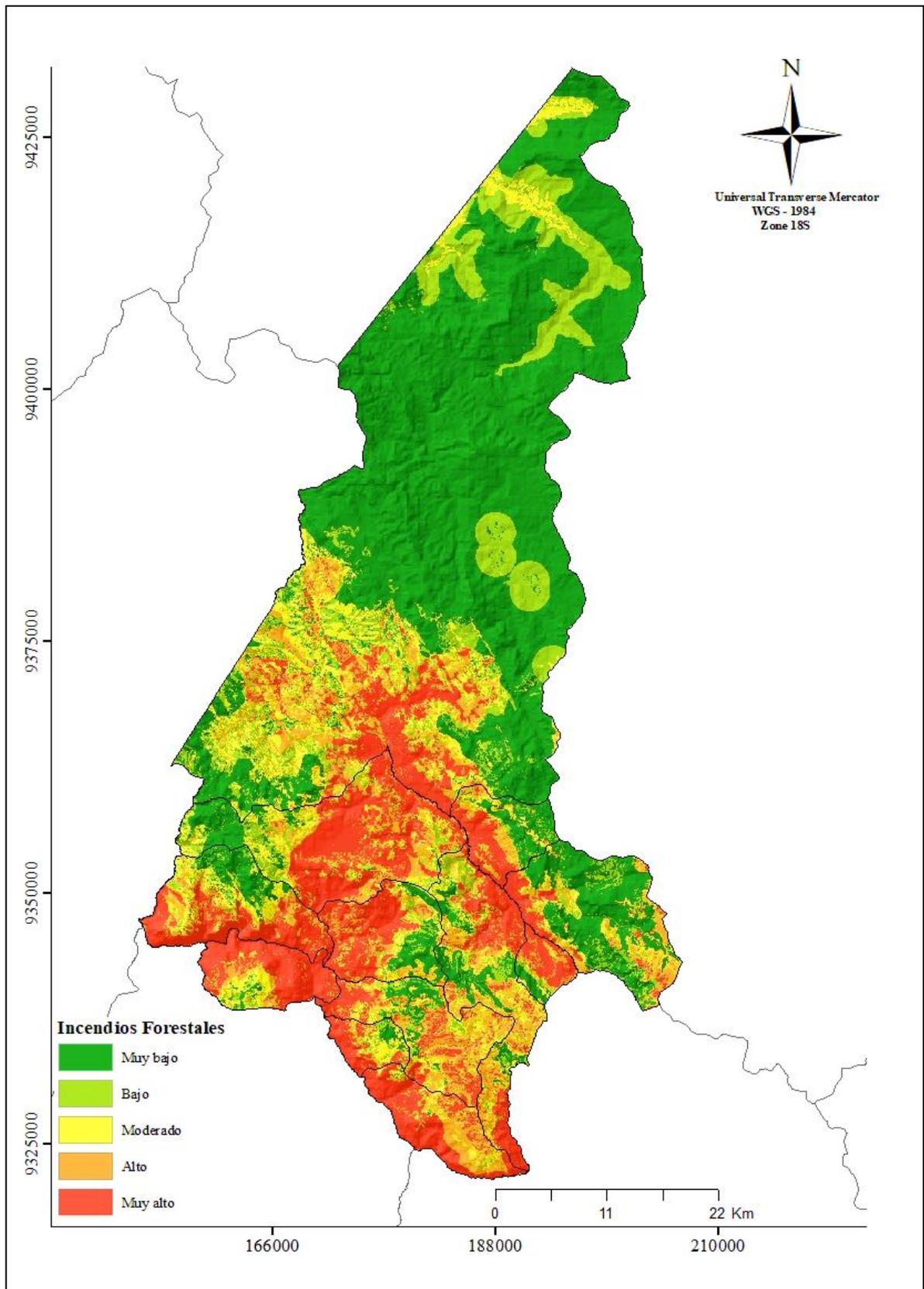
DISTRITOS	Muy Alto		Alto		Moderado		Bajo		Muy Bajo	
	Km	%	Km	%	Km	%	Km	%	Km	%
CHISQUILLA	15.38	9.75	22.17	14.06	18.69	11.85	28.89	18.32	72.57	46.02
CHURUJA	13.57	44.01	4.02	13.03	5.16	16.73	5.22	16.92	2.87	9.31
COROSHA	22.80	34.38	10.87	16.38	6.32	9.53	4.98	7.50	21.37	32.21
CUISPES	43.15	46.73	17.11	18.53	9.04	9.79	13.08	14.16	9.96	10.79
FLORIDA	104.28	47.77	39.12	17.92	27.75	12.71	22.60	10.35	24.53	11.24
JAZAN	50.12	64.87	8.31	10.75	9.47	12.26	6.78	8.78	2.58	3.33
JUMBILLA	50.72	32.75	41.43	26.75	24.41	15.76	24.05	15.53	14.27	9.21
RECTA	16.24	56.20	5.02	17.39	1.81	6.27	2.00	6.91	3.82	13.22
SAN CARLOS	35.34	31.14	38.34	33.79	17.09	15.06	10.69	9.42	12.01	10.59
SHIPASBAMBA	49.81	40.56	19.82	16.14	19.49	15.87	15.84	12.90	17.84	14.53
VALERA	47.30	57.91	23.05	28.22	9.59	11.74	1.45	1.78	0.28	0.34
YAMBRASBAMBA	99.47	5.92	101.24	6.03	169.14	10.07	269.83	16.07	1039.39	61.90

En la tabla 18 se presentan los resultados del análisis de las áreas con susceptibilidad a incendios forestales en los doce distritos que conforma la provincia de Bongará. Se puede observar que los distritos Jazán, Valera, Recta y Cuispes presentan un riesgo muy alto de incendios forestales, abarcando el 64.87 %, 57.91%, 56.20% y 46.73% de su territorio respectivamente. Por otro lado, los distritos San Carlos, Valera y Jumbilla presentan un riesgo alto de incendios forestales, representando el 33.79 %, 28.22% y 26.75% de su territorio respectivamente.

A comparación que, los distritos de Churuja, San Carlos, Jumbilla muestran un riesgo moderado de incendios forestales, cubriendo el 16.73%, 15.06% y 15.76% de su territorio respectivamente. Además, los distritos Yambrasbamba, Chisquilla, Jumbilla y Florida muestran áreas con un riesgo muy bajo a ocurrencia a incendios forestales, representando el 16.07%, 18.32%, 15.53% y 10.35% de su territorio. Asimismo, los distritos de Yambrasbamba, Chisquilla, Corosha poseen áreas con un riesgo bajo a ocurrencia de incendios forestales, abarcando el 61.90 %, 46.02% y 32.21% del total de su territorio respectivamente.

Figura 7

Mapa de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará.



3.3. Proyección futura de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará

Se realizó una proyección al futuro de las áreas susceptibles a incendios forestales en la provincia de Bongará para los años 2030, 2050 y 2070 respectivamente, teniendo en cuenta los escenarios climáticos favorables (RCP 2.6) y desfavorables (RCP 8.5), los resultados se presentan en la tabla 19.

Tabla 19

Porcentaje de áreas susceptibles a la proyección futura de incendios forestales en la provincia de Bongará, bajo los escenarios climáticos RCP (2.6 y 5.8).

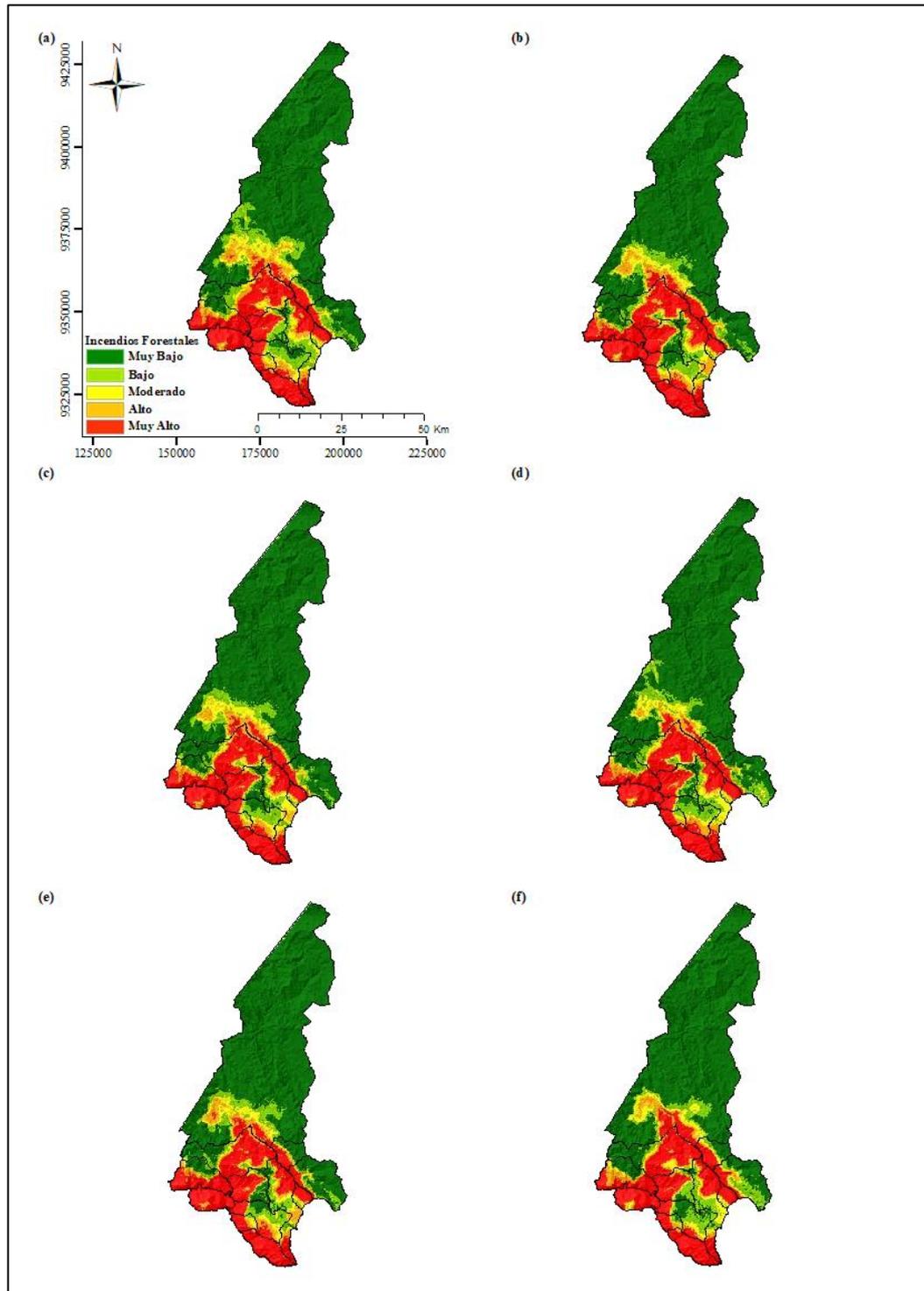
Modelo	RCP	AÑO	Muy bajo		Bajo		Moderado		Alto		Muy alto	
			km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
EC- EARTH3- VEG	2.6	2030	1613.58	56.85	294.86	10.39	184.85	6.51	187.77	6.62	557.32	19.64
		2050	1722.61	60.69	224.57	7.91	161.87	5.70	162.54	5.73	566.79	19.97
		2070	1733.43	61.07	227.40	8.01	134.28	4.73	154.80	5.45	588.47	20.73
	8.5	2030	1734.16	61.10	224.35	7.90	140.96	4.97	160.06	5.64	578.84	20.39
		2050	1706.24	60.11	275.39	9.70	149.54	5.27	137.10	4.83	570.12	20.09
		2070	1698.53	59.84	239.19	8.43	165.30	5.82	129.32	4.56	606.03	21.35

En la tabla 19 se logró identificar las áreas susceptibles usando el modelo climático Ec-Earth3-Veg, donde en el RCP 2.6, en los periodos 2030, 2050 y 2070 las áreas con un alto índice de susceptibilidad a incendios forestales en la provincia representan el 19.64%, 19.97% y 20.73%. Por otro lado, mediante el RCP 8.5, en los periodos 2030, 2050 y 2070 las áreas con mayor susceptibilidad a incendios forestales representan el 20.39%, 20.09% y 21.35%. del total del territorio.

Figura 8

Proyección futura de susceptibilidad a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará en los años 2030, 2050, 2070, según escenarios climáticos.

a) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2030), b) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2030), c) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2050), d) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2050), e) EC-Earth3-Veg RCP2.6 (2070), f) EC-Earth3-Veg RCP8.5 (2070)

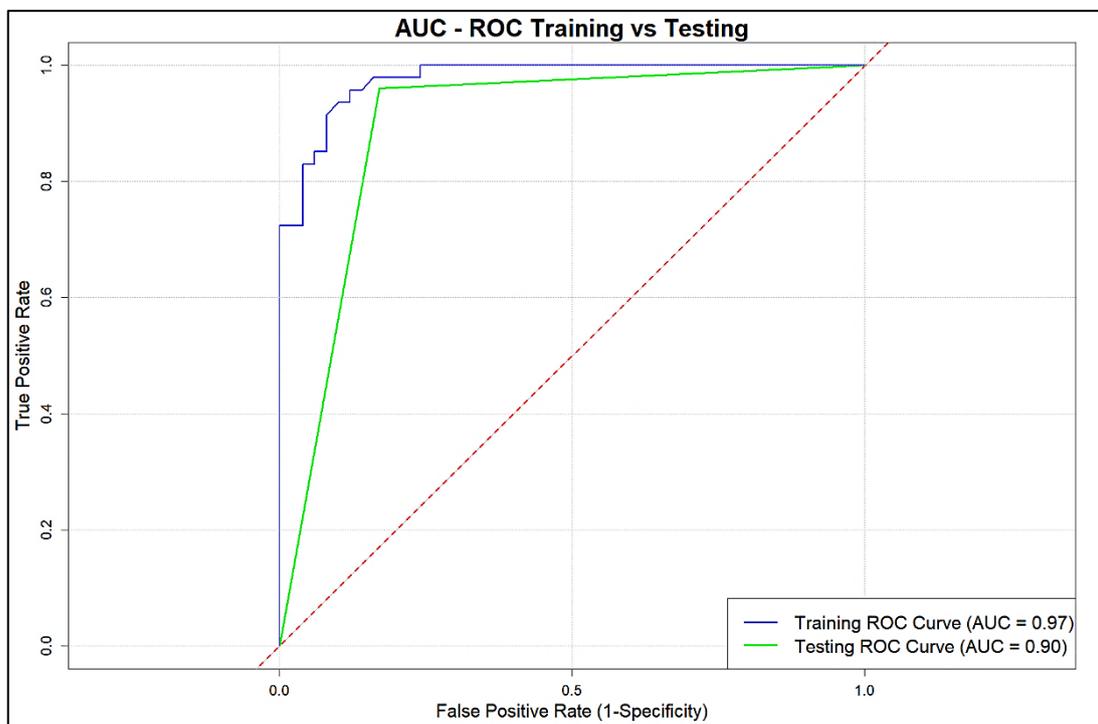


3.4. Validación del modelo espacial

El modelamiento de las áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, realizado mediante el modelo Random Forest, mostró una alta precisión en cuanto a sensibilidad y especificidad, obteniendo que en la fase de training se obtuvo un valor de 0.97 y 0.90 en la fase de testing en el área bajo la curva (AUC). Este resultado se encuentra en el rango de valores de 0.9, lo cual indica que el modelo posee un rendimiento excelente (**Figura 9**).

Figura 9

Precisión del modelo de probabilidad representado por el Área bajo la curva ROC (AUC)-Random Forest.



IV. DISCUSIÓN

En la provincia de Bongará, que abarca una extensión de 2876 km², se han considerado 11 variables predictoras en el modelamiento espacial de áreas susceptibles a ocurrencia de incendios forestales. Estas variables se dividen en cuatro factores principales: socioeconómicas (Distancia a carreteras, Distancia a ríos y Distancia a centros poblados), topográficas (Altitud, Pendiente y Aspecto), biológicas (NDVI y Cobertura vegetal) y meteorológicas (Temperatura, Precipitación y velocidad del viento), donde estas variables han sido adaptadas para modelar las áreas de susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales, asimismo se clasificaron su probabilidad de incendios en cinco niveles (muy bajo, bajo, moderado, alto y muy alto). Anticono et al., (2023), en su investigación utilizaron una base de datos de variables predictoras que abarcan aspectos biológicos, topográficos, socioeconómicos y meteorológicos para modelar la susceptibilidad de incendios forestales. Por otro lado, Jaafari y Pourghasemi (2019), integraron variables topográficas, climáticas, vegetación y actividades humanas en su investigación para modelar la susceptibilidad de incendios. La integración de estas variables es importante, ya que nos permitir identificar y analizar los diferentes niveles de probabilidad de ignición de incendios forestales, así como comprender como estas variables pueden influenciar directa o indirectamente en la ocurrencia de incendios.

Los factores meteorológicos demostraron resultados importantes en la distribución espacial de la probabilidad de incendios forestales en el área de estudio. Se observó que la temperatura, la precipitación y la velocidad del viento abarcan áreas de 1224.19 km², 1018.10 km² y 1082 km² respectivamente, las cuales representan un riesgo moderado a alto a la ocurrencia de incendios forestales. Chang et al., (2013) corrobora en sus resultados obtenidos que la temperatura, la precipitación, la humedad relativa y la velocidad del viento son factores clave en la ocurrencia de los incendios forestales de origen natural. Por otro lado, Tosić et al., (2019) indica que la humedad relativa y la precipitación son factores útiles para predecir la frecuencia de incendios forestales, además, se destacan que las condiciones meteorológicas que favorecen a la ocurrencia de incendios forestales son temperaturas altas, baja humedad relativa y escasas precipitaciones.

Los factores topográficos demostraron niveles de susceptibilidad a incendios forestales moderado a alto en la variable de la altitud abarcando áreas de 763.76 km², 765.17 km²

respectivamente de su territorio. Esto significa que las zonas con altitudes bajas presentan mayor susceptibilidad a ocurrencia de incendios forestales, en comparación con las zonas de altitudes elevadas, que muestran menor extensión y menor susceptibilidad. En cuanto a la variable aspecto, se identificaron niveles de riesgo moderado, alto y muy alto a la ocurrencia de incendios forestales, cubriendo áreas de 556.83 km², 674.49 km² y 538.66 km² respectivamente, lo cual indica que la orientación de sus laderas, influenciada por la radiación solar, juega un rol importante, ya que las vertientes con mayor captación solar tienden a perder con mayor rapidez contenido de humedad del material combustible, lo que facilita el inicio y propagación de incendios forestales (Leal et al., 2019). En cambio, la variable de la pendiente en el área de estudio no fue muy decisiva debido a los bajos niveles de susceptibles alto y muy alto abarcando áreas de 51.22 km² y 20.85² respectivamente del total del área de estudio. En su investigación Ju et al., 2023 corrobora que la variable altitud indica un alto riesgo a incendios forestales, mientras que la variable pendiente influenciada por la orientación, muestran un nivel de riesgo bajo a incendios forestales, considerando los factores de uso de suelo.

Por otro lado, la integración de los factores socioeconómicos reveló niveles susceptibles a incendios forestales alto y muy alto en la variable distancia a ríos, cubriendo áreas 697.60 km² y 1023.49 km² respectivamente. Sin embargo, las variables distancia a carreteras y distancia a centros poblados en el área de estudio no resultaron determinantes debido a los bajos niveles de riesgo alto y muy alto abarcando áreas de 98.60 km² y 127.51 km² para la distancia a carreteras, y 311.49 km² y 179.95 km² para la distancia a centros poblados en el área de estudio. Según Tiwari et al., (2021) indica que la menor influencia de riesgo de incendios forestales dada por la distancia a carreteras y a centros poblados en ciertas ubicaciones específicas, se debe a los comportamientos y los hábitos humanos. Autores como Ju et al., (2023) y Sivrikaya & Küçük, (2023) respaldan estos resultados al afirmar que la distancia a asentamientos, ríos, carreteras y la densidad poblacional son factores socioeconomicos clave en la catalogación del riesgo a incendios forestales.

Entre las variables del factor biológico, el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) destaca por su importancia significativa en el modelamiento espacial, mostrando niveles susceptibles alto y muy alto en el estudio, abarcando áreas de 1351.40 km² y 1022.52 km² respectivamente, lo que indica que a medida que el NDVI se acerca a 1, mayor es el vigor de la vegetación. Por otro lado, la variable de cobertura

vegetal muestra niveles de riesgo alto en áreas de cultivos y pastos, cubriendo un área de 826.88 km² del territorio total de estudio.

Según Michael et al., (2021) indica que el NDVI actúa como un indicador de material combustible debido a las propiedades químicas de los diferentes tipos de vegetación. Además, Bui et al., (2016) respalda resultados de este estudio al indicar que el NDVI está relacionado con la cobertura vegetal, y que ambos son factores importantes en la predicción de incendios forestales.

En el año 2018, el departamento de Amazonas registró 31 incendios forestales, siendo el cuarto departamento más afectado y resultando una pérdida de 7982 hectáreas de cobertura vegetal (SERFOR, 2019). Según los registros recopilados de la base de datos de incendios forestales entre los años del 2003 al 2020, las provincias de Chachapoyas, Luya y Bongará cuentan con mayor cantidad de eventos de incendios forestales (Centro Nacional de Estimación, Prevención y Reducción del Riesgo de Desastres [CENEPRED], 2022). Por lo que, según los resultados obtenidos del modelamiento espacial de áreas susceptibles a incendios forestales en la provincia de Bongará por distritos, el 41.56% de su territorio muestra niveles susceptibles a incendios forestales de muy alto a moderado, donde los distritos de Churuja, Cuispes, Florida, Jazan, Jumbilla, Recta, San Carlos, Shipasbamba y Valera presentan un alto riesgo a la ocurrencia de incendios forestales, debido a la presencia abundante de material combustible como árboles, arbustos, hierbas y pastos, lo que intensifica la susceptibilidad a incendios forestales en cada zona (CENEPRED, 2022). Además, los incendios pueden ser ocasionados por los lugareños que utilizan el fuego para limpiar sus terrenos y preparar los suelos para sus cultivos, como se evidenció en Shipasbamba en el año 2023, donde se registró la pérdida de 250 hectáreas de cobertura vegetal y 7 hectáreas de cultivos (Instituto Nacional de Defensa Civil [INDECI], 2023). Por otro lado, el 58.44 % del área de estudio presenta niveles de riesgo bajo a muy bajo, abarcando los distritos de Chisquilla, Corosha y Yambrasbamba los cuales muestran menor susceptibilidad a incendios forestales.

Los resultados obtenidos del modelamiento espacial de áreas susceptibles a incendios forestales indican que la clase de riesgo muy alto abarca 538.73 km², 330.79 km² tienen clase alto, 309.94 km² tienen clase moderado, 392.79 km² tienen clase de riesgo bajo y 1265.13 km² tienen clase de riesgo muy bajo, con lo cual se deja a notar que el 41.56% de la provincia de Bongará muestra niveles de riesgo a incendios forestales de muy alto

a moderado, esto se debe a que esta provincia tiene bastante material vegetal (NDVI) que actúa como material combustible que hace que el nivel de riesgo a la ocurrencia de incendios forestales sea mayor a medida que aumenta el material vegetal (Michael et al., 2021), además lo facilita el inicio y propagación de incendios forestales (Leal; Souza; Leal, 2019).

Para la proyección futura de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, se muestra la ampliación de las zonas susceptibles a incendios es evidente para los años 2030, 2050 y 2070 bajo los escenarios RCP 2.6 y 8.5. El modelado de las áreas susceptibles en relación con los escenarios climáticos muestran niveles de riesgo alto a muy alto, lo que genera preocupaciones debido al incremento significativo y expansión de áreas susceptibles a incendios en la provincia. El escenario RCP 2.6 indica cambios significativos en los niveles de riesgo para los años 2030, 2050 y 2070, mientras que el escenario RCP 8.5 presenta cambios leves. Estos resultados reflejan posibles cambios futuros de peligro y riesgo a incendios forestales, influenciados por el aumento de eventos climáticos y actividades humanas como la migración agrícola y ganadera. Por lo tanto, esta proyección sirve como base para diseñar acciones de gestión que contribuyan a la planificación de la prevención y mitigación de los impactos de incendios forestales en la provincia de Bongará (Varela et al., 2019). Esta provincia alberga áreas de conservación y culturales que brindan bienes y servicios ecosistémicos importantes a la población.

Por último, se evaluó la precisión del rendimiento general del modelo desarrollado con el parámetro de Área Bajo la Curva (AUC), el cual se utiliza para medir la precisión de susceptibilidad de incendios (Satir et al., 2016; Sivrikaya & Küçük, 2022). Para modelar el mapa de áreas susceptibles a incendios forestales de la provincia de Bongará se utilizaron la temperatura, precipitación, velocidad de viento, pendiente, aspecto, altitud, cobertura vegetal y índice de vegetación de diferencia normalizada entre otros factores que afectan los incendios. Según el área bajo la curva el valor AUC obtenido del modelo es 0.95, encontrándose dentro del rango de valores de 0.9, lo cual indica que el modelo posee un rendimiento excelente. Entre otros estudios, Eskandari et al., (2020) en su investigación obtuvo el área bajo la curva mediante el modelo Random Forest obteniendo una precisión de $AUC = 0.823$, quien evaluó las relaciones temporales y parámetros climáticos y la ocurrencia de incendios forestales en el noreste de Irán, asimismo Gigovic

et al., (2019) evaluó las áreas susceptibles a incendios forestales en Serbia utilizando el modelo Random Forest, obteniendo un valor AUC=0.83, concluyendo que ambos autores afirman que el desempeño de los modelos de áreas susceptibles a incendios son satisfactorios.

V. CONCLUSIONES

- La provincia de Bongará, el 19.32% del territorio presenta un nivel de riesgo muy alto a la ocurrencia de incendios forestales, abarcando el 548.46 km², seguido por un nivel de riesgo alto que representa el 12.13% del territorio, equivalente a 344.26 km². Además, el 11.21% del territorio tiene un nivel de riesgo moderado, ocupando 318.07 km². Por otro lado, los niveles de riesgo bajo y muy bajo a la ocurrencia de incendios forestales abarcan el 14.29% y 43.03% del territorio respectivamente, representando 405.52 km² y 1222.10 km².
- Los distritos de la provincia de Bongará con mayor extensión territorial del nivel muy alto de susceptibilidad a la ocurrencia de incendios forestales son Jazan (64.87%), Valera (57.91%), Recta (56.20%), Cuispes (46.73%) y Shipasbamba (42.35%), seguido por San Carlos (33.79%) y Jumbilla (26.75%) que expone niveles de susceptibilidad alto a la ocurrencia de incendios, y Churuja (16.73%) que expone un nivel de riesgo moderado.
- El modelo espacial generado en esta investigación demostró un excelente rendimiento, con un valor de 0.97 en la fase de training y 0.90 en la fase de testing en el área bajo la curva (AUC), lo que indica que se puede emplear el modelo generado en estudios futuros relacionados a incendios forestales.
- Se evidenció un aumento significativo en los niveles áreas susceptibles muy alto para los años 2030, 2050 y 2070 representando el 19.64%, 19.97% y el 20.73% del territorio respectivamente bajo el escenario RCP 2.6. En cuanto al escenario RCP 8.5 también se mostraron aumentos en los niveles de susceptibilidad a la ocurrencia de incendios forestales, alcanzando el 20.39%, 20.09% y 21.35% del territorio para los años 2030, 2050 y 2070 respectivamente.

VI. RECOMENDACIONES

- Debido al aumento de los niveles de áreas susceptibles a la ocurrencia de incendios forestales en la provincia de Bongará, se sugiere la implementación un Plan de Prevención y Reducción de Incendios Forestales a partir del 2024 en adelante, con un enfoque en seguimientos, monitoreos y evaluaciones eficientes y eficaces para garantizar el cumplimiento por parte de las entidades municipales de cada distrito y a nivel regional, en colaboración con la población.
- Se recomienda realizar estudios anuales para analizar las variaciones en el modelo de áreas susceptibles a incendios forestales en la provincia de Bongará, así como también, se recomienda realizar modelos de susceptibilidad de otras provincias del departamento de Amazonas y en otras regiones del Perú.
- Se aconseja desarrollar modelos de susceptibilidad a la ocurrencia de incendios forestales utilizando otros modelos de machine learning (ML) que incluyan algoritmos como MaxEnt, Maquinas de Vector Soporte (MVS). Esto permitirá comparar la precisión y rendimiento de los resultados, con el objetivo de identificar el método más adecuado para futuros estudios.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ajin, Loghin, A.-M., Jacob, M. K., P.G., V., & R.R., K. (2016). The Risk Assessment Study of Potential Forest Fire in Idukki Wildlife Sanctuary using RS and GIS Techniques. *International Journal of Advanced Earth Science and Engineering*, 5(1), 308–318. <https://doi.org/10.23953/cloud.ijaese.201>
- Anticono, A. V., Zúñiga, C. O., Dos Santos, A. R., Lorenzon, A. S., & Guerra Filho, P. (2023). Gis and fuzzy logic approach for forest fire risk modeling in the Cajamarca region, Peru. *Decision Science Letters*, 12(2), 353–368. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.1.002>
- Bentekhici, N., Bellal, S. A., & Zegrar, A. (2020). Contribution of remote sensing and GIS to mapping the fire risk of Mediterranean forest case of the forest massif of Tlemcen (North-West Algeria). *Natural Hazards*, 104(1), 811–831. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04191-6>
- Bui, D. T., Le, K. T. T., Nguyen, V. C., Le, H. D., & Revhaug, I. (2016). Tropical forest fire susceptibility mapping at the Cat Ba National Park area, Hai Phong City, Vietnam, using GIS-based Kernel logistic regression. *Remote Sensing*, 8(4). <https://doi.org/10.3390/rs8040347>
- Castillo, E. B., Turpo Cayo, E. Y., De Almeida, C. M., López, R. S., Rojas Briceño, N. B., Silva López, J. O., Gurbillón, M. Á. B., Oliva, M., & Espinoza-Villar, R. (2020). Monitoring wildfires in the northeastern peruvian amazon using landsat-8 and sentinel-2 imagery in the GEE platform. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/ijgi9100564>
- CENEPRED. (2022). *Escenario de riesgo por incendios forestales de la región Amazonas I*.
- El-Madafri, I., Peña, M., & Olmedo-Torre, N. (2023). The Wildfire Dataset: Enhancing Deep Learning-Based Forest Fire Detection with a Diverse Evolving Open-Source Dataset Focused on Data Representativeness and a Novel Multi-Task Learning Approach. *Forests*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/f14091697>
- Enoh, M. A., Okeke, U. C., & Narinua, N. Y. (2021). Identification and modelling of

- forest fire severity and risk zones in the Cross – Niger transition forest with remotely sensed satellite data. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 24(3), 879–887. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2021.09.002>
- Gigović, L., Pourghasemi, H. R., Drobňjak, S., & Bai, S. (2019). Testing a new ensemble model based on SVM and random forest in forest fire susceptibility assessment and its mapping in Serbia's Tara National Park. *Forests*, 10(5), 408.
- Hong, H., Naghibi, S. A., Moradi Dashtpajardi, M., Pourghasemi, H. R., & Chen, W. (2017). A comparative assessment between linear and quadratic discriminant analyses (LDA-QDA) with frequency ratio and weights-of-evidence models for forest fire susceptibility mapping in China. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(7). <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2905-4>
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y., & Shao, G. (2021). A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 32(1), 1–6. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>
- INDECI. (2023). Incendio Forestal en el Distrito de Shispasbamba - Bongará. *Oen*, 2–7.
- Jaafari, A., & Pourghasemi, H. R. (2019). Factors Influencing Regional-Scale Wildfire Probability in Iran. In *Spatial Modeling in GIS and R for Earth and Environmental Sciences*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-815226-3.00028-4>
- Ju, W., Xing, Z., Wu, J., & Kang, Q. (2023). Evaluation of forest fire risk based on multicriteria decision analysis techniques for Changzhou, China. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 98(May), 104082. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2023.104082>
- Leal, F. A., Souza, F. F. B. de, & Leal, G. D. S. A. (2019). Zoneamento De Riscos De Incêndios Florestais Em Regiões Hot Spot De Focos De Calor No Estado Do Acre. *Nativa*, 7(3), 274. <https://doi.org/10.31413/nativa.v7i3.6768>
- Ljubomir, G., Pamučar, D., Drobňjak, S., & Pourghasemi, H. R. (2019). Modeling the Spatial Variability of Forest Fire Susceptibility Using Geographical Information Systems and the Analytical Hierarchy Process. In *Spatial Modeling in GIS and R for*

- Earth and Environmental Sciences* (pp. 337–369). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815226-3.00015-6>
- Marcelo, J., & Sánchez, M. (2018). *ESCUELA DE POSGRADO Planeamiento Estratégico para la Provincia de Bongará, Amazonas Asesor : Juan Manuel Aguilar Rengifo Santiago de Surco, mayo de 2018.*
- Meng, Y., Liu, X., Wu, L., Liu, M., Zhang, B., & Zhao, S. (2019). Spatio-temporal variation indicators for landscape structure dynamics monitoring using dense normalized difference vegetation index time series. *Ecological Indicators, 107*(July), 105607. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105607>
- Milanović, S., Marković, N., Pamučar, D., Gigović, L., Kostić, P., & Milanović, S. D. (2020). Forest fire probability mapping in eastern Serbia: Logistic regression versus random forest method. *Forests, 12*(1), 5.
- Moayedi, H., Mehrabi, M., Bui, D. T., Pradhan, B., & Foong, L. K. (2020). Fuzzy-metaheuristic ensembles for spatial assessment of forest fire susceptibility. *Journal of Environmental Management, 260*.
<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109867>
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Bao Pham, Q., Essahlaoui, A., Nguyen, H., Laneve, G., & Oudija, F. (2021). Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators, 129*. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107869>
- Naderpour, M., Rizeei, H. M., & Ramezani, F. (2021). Forest fire risk prediction: A spatial deep neural network-based framework. *Remote Sensing, 13*(13).
<https://doi.org/10.3390/rs13132513>
- Parajuli, A., Manzoor, S. A., & Lukac, M. (2023). Areas of the Terai Arc landscape in Nepal at risk of forest fire identified by fuzzy analytic hierarchy process. *Environmental Development, 45*(November 2022), 100810.
<https://doi.org/10.1016/j.envdev.2023.100810>
- Rivera, P., Herrera, E., & Ochoa, W. (2022). Comparación de series mensuales de precipitación y temperaturas de los Modelos CMIP6 para Guatemala. *Ciencia,*

Tecnología y Salud, 9(2), 132–149. <https://doi.org/10.36829/63cts.v9i2.1285>

- Sachdeva, S., Bhatia, T., & Verma, A. K. (2018). GIS-based evolutionary optimized Gradient Boosted Decision Trees for forest fire susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 92(3). <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3256-5>
- Said, S. N. B. M., Zahran, E.-S. M. M., & Shams, S. (2017). Forest Fire Risk Assessment Using Hotspot Analysis in GIS. *The Open Civil Engineering Journal*, 11(1), 786–801. <https://doi.org/10.2174/1874149501711010786>
- Sari, F. (2021). Forest fire susceptibility mapping via multi-criteria decision analysis techniques for Mugla, Turkey: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *Forest Ecology and Management*, 480(July 2020), 118644. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118644>
- Satir, O., Berberoglu, S., & Donmez, C. (2016). Mapping regional forest fire probability using artificial neural network model in a Mediterranean forest ecosystem. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 7(5). <https://doi.org/10.1080/19475705.2015.1084541>
- SERFOR. (2019). Plan de prevención y reducción de riesgos de incendios forestales. *Gob.Pe*, 60.
- Shadrin, D., Illarionova, S., Gubanov, F., Evteeva, K., Mironenko, M., Levchunets, I., Belousov, R., & Burnaev, E. (2024). Wildfire spreading prediction using multimodal data and deep neural network approach. *Scientific Reports*, 14(1), 1–17. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52821-x>
- Silva, S. S. da, Fearnside, P. M., Graça, P. M. L. de A., Numata, I., Melo, A. W. F. de, Ferreira, E. L., Aragão, L. E. O. e. C. de, Santos, E. A., Dias, M. S., Lima, R. C., & Lima, P. R. F. de. (2021). Increasing bamboo dominance in southwestern Amazon forests following intensification of drought-mediated fires. *Forest Ecology and Management*, 490, 119139. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2021.119139>
- Sivrikaya, F., Günlü, A., Küçük, Ö., & Ürker, O. (2024). Forest fire risk mapping with Landsat 8 OLI images: Evaluation of the potential use of vegetation indices. *Ecological Informatics*, 79(July 2023).

<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102461>

- Sivrikaya, F., & Küçük, Ö. (2022). Modeling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region. *Ecological Informatics*, 68(December 2021). <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537>
- Suryabhadgavan, K. V., Alemu, M., & Balakrishnan, M. (2016). Gis-based multi-criteria decision analysis for forest fire susceptibility mapping: A case study in Harena forest, southwestern Ethiopia. *Tropical Ecology*, 57(1), 33–43.
- Tien Bui, D., Bui, Q. T., Nguyen, Q. P., Pradhan, B., Nampak, H., & Trinh, P. T. (2017). A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 233, 32–44. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.11.002>
- Varela, V., Vlachogiannis, D., Sfetsos, A., Karozis, S., Politi, N., & Giroud, F. (2019). Projection of forest fire danger due to climate change in the French Mediterranean region. *Sustainability (Switzerland)*, 11(16). <https://doi.org/10.3390/su11164284>
- Venkatesh, K., Preethi, K., & Ramesh, H. (2020). Evaluating the effects of forest fire on water balance using fire susceptibility maps. *Ecological Indicators*, 110, 105856. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2019.105856>
- Vilchis-Francés, A. Y., Díaz-Delgado, C., Magaña-Lona, D., Bâ, K. M., & Gómez-Albores, M. Á. (2015). Territorial modeling for danger of wildfires with daily prediction in the Balsas River basin | Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del Río Balsas. *Agrociencia*, 49(7), 803–820.
- Zhang, G., Wang, M., & Liu, K. (2019). Forest Fire Susceptibility Modeling Using a Convolutional Neural Network for Yunnan Province of China. *International Journal of Disaster Risk Science*, 10(3), 386–403. <https://doi.org/10.1007/s13753-019-00233-1>

ANEXOS

Anexo 1

Puntos de calor en los distritos de la provincia de Bongará

Puntos de calor	Distritos	X	Y
1	Valera	188450.76	9321889.47
2	Valera	189632.42	9322166.82
3	Jumbilla	189844.73	9323938.74
4	Valera	183860.84	9324239.31
5	Valera	185851.43	9324913.92
6	Valera	183614.09	9328997.29
7	Valera	184278.84	9329000.79
8	San Carlos	183496.30	9330324.84
9	Churuja	174748.18	9332023.71
10	Valera	175821.06	9332182.24
11	Churuja	174918.40	9333543.28
12	Churuja	174075.53	9334495.09
13	San Carlos	180920.49	9335513.34
14	Jumbilla	188447.28	9337945.33
15	San Carlos	172198.36	9338592.69
16	Jazan	168034.87	9341200.23
17	Jazan	166147.75	9341743.44
18	Jazan	167144.03	9341970.26
19	Jazan	163261.85	9342502.51
20	Jazan	164369.59	9342619.29
21	Jazan	163595.30	9343139.75
22	Jazan	161828.97	9343456.60
23	Shipasbamba	170167.34	9343654.76
24	Jazan	167356.07	9343742.53
25	Jazan	171195.07	9343805.28
26	Jazan	161628.38	9344457.33
27	Jazan	162475.03	9344490.77
28	Jazan	163029.23	9344493.81
29	Recta	192952.19	9344650.65
30	Jumbilla	183864.65	9344715.24
31	Jumbilla	185304.18	9344943.99
32	Shipasbamba	168342.23	9345851.05
33	Shipasbamba	167674.22	9346400.93
34	Shipasbamba	154002.34	9347369.64
35	Florida	170434.50	9348408.21
36	Cuispes	171430.87	9348634.89
37	Shipasbamba	154641.50	9348844.51
38	Chisquilla	191819.72	9349514.60
39	Chisquilla	192926.85	9349741.44

40	Florida	174305.08	9350089.05
41	Florida	168758.87	9350834.51
42	Jumbilla	187590.91	9351203.35
43	Florida	168121.75	9351824.03
44	Florida	168969.95	9352828.11
45	Florida	178920.32	9357861.03
46	Florida	173709.76	9357944.82
47	Corosha	183797.01	9357996.48
48	Florida	180027.68	9358088.05
49	Yambrasbamba	180442.45	9363734.97
50	Yambrasbamba	179663.64	9364284.45
51	Yambrasbamba	181773.03	9365669.74
52	Yambrasbamba	182803.56	9370893.47
53	Yambrasbamba	170612.02	9378185.10

Anexo 2

Incendio forestal ocasionado el 20 de agosto del 2023 en el sector Huembo, distrito Florida, provincia Bongará, ocasionando pérdida de cobertura vegetal.



Anexo 3

Regeneración de la vegetación después de un incendio forestal en el sector Huembo, distrito de Florida, provincia Bongará.

